

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

На правах рукопису

СТРЕМБИЦЬКИЙ МИХАЙЛО ОЛЕКСІЙОВИЧ

УДК 681.518.3

**НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ ТЕХНОЛОГІЇ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ
ВИМІРЮВАННЯ ТА КЕРУВАННЯ В СИСТЕМАХ НАВЕДЕННЯ АНТЕН**

Спеціальність 05.13.05 - Комп'ютерні системи та компоненти

Дисертація на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук

Науковий керівник:
доктор технічних наук, професор
Паламар Михайло Іванович

Тернопіль - 2016

ЗМІСТ

ВСТУП.....	4
РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МЕТОДІВ ВИМІРЮВАННЯ ТА КЕРУВАННЯ В СИСТЕМАХ НАВЕДЕННЯ АНТЕН	10
1.1. Характеристика способів керування в системах наведення антен	10
1.2. Характеристика способів реалізації керування в системах наведення антен..	13
1.3. Роль нейронних мереж в системах керування для наведення антен	17
1.4. Структура НМ для синтезу регулятора наведення антени	24
1.5. Ідентифікація та нейромережева модель об'єкта керування.....	25
1.6. Нейромережеві технології для керування динамічними об'єктами та в системах наведення антен	27
1.7. Висновки до розділу 1	31
РОЗДІЛ 2 КЕРУВАННЯ НАВЕДЕННЯМ АНТЕНИ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НМ ТА ПОБУДОВА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО ЕМУЛЯТОРА.....	32
2.1. Постановка задачі керування наведенням антен	32
2.2. Метод побудови НМ емулятора антени.....	40
2.3. Навчаючі дані для створення нейромережевого емулятора системи керування антени	46
2.4. Удосконалення методу синтезу НМ - контролера для наведення АС.....	47
2.5. Висновки до розділу 2	50
РОЗДІЛ 3 НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ РЕГУЛЯТОР СИСТЕМИ НАВЕДЕННЯ АНТЕНИ.....	52
3.1. Побудова математичної моделі системи наведення антени	52
3.2. Дослідження способу навчання модифікованої НМ Елмана	64
3.3. Проведення тестування НМ-ідентифікатора антени.....	72
3.4. Проведення тестування НМ-контролера для наведення АС	78
3.4.1. Налаштування ПІД-регулятора для керування антени	79
3.4.2. Синтез НМ-регулятора для наведення антени.....	80
3.5. Висновки до розділу 3	85

РОЗДІЛ 4 ХАРАКТЕРИСТИКА КОНТРОЛЕРА КЕРУВАННЯ НАВЕДЕННЯМ АНТЕНИ.....	86
4.1. Керування наведенням опорно-поворотним пристроєм антени	86
4.2. Перевірка ефективності використання методу для навчання НМ-контролера.....	92
4.3. Показники якості НМ-регулятора наведення антени.....	94
4.3.1. Наявність статичної та динамічної похибки регулювання	94
4.3.2. Перерегулювання в системі наведення антени	96
4.3.3. Інтегральні показники якості	98
4.4. Тестування нейромережевого контролера наведення антеною	100
4.5. Висновки до розділу 4	104
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ	105
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	107

ВСТУП

Актуальність теми. Для забезпечення супроводу супутників дистанційного зондування Землі під час їх перебування в зоні видимості, що може тривати декілька десятків хвилин, механізм неведення антенної системи повинен забезпечувати високу швидкість та точність наведення. Важливу роль в цьому процесі відведено побудові та налаштуванню регулятора керування наведенням антенної системи.

Вагомий внесок у розвиток систем наведення антен здійснили П.В. Белянський, А.А. Гукасян, Б.И. Кузнецов, О.П. Гребенюк, М.І. Паламар, С.К. Ефимов, А.Г. Несторович, W. Gawronski, S. Nazari, M. Richahharia. Побудову нейромережових контролерів для керування динамічними об'єктами розглянуто в роботах: М.В. Наконечного, К.В. Змету, В.В. Белецкого, S. Omatu, M. Khalid, R. Yusof, D. Mandic. Зокрема, у роботі D. Mandic запропоновано використання рекурентних нейронних мереж (НМ) для побудови контролера керування динамічними об'єктами. Однак питання топології НМ, вибору алгоритму навчання для таких систем недостатньо обґрунтовані. В роботах В.И. Ширяєва, Г.К. Вороновського, Л.Г. Комарцовой запропоновано підходи до визначення топології та навчання НМ, що використовують наперед задану структуру НМ, коли відоме число та склад її змінних, тобто структура задана наперед.

Доцільність побудови НМ, яка б моделювала поведінку АС керування, обґрунтована труднощами у формулюванні чіткого детермінованого опису. На основі якого можна робити висновки про структуру НМ та її навчальну вибірку. Тому питання про визначення структури нейромережової моделі (нейроемулятора) антенної системи, а також побудову на її основі нейромережового контролера керування в системі наведення антени залишається актуальним.

Залишається відкритим питання про структуру НМ і число нейронів в двох перших шарах. Надто ускладнена структура приводить до надлишкового збільшення часу навчання, а також підвищує ймовірність перенавчання НМ, тоді як використання спрощеного варіанту може не дати очікуваних результатів. Практика показує що для більшості задач достатньо двохшарової мережі.

Сучасна електронна база уможлиблює реалізацію складних структур та алгоритмів навчання для створення та функціонування нейморежевої топології. Це дозволяє підвищити точність вимірювання та надійність керування і зменшити похибку наведення антени.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Основний зміст роботи складають результати досліджень, які проводились протягом 2010 - 2015 рр. відповідно до тематичних планів виконання науково-дослідних та дослідно-конструкторських робіт у Тернопільському національному технічному університеті імені Івана Пулюя, зокрема:

- за державною темою ДІ 206-13 "Розробка та дослідження нових поворотних платформ антенних станцій та систем керування для дистанційного зондування Землі" (№ держреєстрації 0113U000257);
- "Розробка та виготовлення системи керування антенними комплексами ACS-Inter" (тема № 315-12 від 08.10.2012 р.);
- "Розробка та виготовлення системи керування антеною 3,6-Ка" (тема № 216-12 від 21.12.2012 р.);
- "Розробка та виготовлення системи керування БК-2 ААС" (тема № 317-12 від 22.12.2012 р.).

Мета і задачі дослідження. Метою дисертації є підвищення точності вимірювання та керування у системах наведення антен шляхом застосування нейромережевих методів з урахуванням особливостей процесу, та побудова контролера наведення антени на основі узагальненого інверсного керування.

Для досягнення вказаної мети необхідно вирішити такі задачі:

1. Запропонувати метод використання рекурентної НМ для керування антеною.
2. Обґрунтувати ефективність функціонування нейромережевого емулятора у контурі наведення антени.
3. Запропонувати метод перевірки ефективності роботи НМ контролера.
4. Обґрунтувати вибір методу навчання НМ контролера.
5. Запропонувати спосіб підвищення точності керуванням антеною.

6. Запропонувати розподілену систему для керування наведення антени.

Об'єкт дослідження – процес вимірювання та керування в системах наведенням антен.

Предмет дослідження – засоби та методи синтезу штучних нейронних мереж.

Методи дослідження. Для вирішення поставлених завдань використовувалися: теорія автоматичного керування та математичного моделювання, методи теорії нейронних мереж, планування експерименту, теорія похибок вимірювань.

Наукова новизна одержаних результатів.

1. Вперше запропоновано використання контролера на основі рекурентної НМ для наведення антени, який шляхом реалізації нейромережевого емулятора забезпечує відображення інверсної динаміки системи наведення антени, яке не потребує знання точної математичної моделі керованого об'єкту і дозволяє уникнути громіздких розрахунків на стадії ідентифікації моделі керування.

2. Вперше запропоновано нове застосування методу ідентифікації параметрів антени, при реалізації якого подані на вхід тестові сигнали та врахування перехідного процесу, дало змогу формувати послідовності для проведення навчання нейромережевого контролера наведення антени без використання детального математичного опису керованого об'єкту.

3. Вперше запропоновано метод вибору способу навчання рекурентної НМ Елмана для наведення антени, при відтворенні інверсної динаміки керованого об'єкту, який забезпечує зменшення похибки при проведенні навчання синтезованої нейромережевої структури.

4. Удосконалено метод синтезу нейроконтролера керування антенним пристроєм на основі рекурентної нейронної мережі Елмана введенням глобальних зворотних зв'язків, що дало змогу підвищити точність керування при супроводі антенною системою тестової траєкторії на 3,7% у порівнянні з розрахованим та

налаштованим аналітичним методом пропорційно-інтегрально-диференціальним (ПІД) - регулятором.

5. Удосконалено метод керування наведенням антенної установки для розподіленої системи, застосування якого підвищило швидкодію регулятора на 3% у порівнянні з налаштованим ПІД-регулятором.

Практичне значення одержаних результатів полягає в підвищенні точності вимірювання та керування в системах наведення антен.

1. Розроблений метод синтезу рекурентних нейронних мереж для ідентифікації систем наведення антен доведеної до практичної реалізації.

2. На базі розроблених методів синтезовано нейромережевий контролер для керування антеною, що реалізований при відтворенні інверсної динаміки керованого процесу.

Результати роботи впроваджено у Державному науково-технічному підприємстві (ДНТП) «ТехАС-К» за держбюджетним замовленням (№ 0114U0002995), а також на основі господарського договору з ДНТП «ТехАС-К» (г/д №316-12), та у Тернопільському державному науково-технічному підприємстві «Промінь» за держбюджетним замовленням (№ держзамовлення 0113U000257).

Особистий внесок здобувача. Дисертація є результатом самостійних наукових досліджень, в яких викладено авторський підхід до побудови контролера керування в системах наведення антен та підвищення точності вимірювання із використанням нейромережевих технологій. Основні твердження і результати наукового дослідження за темою дисертації автор отримав самостійно у процесі науково-дослідницької роботи. У роботах, опублікованих у співавторстві, автору належить: [34] – моделювання роботи нейромережевого контролера у контурі наведення антени; [107] – моделювання роботи рекурентної нейронної мережі в контурі наведення антенної системи; [126] – розробка алгоритму керування різцями з використанням пропорційно-інтегрального регулятора, параметри якого налаштовані із використанням рекурентної НМ; [110] – виконання імітаційного моделювання нейромережевої

структури та пропорційно-інтегрально-диференційного контролера; [116] – розробка програмного забезпечення для реалізації керування двигуном безконтактним моментним; [111] – аналіз та тенденції розвитку нових та удосконалення існуючих опорно-поворотних пристроїв антенної системи; [109] – адаптація та навчання рекурентної нейронної мережі для системи керування динамічними об'єктами зі змінними параметрами; [113] – обґрунтування проведення навчання рекурентної НМ для реалізації прямого інверсного керування динамічним об'єктом; [106] – створення порівняльної моделі для визначення ефективності використання нейронної мережі Елмана у контурі керування антенною системою; [108] – адаптація різного типу нейронних мереж до проведення керування динамічними об'єктами; [104] – алгоритм проведення ідентифікації динамічних об'єктів, програмна реалізація нейромережевої структури для нейромулятора динаміки об'єкта керування; [115] – синтез нейромережевого контролера для наведення антени; [127] – опрацювання експериментальних значень для представлення їх у комп'ютерній програмі; [117] – опис способу введення графічної інформації в комп'ютер, який використовується для формування послідовності при проведенні навчання НМ.

Апробація результатів дисертації. Викладені в дисертації результати досліджень були апробовані на наукових конференціях, серед них: Міжнародна науково-технічна конференція "Фундаментальні та прикладні проблеми сучасних технологій" (м. Тернопіль, 2010 р.), XI, XII Міжнародні конференції "Контроль і управління в складних системах" (м. Вінниця, КУСС-2012, 2014 рр.). XII Міжнародна науково-технічна конференція "Приладобудування: стан і перспективи" (м. Київ, НТУУ "КПІ" 2013 р.), науково-технічна конференція "Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки і приладобудування" (м. Тернопіль, 2011, 2013, 2015 рр.). Результати дисертаційної роботи, починаючи з 2010 року, представлялись і обговорювались на щорічних науково-технічних конференціях Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя.

Результати дисертації висвітлено й обговорено на наукових семінарах кафедри приладів та контрольно-вимірювальних систем Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя (Тернопіль), а також доповідалися на науково-тематичному семінарі ТНТУ "Інформаційні системи, обчислювальна техніка та автоматизація".

Публікації. Основні результати дисертації опубліковано в 15-ти публікаціях, 4 із яких – статті в наукових фахових виданнях України, 1 стаття у закордонному виданні *Przeгляд Elektrotechniczny*, що індексується в SCOPUS, 8 тез доповідей на науково-технічних конференціях, 1 авторське свідоцтво на програму, 1 патент України на корисну модель.

РОЗДІЛ 1

ОГЛЯД НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МЕТОДІВ ВИМІРЮВАННЯ ТА КЕРУВАННЯ В СИСТЕМАХ НАВЕДЕННЯ АНТЕН

У першому розділі проаналізовано тенденції розвитку засобів керування наведенням антенних систем. Розглянуто методи побудови регулятора, зокрема виділено гібридні методи синтезу регулятора із використанням нейромережових технологій. Зазначено низку факторів, що ускладнюють використання класичних регуляторів у контурі наведення антенними комплексами, проаналізовано вплив динаміки об'єкта керування на побудову структури регулятора. Розглянуто структуру НМ, сформовано основні способи використання нейромережових технологій у системі наведення антен. Проведено характеристику контролерів для керування наведенням антенною системою, розглянуто принципи побудови адаптивних та самоналаштовувальних контролерів.

1.1. Характеристика способів керування в системах наведення антен

Ефективність керування наведенням антенних комплексів (АК) для супроводу космічних апаратів залежить від параметрів опорно-поворотного пристрою (ОПП) (рис. 1.1), конструкції антенної системи (АС) [60, 62, 112].

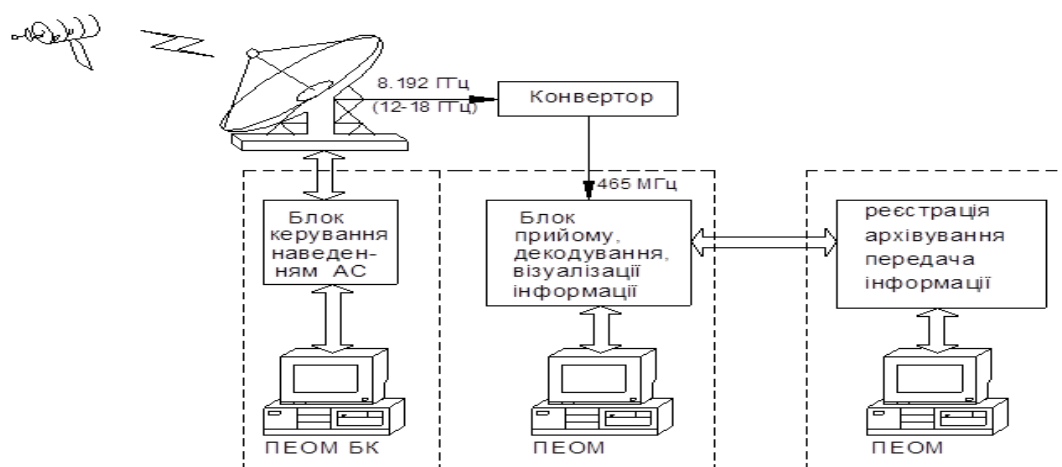


Рис. 1.1. Склад системи наведення антен для дистанційного зондування Землі

В процесі експлуатації АК, параметри ОПП змінюються [111], та виникають похибки у механічних ланках [105], що погіршує якість керування та порушує стабільність системи. Причиною цього є зношеність і старіння деталей, наявність неточностей під час виготовлення та ремонту вузлів. Теоретичними питаннями побудови ефективних систем керування динамічними об'єктами та антенними системами із використанням нейромережевих технологій займалися Б.И. Кузнецов, І.А. Орловський, М.В. Наконечний, М.І. Паламар, К.В. Змеу, К.В. Ноткин, Н.А. Марков, П.В. Белянский, А.А. Гукасян, Л.Д. Акуленко, В.Л. Афонин, В.Е. Бербюк, В.В. Белецкий, М. Вукобратович, В.Г. Градецький, А.Т. Заремба, П.И. Чинаев, Ф.Л. Черноусько, В.С. Михайлов, S. Omatu, M. Khalid, R. Yusof, D.P. Mandic, J.A. Chambers, M. Richharia, S. Nazari, W. Gawronski, G.K.I. Marr, R.G. Gosine, E. Yesil KS. Nerendra, K. Parthasarathy, D. Nguyen, B. Widrow та інші.

У роботах В.В. Кочана, А.О. Саченка, В. Турченко, Т.О. Бурака, В.А. Головка описано застосування НМ для розпізнавання сигналів або зображення, прогнозування часових рядів та визначення спектру випадкових процесів [9-11, 71, 73, 89, 101].

Низку досліджень проведено, щоб розробити методи для налаштування контролера наведення антен, які ґрунтуються на використанні методу Зиглера-Нільсона [57]. Це питання розглядається в роботах А.Г. Александрова, И.Г. Резкова, М.В. Паленова, В.А. Леонова, І.В. Чубарева. Слід відзначити, що даний метод передбачає введення керуючого об'єкта в ділянку автоколивачів за рахунок переходу на П-закон та глибокого варіювання коефіцієнта підсилення K_p [76, 77]. Однак значний ряд технологічних процесів, зважаючи на умови експлуатації, не допускає переведення його в автоколивальний режим. До таких систем належить АК.

Аналіз сучасних систем автоматичного керування нелінійними динамічними об'єктами показує, що їх створюють як адаптивні системи із зворотнім зв'язком. Для цього необхідне знання моделі об'єкта керування. Відомою системою керування є модель зі зворотнім зв'язком, що містить

регульовані в реальному масштабі часу коефіцієнти. До такої моделі відноситься адаптивний регулятор Астрома [35].

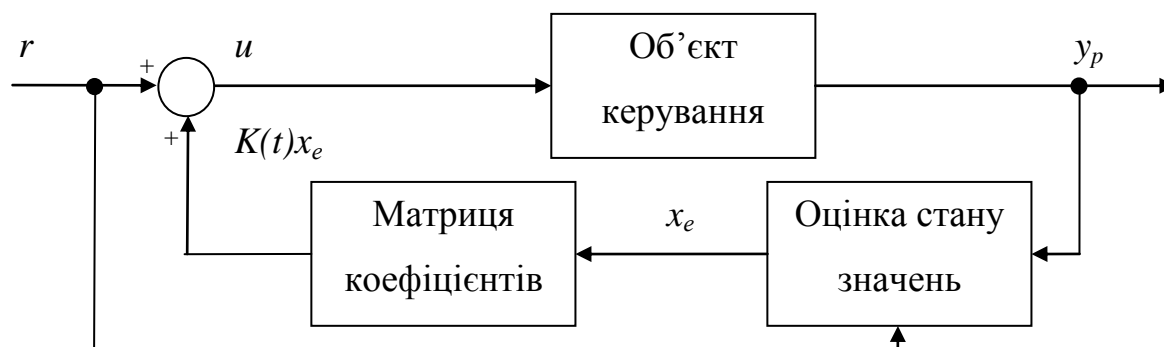


Рис. 1.2. Адаптивна система із регулятором, що містить регульовані в реальному масштабі часу коефіцієнти

Недоліком даної схеми є складний розрахунок коефіцієнтів регулятора.

Відома модель системи адаптивного керування [118], за якою вихідний сигнал відповідає вихідному сигналу попередньо визначеної (еталонної) моделі, яка має відповідно бажані характеристики. Однак така система керування є чутливою до завад, і складнощі виникають при адаптації способу керування реальними об'єктами, які працюють в умовах невизначеності.

Стан системи наведення антени, як динамічного об'єкта можна описати вектором стану, зробивши припущення, що на об'єкт керування діє керуюча сила. Якщо математична модель об'єкта невідома, але можна провести вимірювання компонента вектора стану системи, то метою керування буде досягнення бажаної динаміки об'єкта керування, використовуючи зміну значення компонента керуючої дії. Тобто необхідно синтезувати алгоритм керування, використовуючи вимірювання або визначення на основі вимірювання величини, та забезпечити досягнення заданої мети керування.

Класична теорія лінійного оптимального керування для використання багатомірних об'єктів містить обмеження, які пов'язані зі складністю представлення проектного завдання. Дана теорія також вимагає розробки математичної моделі об'єкта керування, що описує динамічну систему та використовує аналітичний підхід до побудови закону керування.

1.2. Характеристика способів реалізації керування в системах наведення антен

Ефективне застосування промислових та комерційних ПД-регуляторів пов'язане з вдосконаленням методів автоматичного визначення коефіцієнтів та можливості адаптивного коригування. Незважаючи на те, що широкий спектр методів автоматичного налаштування та адаптації ПД-регуляторів [76, 77, 123], які застосовуються на сьогоднішній день, були розроблені в 60-х роках [124], в промислових контролерах адаптивна техніка почала використовуватися лише з середини 80-х. Така тенденція пов'язана із особливістю технічної реалізації адаптивних алгоритмів та обмеженій елементній базі, що використовувалася тривалий час до появи мікроконтролерів та їх доступного використання.

Повністю автоматичне налаштування коефіцієнтів регулятора або його складових може ініціюватися при настанні раніше заданих умов:

- при зміні навантаження;
- при зміні зовнішніх дій;
- при зміні похибки регулювання;
- неперервно в часі.

Різновидністю адаптації можна вважати керування у розімкненій системі, для якої параметри регулятора визначаються табличними коефіцієнтами, що попередньо розраховуються [77]. Адаптація є повільним процесом, тому її не можна розглядати, як неперервне налаштування параметрів регулятора під змінні параметри об'єкта керування. Відмітимо, що регулятори, налаштовані в автоматичному режимі, часто працюють гірше, ніж налаштовані вручну [33], оскільки не завжди на стадії проектування вдається врахувати всі особливості функціонування системи.

Автоматичне налаштування регулятора має три етапи [87]: ідентифікація керованої системи; розрахунок параметрів регулятора; налаштування регулятора.

Часто кінцевим етапом є коректування налаштованих коефіцієнтів або параметрів, тому такий метод віднесемо до оптимізації налаштування.

Оптимізація налаштування необхідна у зв'язку із тим, що методи розрахунку параметрів за формулами є спрощеними і у більшості випадків не враховують нелінійності об'єктів керування, а також через наявність лінійності типу «обмеження» ідентифікація параметрів керованого об'єкту виконується неточно або допускається певне значення похибки. Пошукова ідентифікація базується на правилах ітераційних алгоритмів пошуку мінімуму критерійної функції. Найбільш поширеним є метод пошуку оптимальних параметрів за допомогою градієнтного методу для налаштування ПІД-регулятора. Важливо відмітити, що, незважаючи на наявність автоматичного налаштування, контролер може не дати бажаної якості регулювання через причини, що не залежать від якості закладених в нього алгоритмів.

Наприклад, ОПІ антени може бути спроектований таким чином, що буде містити залежні контури регулювання або елементи, які мають значні лінійні затримки від моменту прикладання керуючого значення до часу приведення в дію вихідної ланки.

Структура системи з автоматичним налаштуванням коефіцієнтів регулятора наведено на рис. 1.3. При проведенні серії експериментів залишається відібрати найбільш придатну модель, яка найточніше відображає параметри керованого об'єкту. Таким чином, на вхід ПІД-регулятора поступає значення $r(t)$, що є заданою траєкторією, а також знання із виходу об'єкта керування $y(t)$. На основі отриманих значень регулятор видає сигнал керування u .

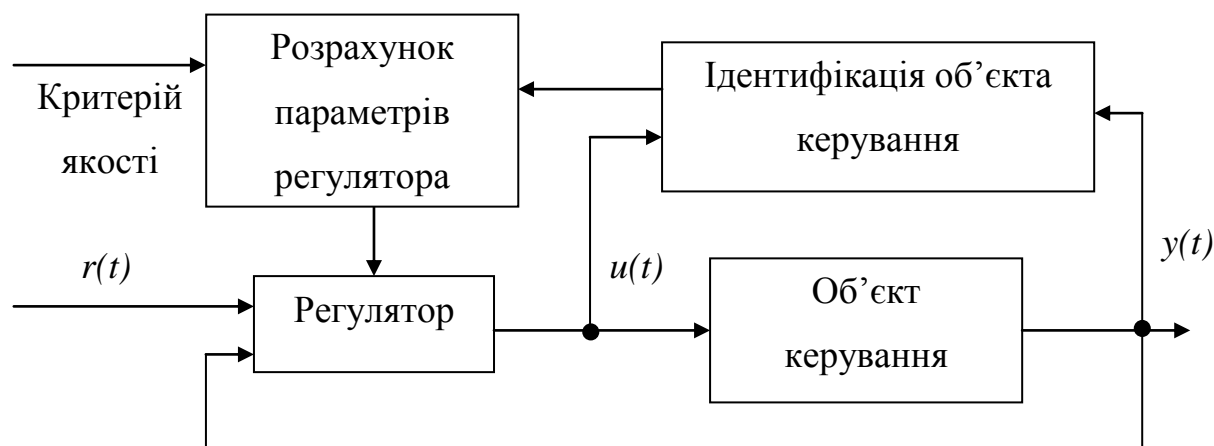


Рис. 1.3. Узагальнена структура системи з автоматичним налаштуванням коефіцієнтів ПІД-регулятора

Принцип адаптивного налаштування з допомогою параметрів, раніше записаних в таблицю, наведений на рис. 1.4, базується на використанні інформації про можливі зміни режимів роботи системи. Для цього потрібно провести ідентифікацію об'єкта для декількох різних режимів роботи і для кожного з них знайти параметри регулятора, які в подальшому треба записати у таблицю. У процесі функціонування системи вимірюється величина, що характеризує режим роботи системи, і, залежно від її значення, вибираються з таблиці величини коефіцієнтів ПІД-регулятора. Взагалі таблиця може бути багатовимірною, а для зменшення необхідного наповнення таблиці використовується інтерполяція проміжних значень даних.

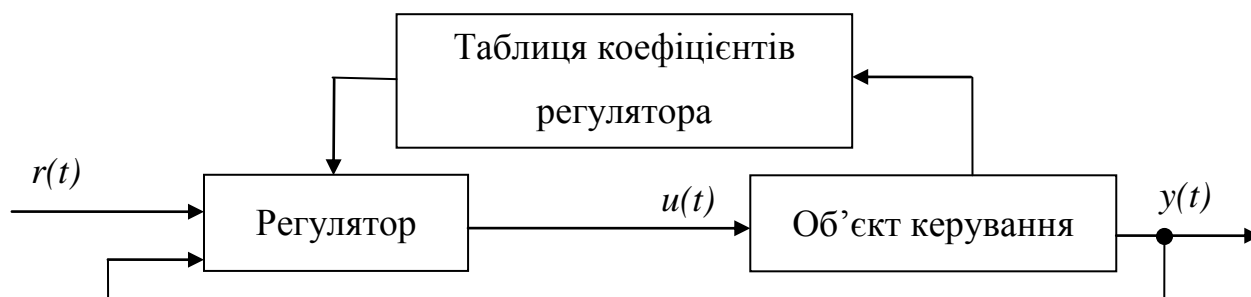


Рис. 1.4. Адаптивне налаштування регулятора з допомогою параметрів, раніше записаних в таблицю

Недоліком згаданого методу є значні затрати на попередню ідентифікацію, що є необхідною для створення таблиці. Однак така проблема вирішується шляхом використання спеціальних програмних засобів для автоматичної ідентифікації та адаптації регулятора, після виконання яких отримані параметри заносяться в таблицю [2].

Табличне керування коефіцієнтами регулятора доцільне у випадку, коли заздалегідь відомі види та величини дестабілізуючих факторів, які до того ж можна виміряти.

ПІД-регулятор при регулюванні нелінійними та складними системами в умовах недостатньої інформації про ОК не завжди задовольняє вимоги керування. Підвищити його робочу здатність дозволяє використання методів нечіткої логіки, нейронних мереж та генетичних алгоритмів [69].

В одному контролері можлива комбінація перерахованих вище методів: фазі-ПД, нейрон-ПД, нейрон-фазі-ПД-регулятори із використанням генетичних алгоритмів.

Нечітке керування ґрунтується на методах, в основі яких знаходиться теорія нечітких множин [79, 119, 132] і використовується при недостатній інформації про керований процес та ОК. У випадку, коли, за умовою задачі, у керуванні необхідно використати знання експерта, що добре керує таким об'єктом, використовуючи покази приладів та здобутий досвід. Зокрема, ПД-регулятор з нечіткою логікою отримує інформацію від оператора, що виражена словесно, та опрацьовує її на основі апарату теорії нечітких множин, що був розроблений Л. Заде в 1965р. [55].

Основна суть теорії полягає в наступному: якщо в теорії чітких множин деякий елемент може належати множині або не належати їй, то ступінь належності елемента множині функції описується функцією приналежності. При цьому вважається, що вказана величина із певною ймовірністю належить до відповідної множини значень. Функцію приналежності можна трактувати, як ймовірність того, що даний елемент належить множині, однак така ітерація, хоча і для інженерів є більш зрозумілою, не є математично визначеною, оскільки існуюча теорія нечітких множин не оперує поняттям ймовірності. В роботі [27] показано можливість застосування нечіткої логіки при побудові систем керування динамічними об'єктами, а в [26] детально описано використання нечіткого ПД-регулятора для керування парогенератором.

Для побудови нечітких регуляторів використовують П, І, ПІ та ПД ПД+І, ПІ+Д і ПД-закони регулювання [28, 30]. В якості вхідних сигналів для системи керування може бути використано сигнал похибки, приріст похибки, квадрат похибки та інтеграл з похибки [29]. Використання нечіткого ПД-регулятора породжує проблеми, оскільки така система повинна мати трьохмірну таблицю правил у відповідності з трьома рівняннями ПД-регулятора, яку, зазвичай, важко заповнити, користуючись лише відповідями експерта. Фазі-налаштування

дозволяє зменшити перерегулювання, знизити час встановлення та підвищити надійність ПІД-регулятора [54].

Процес автоматичного налаштування регулятора з допомогою блоку нечіткої логіки починається з пошуку початкових наближених коефіцієнтів регулятора K , T_i , T_d . Така дія проводиться за допомогою методу Зиглера-Нільсона [57], виходячи з періоду власних коливань у замкнутій системі й контурного підсилення. Далше формується функція оцінки критерію, необхідна для пошуку оптимальних значень параметрів налаштування методом оптимізації. У процесі налаштування такого регулятора використовують декілька кроків [17].

Слід відмітити, що у випадку, коли інформація достатня для отримання математичної моделі об'єкта, традиційний регулятор завжди буде кращим, ніж нечіткий, тому що при синтезі нечіткого регулятора вихідні дані задані наближено.

1.3. Роль нейронних мереж в системах керування для наведення антен

Використання НМ має свою специфіку, що створює відповідні вимоги до архітектури НМ та алгоритму її навчання. У більшості випадків для розглянутих робіт НМ виступають в одному із наступних елементів:

1. Регуляторі [4, 74, 131].
2. Моделі об'єкта керування [22].
3. Оптимальному фільтрі об'єкта керування [15].
4. Регуляторі сумісному з регулятором іншого типу: лінійному [48] і побудованому із використанням елементів нечіткої логіки [49].
5. Оптимізаторі регулятора іншого типу [47].
6. Класифікаторі або системі для розпізнавання образів [3, 81].

У подальшому будемо приділяти увагу реалізації НМ-регулятора для задачі керування наведення антеною. Виділимо основні способи використання НМ у контурі керування.

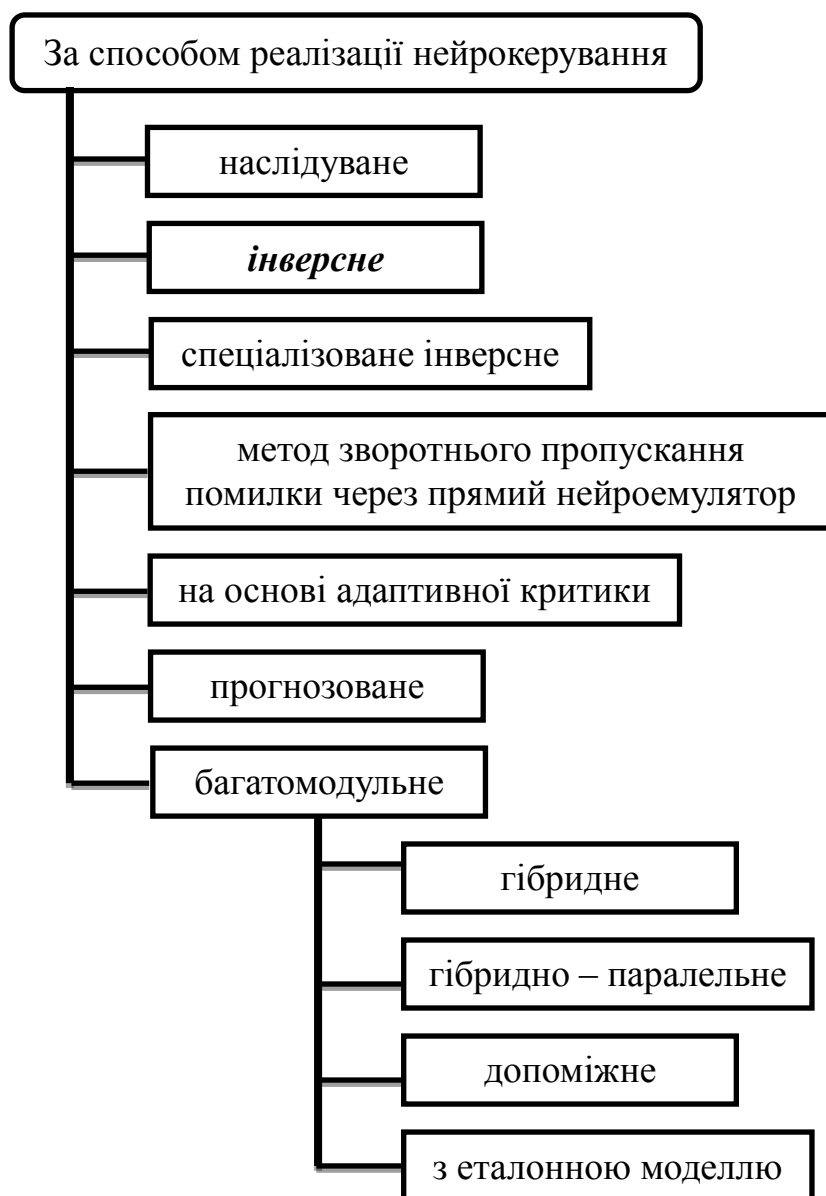


Рис. 1.5. Способи реалізації нейрокерування

Наслідуване нейрокерування. Назва «наслідуване нейрокерування» (*Neurocontrol learning based on mimic, Controller Modeling, Supervised Learning Using an Existing Controller*) [118] охоплює системи нейрокерування, в яких нейроконтролер навчається на прикладах динаміки контролера, наприклад: ПІД-регулятора. Після навчання НМ з точністю відтворює функції вхідного контролера. Наслідуване нейрокерування застосовується для первинного навчання НМ із використанням інших методів для наступного донавчання нейроконтролера.

Інверсне нейрокерування. У роботі [52] показані деякі приклади застосування схеми керування на основі інверсної моделі для лінійних систем з використанням НМ. При такому підході формування інверсної моделі ОК здійснюємо шляхом навчання НМ.

При узагальненому інверсному нейрокеруванні [51] передбачено навчання НМ в режимі *off-line*, на основі записаних траєкторій поведінки динамічного об'єкта. Для отримання таких траєкторій на об'єкт керування в якості керуючого сигналу подаються деякі випадкові процеси. Значення керуючих сигналів та відповідних реакцій об'єкта записуються і на їх основі формуємо навчальну послідовність. У ході навчання НМ повинна відслідкувати та запам'ятати залежність керуючого сигналу $u(k-1)$ від наступного значення реакції об'єкта керування $y(k)$, який знаходився перед цим у стані $S(k-1)$. Для навчання доцільне використання методу зворотного поширення похибки. Таку НМ назвемо «інверсним нейроемулятором».

При керуванні об'єктом інверсний нейроемулятор підключається як контролер, при чому розрізняються два способи: замкнутий і розімкнутий.

При замкнутому підключенні на вхід контролера подаємо поточне встановлене значення і вектор стану об'єкта керування, переданий через коло зворотного зв'язку:

$$x(k) = [r(k+1) \ S(k)]^T, \quad (1.1)$$

Завдяки стабілізуючому впливу зворотного зв'язку досягається достатньо висока якість керування. Відомі варіації загального інверсного керування, в яких, замість біжучого значення цільового значення, подається цільова траєкторія на L тактів вперед: $[r(k+1) \ r(k+2) \ \dots \ r(k+L)]$.

Перевагою узагальненого інверсного нейрокерування є навчання нейроконтролера в режимі *off-line* за відсутності точної математичної моделі об'єкта керування.

Спеціалізоване інверсне нейрокерування [37]. Цей вид нейрокерування дозволяє навчати інверсний нейроконтролер в режимі *on-line*, використовуючи похибку відхилення від встановленого значення $e = r - y$. НМ генерує керуючий сигнал $u(k)$, який надає ОК положення $y(k + 1)$. Даліше визначаємо похибку роботи нейроконтролера. При цьому корекцію вагових коефіцієнтів НМ виконуємо за методом найшвидшого спуску. Перевагою такого підходу є висока якість керування у порівнянні з узагальненим методом інверсного нейрокерування. Суттєвим недоліком є необхідність знання точної математичної моделі об'єкта керування, яка необхідна для навчання нейроконтролера.

Метод зворотного пропускання похибки через прямий нейроемулятор. Такий підхід використовує дві НМ [138], одна з яких виконує функцію контролера, а друга – прямого нейроемулятора, що навчений моделювати динаміку керованого об'єкта. А під час навчання прямого нейроемулятора на виході об'єкта керування подається випадковий керуючий сигнал u , що змінює положення об'єкта керування y , та на основі таких значень створюємо навчальну вибірку. Навчання прямого нейроемулятора проводять у режимі *off-line*. Механізм зворотного поширення через прямий нейроемулятор реалізує локальну інверсну модель стану об'єкта керування в поточному просторі. Пройшовши через нейроемулятор, похибка поширюється через нейроконтролер, однак тепер її проходження супроводжується корекцією вагових коефіцієнтів нейроконтролера. Нейроемулятор при цьому виконує функції додаткових шарів НМ нейроконтролера, в яких ваги зв'язків не коректуються.

Прогнозоване нейрокерування. В роботі [91] розглянутий НМ регулятор контуру швидкості з прогнозуванням *NN Predictive Controller*. Метод навчання нейроконтролерів, при яких мінімізується відхилення поточного положення об'єкта керування від заданого для кожного такту, не завжди забезпечує найкращу інтегральну якість керування [8]. Якість роботи залежатиме від реалізації та вибору алгоритму мінімізації для прогнозування відповідного сигналу, отриманого від моделі ОК [89].

Відомі прогнозуючі моделі нейрокерування [39], що мінімізують функціонал інтегральної похибки:

$$Q(k) = \sum_{i=L_1}^{L_2} e(k+i)^2 + \rho \sum_{i=0}^{L_2} (u(k+i) - u(k+i-1))^2, \quad (1.2)$$

де e - похибка виходу системи;

ρ - вклад зміни керуючого сигналу в загальний функціонал Q .

Для прогнозування майбутньої поведінки системи та визначення похибки використаємо прямий нейроемулятор, який навчений так само як і у випадку зворотного поширення похибки через прямий нейроемулятор. Особливістю такого методу є відсутність навчаючого контролера. Його місце займає оптимізаційний модуль, що здатний працювати в режимі реального часу [44].

Недоліком системи прогнозуючого модельного нейрокерування є обмежене використання його в системах із швидко змінюю динамікою, оскільки оптимальний алгоритм, що працює в режимі реального часу, протягом одного такту не зможе знайти найкращу стратегію керування.

Методи нейрокерування на основі адаптивної критики, [23] подібно до системи прогнозованого модельного керування, вибирають керуючий сигнал на основі оцінок майбутньої поведінки системи керування. Така система містить два нейронних модулі: нейроконтролер та модуль критики. Модуль критики використовує апроксимацію значення функції передачі. Популярність систем адаптивної критики пояснюється наявністю розвинутої теоретичної бази у вигляді теорії динамічного програмування Бельмана, а також властивістю подібності до оптимального або близького до оптимального керування.

Багатомодульне нейрокерування характеризується структурою типу комітетів експертів [135]. Для багатомодульного підходу вихідна задача розділяється на окремі підзадачі, вирішення яких покладено на окремі модулі. Системи багатомодульного нейрокерування на основі локальних інверсних моделей складаються зі значної кількості лінійних нейроконтролерів і керуючого

модуля. Кожний із лінійних контролерів є НМ прямого поширення сигналу, яка навчена керувати в межах локальної ділянки простору станів об'єкта.

Для формування нейроконтролера можна використовувати різні методи [41, 84, 84, 94]:

- узагальнене інверсне нейрокерування,
- спеціалізоване інверсне нейрокерування,
- метод зворотного пропускання похибки через нейромодулятор.

Недоліком такого методу для проведення навчання нейроконтролера є потреба великого об'єму навчальних прикладів, розподілених по простору станів керуючого об'єкта.

Метод багатомодульного нейрокерування на основі пар прямих та інверсних моделей [52], відрізняється від методу нейрокерування на основі локальних інверсних моделей, в яких поведінка системи формується при навчанні й під час керування не коректується. Такий метод передбачає коректування поведінки нейронних модулів на кожному такті нейрокерування. Істотним недоліком системи багатомодульного нейрокерування є непрозора процедура розділення навчальної вибірки на вибірки для навчання прямих та інверсних нейромодуляторів різних модулів.

Гібридне нейрокерування ґрунтується на використанні сумісної роботи НМ із звичайними контролерами, ПІД-регуляторами або іншими типами контролерів. Гібридне нейро-ПІД керування [42] дозволяє проводити самоналаштування ПІД-регулятора в режимі *on-line* із використанням НМ. Керування із використання ПІД-контролера полягає у мінімізації помилки зворотного зв'язку. Сигнал керування, що виробляється контролером, являє собою суму пропорційної, інтегральної та диференціальної складових.

Недоліком є проблематичне оцінювання стійкості отриманого нелінійного контролера. Для такого способу є необхідність у аналітичній математичній моделі об'єкта керування.

Методи гібридного паралельного нейрокерування. У роботі [6] передбачається паралельне використання нейроконтролерів зі звичайним

контролером для керування динамічними об'єктами. При цьому нейроконтролер та звичайний контролер, в ролі якого виступає, наприклад, ПІД-контролер, отримують однакові значення установки.

Гібридне паралельне нейрокерування є компромісним рішенням для впровадження нейрокерування та переходу від звичайних контролерів до НМ.

Допоміжне нейрокерування актуальне, коли необхідно вирішити додаткові задачі, що виникають в процесі керування динамічними об'єктами. Якість керування контролера можна підвищити і зробити траєкторію руху об'єкта більш гладкою при використанні фільтрування зовнішніх збурень [118]. Спочатку така схема була запропонована Б. Видроу для використання сумісно з нейроконтролерами, що навчені за принципом загального нейрокерування. Цей підхід застосований до об'єкту керування зі зворотною динамікою при наявності адекватної математичної або імітаційної моделі об'єкта керування для навчання прямого та інверсного нейромодулятора.

Нейрокерування з еталонною моделлю [50, 98] – варіант нейрокерування згідно методу зворотного поширення помилки через прямий нейромодулятор з додатковим введенням у схему еталонної моделі. Для зменшення невизначеності у процесі керування між об'єктом та нейроконтролером вводиться еталонна модель, як правило, лінійна динамічна система невисокого порядку, яку можна легко перевірити аналітичними методами на стійкість [137]. Еталонна модель підбирається таким чином, щоб генерована нею опорна траєкторія на кожному такті була досяжна для об'єкта керування. К. Кришнакумаром та ін. [12] запропоновано оригінальну модифікацію нейрокерування з адаптивною еталонною моделлю для створення аварійно-стійкої системи керування літальним апаратом. Еталонна модель донавчається в режимі *off-line* шляхом мінімізації середньоквадратичної похибки відхиленням траєкторії руху об'єкта керування від цільової траєкторії. Таку адаптивну систему можна розглядати як звичайний нейроконтролер типу адаптивної критики, що керує об'єднаною динамічною системою «ПІД-контролер + об'єкт керування».

1.4. Структура НМ для синтезу регулятора наведення антени

НМ були запропоновані в 1943р. Мак-Каллоком та Піттсом як результат вивчення будови та активності біологічних нейронів.

Типова структура системи автоматичного регулювання з ПД-регулятором і НМ в якості блоку автоматичного налаштування розглянута в роботах [20, 21]. НМ виконує роль функціонального перетворення, який для кожного набору вхідних сигналів виробляє коефіцієнти для ПД-регулятора. Найскладнішою частиною проектування регулятора на основі НМ є процедура навчання, що зводиться до ідентифікації невідомих параметрів НМ, таких як: вагові коефіцієнти та зміщення нейронів. Для навчання НМ використовується метод градієнтного пошуку мінімуму функції критерію, що залежить від параметрів нейронів. Процес пошуку є інерційним, на кожній ітерації відбувається пошук всіх коефіцієнтів мережі: спочатку для вихідного шару, потім для попереднього і так далі до першого [128].

Тривалість процесу навчання є ключовим питанням при використанні методів НМ для ПД-регуляторів [132]. Крім цього при застосуванні НМ, виникають труднощі, пов'язані з неможливістю передбачення похибки регулювання для вхідних дій, які не входили в набір навчальної послідовності визначенням структури нейронів у мережі, тривалості навчання, діапазону та кількості навчальних дій.

Основною метою навчання НМ є вибір вагових коефіцієнтів такої мережі для забезпечення відповідності між вхідними та вихідними значеннями. Нейрон з входом $p = \{p_1, p_2, \dots, p_r\}$ наведено на рис. 1.6. Вихідне значення дорівнює скалярному добутку вектора W на вектор входу p , значення зміщення b додається до зваженої суми входів [56, 88, 96].

Вихідний сигнал дорівнює:

$$n = w_{11} \cdot p_1 + w_{12} \cdot p_2 + \dots + w_{1R} \cdot p_R + b. \quad (1.3)$$

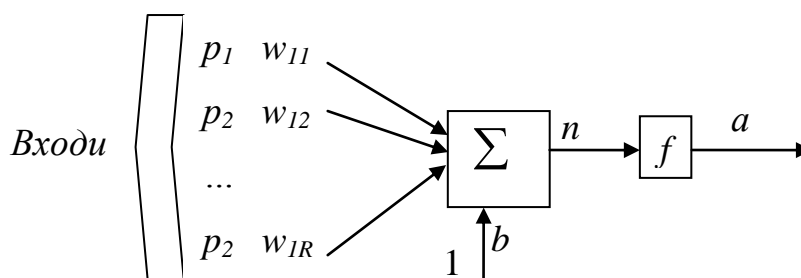


Рис. 1.6. Структура нейрона

Вибір архітектури НМ полягає в заданні кількості шарів, кількості нейронів в кожному з шарів, форми функції активації кожного шару та інформації про топологічні зв'язки нейронів. Одношарові НМ малоприсади для вирішення складних задач [71], однак об'єднання декількох нейронів в один або декілька шарів володіють великими можливостями. Двошарова НМ, яка в першому шарі містить сигмоїдальну функцію активації, а в другому – лінійну, може бути навчена апроксимувати з довільною точністю будь-яку функцію зі скінченним числом точок розриву [31].

1.5. Ідентифікація та нейромережева модель об'єкта керування

Задача ідентифікації полягає у визначенні оператора моделі, який перетворює вхідну дію керованого об'єкта у вихідну величину. Можливі різноманітні методи ідентифікації суттєво залежать від різних форм представлення математичних моделей – у вигляді звичайних диференціальних рівнянь, різницевих рівнянь, рівнянь згортки [97] та ін. Однак жоден із запропонованих методів не є універсальним.

У роботі [70] розглянуто використання НМ як альтернативний інструмент ідентифікації динамічних об'єктів. Використання НМ обґрунтоване тим, що на практиці сучасні електроприводи є багатомасовими системами із нелінійними ланками. Відповідні лінеаризовані моделі, що побудовані на основі передавальних функцій, не завжди можуть адекватно відобразити стан електроприводу у всіх режимах його роботи. Еквівалентність нелінійної системи та її лінійного

наближення буде рівним на обмеженому інтервалі часу, а при переході вихідної системи з одного режиму роботи на інший доцільно використовувати метод лінеаризації та отримати нову лінійну систему [59].

У роботі [135] запропоновано використання рекурентної багатошарової НМ із зовнішніми входами NARX.

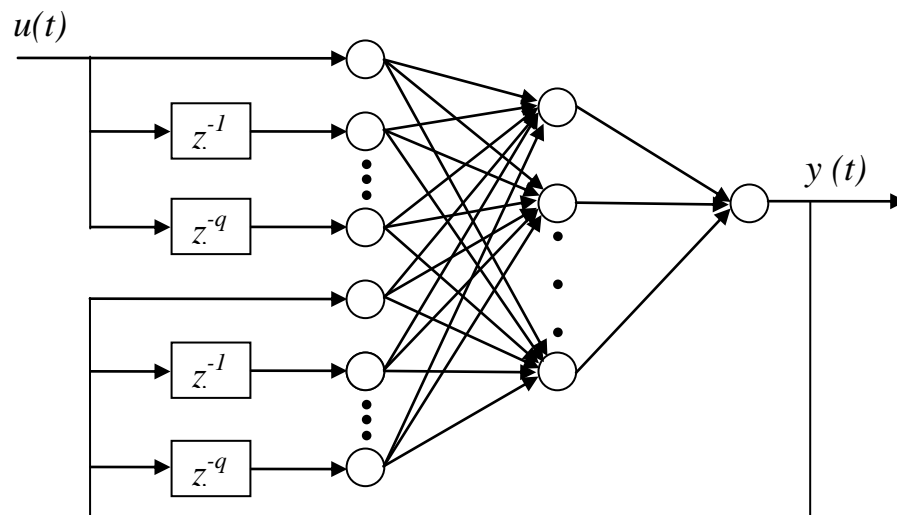


Рис. 1.7. Рекурентна багатошарова НМ NARX

Навчальну модель представлено рівнянням:

$$y(n+1) = f(y(n), \dots, y(n-q+1), u(n)), \dots, u(n-q+1), \quad (1.4)$$

де $y(n)$ – вихідний вектор;
 $u(n)$ – вхідний вектор;
 n – дискретний момент часу;
 q – порядок системи.

Така НМ, що має зворотні зв'язки з одиничними затримками, дозволяє побудувати на її основі модель динамічного об'єкту довільної складності. Використання такого методу потребує перевірки навченої НМ на адекватність із використанням нових даних, що не входили в навчальну вибірку. Така перевірка пов'язана з можливістю перенавчання НМ [138].

Більш детально метод використання NARX моделі для вирішення задачі синтезування ідентифікаційної моделі об'єкта керування розглянуто в роботі [68].

Для вирішення поставленого завдання в роботі використано НМ, яка застосовує процедуру навчання для апроксимації перехідних процесів системи. Топологія мережі вибрана експериментальним шляхом із врахуванням характеру навчання. Автором запропоновано двохшарову НМ з 80 нейронами у вхідному шарі, у першому та другому – розподіл нейронів по 50, у вихідному – 5, кількість зовнішніх входів – 3, число зворотних зв'язків – 5, кількість відведень з лініями затримки – 10, функція активації – гіперболічний тангенс. У паралельно-послідовній схемі ідентифікації на вхід зворотних зв'язків НМ, замість вхідних значень, подавалися сигнали імітаційної моделі.

1.6. Нейромережеві технології для керування динамічними об'єктами та в системах наведення антен

Saerens M., Soquet A., [41] запропонували використовувати метод апроксимації для оцінки похибки в мережі зворотного поширення. Goldenthal W., та Farrell J., запропоновано алгоритм навчання, який дозволяє використовувати НМ у задачах адаптації та керування динамічними системами. У цих роботах навчання побудоване на розширеному методі зворотного поширення помилки, яке включає наближення, подібне до алгоритму градієнтного спуску. Значна увага в роботах Nerendra K.S., Parthasarathy K., Nguyen D., Widrow B., Wu QH, Hogg BW Irwin GW [31, 51, 18] приділена непрямим адаптивним методам контролю на основі НМ з метою одночасної ідентифікації об'єкта та керування ним. Дані методи використовуються в дискретних системах та потребують двох НМ: першої – для ідентифікації керованого об'єкту, другої – для керування.

У роботі [120] продемонстровано використання НМ для керування складним динамічним об'єктом під навантаженням. Запропонована схема прямого керування із використанням прямого нейроемулятора на базі архітектури багатшарової НМ, яка навчена згідно алгоритму зворотного поширення похибки, використання якого трактується як адаптивний алгоритм. Особливістю роботи є використання для керування асинхронним електроприводом НМ, яка має декілька

входів та виходів, тобто перетворюється в багатовимірний об'єкт. Для запропонованої схеми НМ-контролер навчається на інверсній моделі об'єкта керування, а НМ-емулятор – на реальній моделі об'єкта керування. Навчання нейроконтролера забезпечується на основі нейроемулятора, за допомогою дії на нього методу зворотного поширення похибки. Для навчання нейроемулятора задано багат шарову НМ прямого поширення із випадковим підбором вагових коефіцієнтів. Навчання проводили на множині значень, яка складається з пари: вхід мережі та бажане значення – вихід. Задача навчання зводиться до підбору вагових коефіцієнтів для мінімізації деякої цільової функції. В роботі детально описано спосіб підбору вагових коефіцієнтів НМ. Однак не вказано, скільки шарів містить НМ та який розподіл у них нейронів, а також як формується навчальний вектор, по якому вираховують значення на виході мережі.

У роботі [92] описано спосіб синтезу нейромережевого регулятора на основі авторегресії з ковзним середнім NARMA-L2 Controller для вирішення задачі керування системою наведення та стабілізації озброєння легкоброньованої машини. Проектування нейроконтролера проводили в два етапи: ідентифікація керованого об'єкта та синтез закону керування. Для моделі об'єкта керування вибрано розмір прихованого шару $S=8$, кількість елементів затримки на входів моделі $N_i=3$ і кількість елементів затримки на виході моделі $N_j=4$. Відмічено, що якість навчання значною мірою залежить від обсягу навчальної вибірки N_v та такту дискретності Δt . Оптимальні параметри отримано наступні: $N_v=10000$, $\Delta t=0,001$ с. При збільшенні Δt відмічено зменшення точності розрахунку та різниці між похибкою навчання та похибкою для тестової множини. Зменшення Δt збільшує кількість навчальної вибірки та часу навчання. Не обґрунтовано кількість елементів затримки із входу та виходу НМ, лише вказано, в яких межах варіювалися задані значення. Для проміжного шару розглянуто структури з числом нейронів від 8 до 14. При роботі регулятора відмічено, що при малій зміні вхідного сигналу вихід НМ приймає максимальне значення. Отже керування ніколи не видає значення рівне 0. В результаті цього перехідні процеси зміни стану системи мають коливальний характер.

У роботі [103] порівняно роботу контролерів NCP – 8 шарів, по три затримки для вхідних та вихідних сигналів, NARMA-L2 -2 шари прихованих нейронів та по одній затримці для вхідних та вихідних сигналів, MRC – 1 шар прихованих нейронів, по дві затримки для вхідних сигналів еталонної моделі та вихідних сигналів ОК та НМ. Для контролера з передбаченням та NARMA-L2 навчання було проведено протягом 1000 епох, а для контролера керування по еталонній моделі було проведено 300 епох для ідентифікатора та 50 – для НМ. Автором відмічено, що в системі спостерігається коливальний перехідний процес, а похибки керування для NCP та MRC більші, ніж для NARMA-L2, при цьому динамічні похибки приблизно однакові. В роботі не обґрунтовано використання вказаної кількості шарів для кожного з типів регулятора та розподілу в них нейронів, а також доцільності використання вказаної кількості ліній затримок.

Спосіб реалізації інверсного нейромережевого керування [83] успішно використовується в системах керування електромагнітним приводом [139], пневмоприводом в умовах неконтрольованих збурень [84], багатомасовою ланкою [86], а також нелінійним об'єктом при використанні регенованого на кожному кроці керування еталонного перехідного процесу [82]. Блок-схема інверсного прогнозованого керування представлена на рис. 1.8. [94].

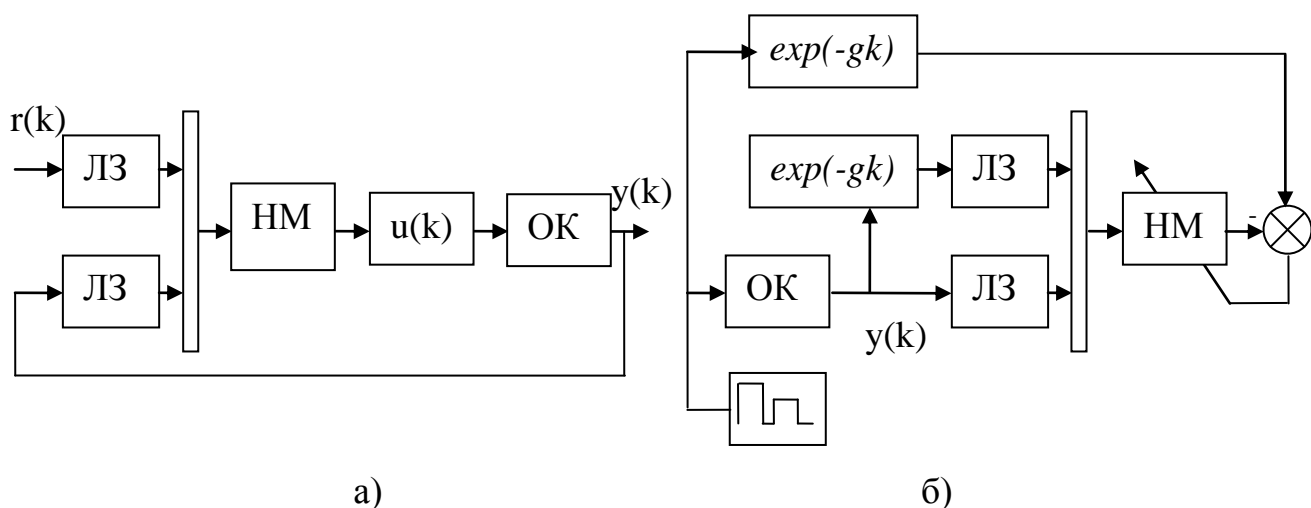


Рис. 1.8. Блок-схема нейромережевого інверсного прогноуючого керування (а), блок-схема навчання нейромережевого інверсного прогноуючого регулятора (б)

Суть нейромережевого прогнозованого керування полягає в якості регулятора використовувати навчену НМ переводити об'єкт керування з поточного стану в бажаний протягом горизонту прогнозу. Виміряна та задана траєкторії матимуть такий вигляд:

$$y_c = [y(k), y(k - \Delta k), \dots, y(k - q\Delta k)]; \quad (1.5)$$

$$y_r = [r(k), r(k - \Delta k), \dots, r(k - q\Delta k)], \quad (1.6)$$

де $r(t)$ – задана траєкторія;

Δk – період дискретизації;

q – число затриманих значень у сформованих векторах.

У такому випадку виникає необхідність визначення величини горизонту прогнозування, значення якого впливає на якість регулювання. Зменшення горизонту прогнозу підвищує точність моделі, але й збільшує швидкодію системи, що призводить до збільшення амплітуди керування [84]. При подачі на вхід випадкового сигналу керування $u(t)$ вимірюється при цьому фактична зміна стану керованого об'єкта $y(t)$, на основі останнього формують регресійні вектори із використанням елементів затримки:

$$y_c = [y(k - g), y(k - g - \Delta k), \dots, y(k - g - q\Delta k)]; \quad (1.7)$$

$$y_r = [r(k), r(k - \Delta k), \dots, r(k - q\Delta k)]. \quad (1.8)$$

Створена пара станів сигналів із випередженням одного відносно іншого на час горизонту прогнозу моделює ситуацію перехідного сигналу із поточного стану в бажаний при дії сигналів керування. Розглянуті методи не дають вичерпної відповіді про ефективне генерування еталонного перехідного процесу для прогнозованого нейромережевого керування. В роботі запропоновано використання еталонного фільтра, який формується за рахунок сумування заданого сигналу із вихідним сигналом керованого об'єкта [82], однак для такого методу необхідно підібрати коефіцієнти для роботи фільтра. В роботі зазначено, що використання фільтра другого порядку підвищує якість перехідного процесу,

однак на якість регулювання це впливає негативно. Зміна глибини прогнозу λ регулює час перехідного процесу. Підбір параметрів проводився емпіричним шляхом за допомогою спостереження за перехідним процесом роботи регулятора.

1.7. Висновки до розділу 1

1. Реалізація адаптивного керування потребує використання наявної математичної моделі ОК. Однак при зміні будь-яких параметрів керованого об'єкта або зовнішніх умов виникає необхідність налаштування моделі та визначення для неї нового закону керування. Таке переналаштування вимагає перевірки на адекватність реальної фізичної моделі в «ручному» режимі.

2. Необхідною умовою для використання традиційних механізмів оптимального та адаптивного керування є наявність великої кількості апріорної інформації про керований об'єкт, яку можна відобразити у математичній моделі. Завдяки властивості НМ до самонавчання для нейроконтролерів такий об'єм інформації не потрібний. Тому можна вважати, що нейроконтролери здатні керувати в умовах певної невизначеності: як середовища функціонування, так і самого керованого об'єкта.

3. НМ мають властивість навчатися для відтворення будь-яких функцій, за умови достатньо великих об'ємів інформації, а також правильного вибору структури нейронної моделі. На відміну від традиційних методів адаптивного та оптимального керування, властивість НМ до самонавчання позбавляє необхідності використання складного математичного апарату.

4. У системах із значними нелінійностями, для яких традиційні підходи не забезпечують ефективного результату функціонування, введення сигмоїдальних функцій активації в приховані нейрони багатосарової НМ забезпечує можливість реалізації нелінійних відображень, що є важливим для вирішення завдання

5. Однією з найпоширеніших схем використання НМ в контурі керування є схема нейромережевого керування на основі інверсно-прямої моделі. Суть такого методу полягає у навчанні НМ на інверсії керованого об'єкта, та подальшого налаштування на безпосереднє керування заданим об'єктом.

РОЗДІЛ 2

КЕРУВАННЯ НАВЕДЕННЯМ АНТЕНИ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НМ ТА ПОБУДОВА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОВОГО ЕМУЛЯТОРА

У другому розділі вдосконалено метод створення нейромережевого контролера для керування наведенням антени на основі узагальненого інверсного керування. Описано метод модифікації рекурентної НМ Елмана для підвищення точності керування наведенням антени шляхом введення глобальних зворотних зв'язків із виходу НМ на її вхід. Запропоновано використання рекурентної НМ Елмана для проведення ідентифікації параметрів антенної системи та подання на вхід тестових сигналів і спостереження за перехідним процесом щодо формування навчальної послідовності для нейромережевого контролера керування наведенням антени без використання детального математичного опису керованого об'єкту.

2.1. Постановка задачі керування наведенням антен

У роботі [113] запропоновано пряме інверсне регулювання, при якому спочатку в режимі *off-line* сформована модель інверсної динаміки ОК, а після цього отримана інверсна модель під'єднується послідовно до об'єкта керування та використовується в якості регулятора.

В якості НМ контролера, що входить в контур керування наведення АС, синтезовано структуру на основі інверсної моделі динаміки об'єкта керування [34, 115]. Такий спосіб дозволяє використати значення із виходу керованого об'єкта при проходженні тестових траєкторій для формування навчальної послідовності НМ-контролера за рахунок використання властивості інверсного керування.

На вхід системи керування наведенням антени подається зовнішній заданий (бажаний) сигнал $d(k)$, який йде на регулятор і на еталонну модель, що визначає бажану поведінку об'єкта керування. Тому у роботах [5, 31] реалізовано системи побудови адаптивних контролерів керування із використанням НМ в якості ідентифікатора еталонного перехідного процесу та вироблення керуючої дії для керованого об'єкта. В роботі [129] проведено синтез типового НМ регулятора на

прикладі групи нелінійних моделей з динамікою поведінки, яка не приводиться до лінійної. На основі такої моделі сформована узагальнена функція стану керуючої системи. Сам регулятор побудований на базі багатосарової НМ, що навчена в реальному часі згідно заданого алгоритму із використанням введеної функції стану, а задача синтезу зведена до розрахунку її невідомих коефіцієнтів.

Розглянемо метод синтезу нейромережевого контролера для керування в системі наведення антени на основі узагальненого інверсного керування. Дослідження приділено безпосередньому інверсному нейрокеруванню (рис. 2.1). Використання такої моделі запропоновано в роботах [82, 84] зокрема для побудови систем керування динамічними об'єктами, які функціонують в умовах невизначеності та для яких передбачається використання відтвореного еталонного перехідного процесу.

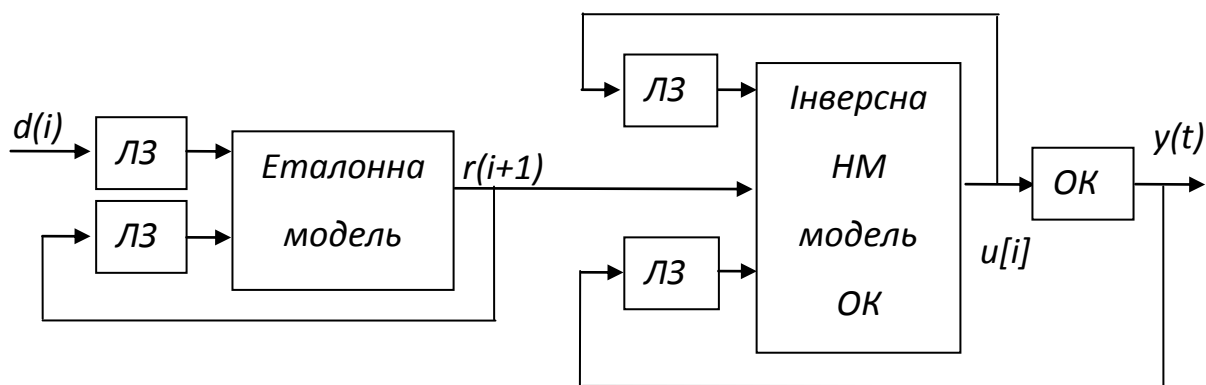


Рис. 2.1. Загальний вигляд системи інверсного нейромережевого керування

На вхід еталонної моделі через лінії затримки (ЛЗ) подаємо бажане значення $d(i)$. Величина, отримана із виходу еталонної моделі $r(i+1)$, поступає на вхід через ЛЗ, а також слугує керуючим сигналом для входу інверсної нейромережевої моделі керованого об'єкта. Інверсна НМ-модель охоплена локальним та глобальним зворотними зв'язками, оскільки вихідний сигнал $u[i]$ через ЛЗ подається на вхід так само, як і встановлена позиція ОК $y(t)$.

До такої системи входить попередньо навчена НМ-модель для відтворення інверсної динаміки ОК, яка виконує функцію регулятора, та еталонна модель, яка визначає бажану динаміку системи [83].

Інтеграція інверсної моделі в контур керування полягає в заміні входу, використаного при його навчанні, на поточне значення вхідної координати $y[i+1]$:

$$\sum_{i=1}^N (u[i] - HM(y(i+1), y[i], \dots, y[i-n], u[i-1], \dots, u[i-m]))^2 \Rightarrow \min, \quad (2.1)$$

де N – обсяг вибірки експериментальних даних вхід-вихід для ОК;

$u[i]$ – вхідна змінна ОК відповідно;

$y[i]$ – вихідна змінна ОК;

m – величини, що визначають розмірність регресивного вектора із входу моделі;

n – величини, що визначають розмірність регресивного вектора із виходу на вхід моделі.

Проведемо заміну бажаного вихідного значення системи $r[i+1]$ на представлене у вигляді еталонної моделі:

$$u[i] = HM(r[i+1], y[i], \dots, y[i-n], u[i-1], \dots, u[i-m]); \quad (2.2)$$

$$r[i+1] = \sum_{j=0}^n a_j r[i-j] + \sum_{j=0}^m b_j d[i-j]. \quad (2.3)$$

Для виразу (2.3) параметри n , m та сталі коефіцієнти a_j і b_j визначатимуть порядок та динаміку еталонної моделі, яку представлено у вигляді лінійної регресійної моделі. За умови відповідності інверсній моделі інверсному оператору ОК, незалежно від вигляду еталонного перехідного процесу в системі безпосереднього інверсного нейрокерування для довільних кроків, і буде виконуватися умова:

$$y[i] \equiv r[i]. \quad (2.4)$$

Таке співвідношення відповідатиме вирішенню поставленої задачі керування. Однак проведені експерименти показують, що функціонування такої системи не значно відрізняється від традиційного пропорційного регулювання,

для якого коефіцієнт підсилення прямує до нескінченності. Обмеження такого типу регулятора можна пояснити тим, що виникають складнощі при побудові інверсної моделі динамічних системи, до яких належить антенна система.

Усунення цієї проблеми дає можливість використати нові рішення для побудови нейромережевих регуляторів на основі інверсно-прямої моделі ОК.

Труднощі з якими стикнулися при побудові лінеаризованої моделі керованого процесу антеною проілюструємо часовою характеристикою системи (рис. 2.2).

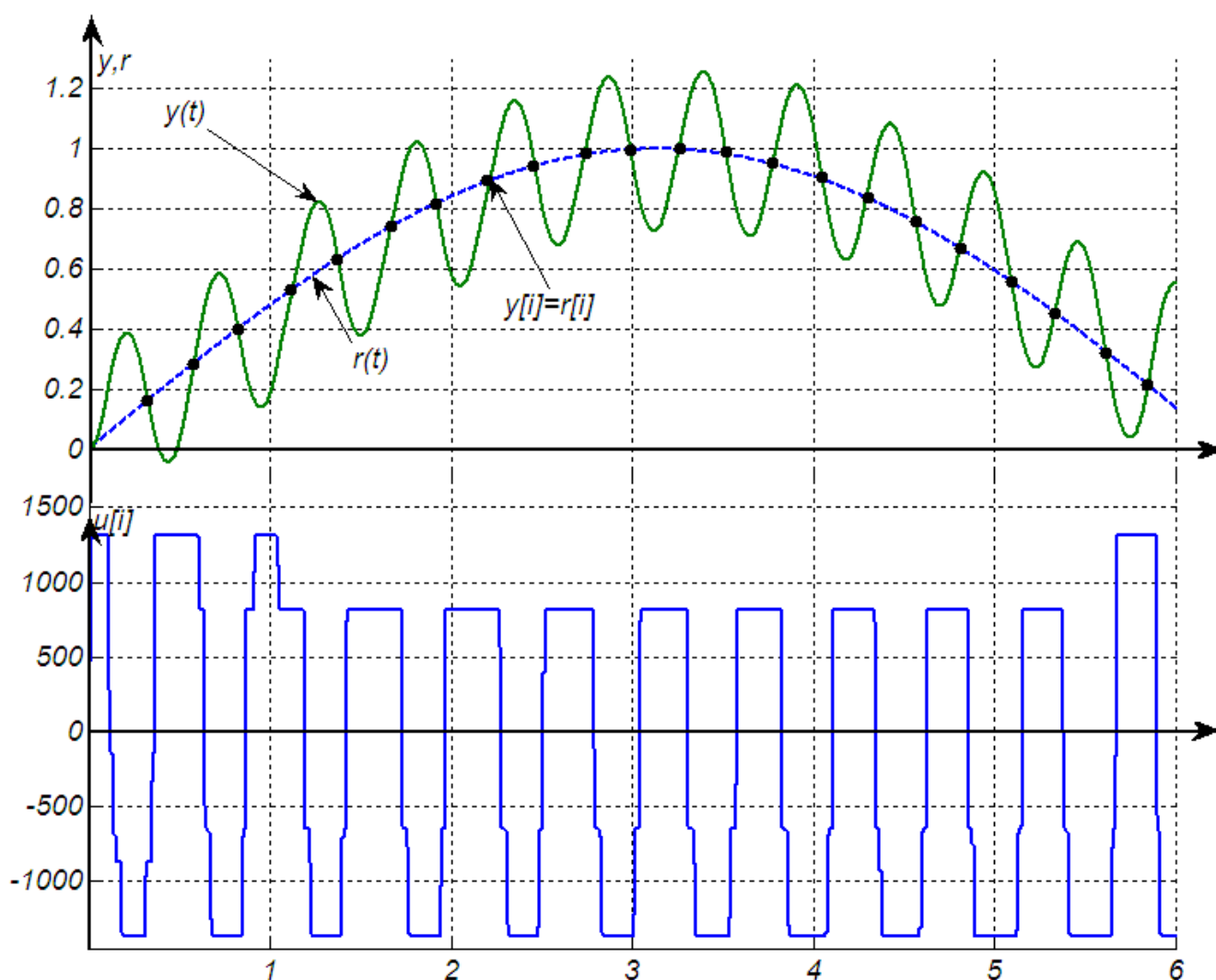


Рис. 2.2. Приклад функціонування безпосереднього інверсного керування

Для дискретних проміжків часу бажані та фактичні координати ОК співпадають, тобто інверсна НМ-модель реалізує покладену на неї функцію та

виконує рівність (2.4). Однак перехідний процес може бути нестійким або приймати коливальний характер.

Таким чином, причиною обмеженої функціональності системи безпосереднього інверсного нейрокерування є не інверсна модель, а цільова функція системи.

Одним дискретним рівнянням в загальному випадку не можливо одночасно забезпечити бажаний приріст у всіх координатах фазового вектора керованого об'єкту. Тому, забезпечуючи на конкретному інтервалі керування високу точність по координаті виходу ОК, веде до появи похибок в інших фазах, що веде до розузгодження еталонного та фактичного значення. Така особливість проявлялася у вигляді коливань вихідного значення регульованої величини та відсутності стійкого перехідного процесу (рис. 2.3).

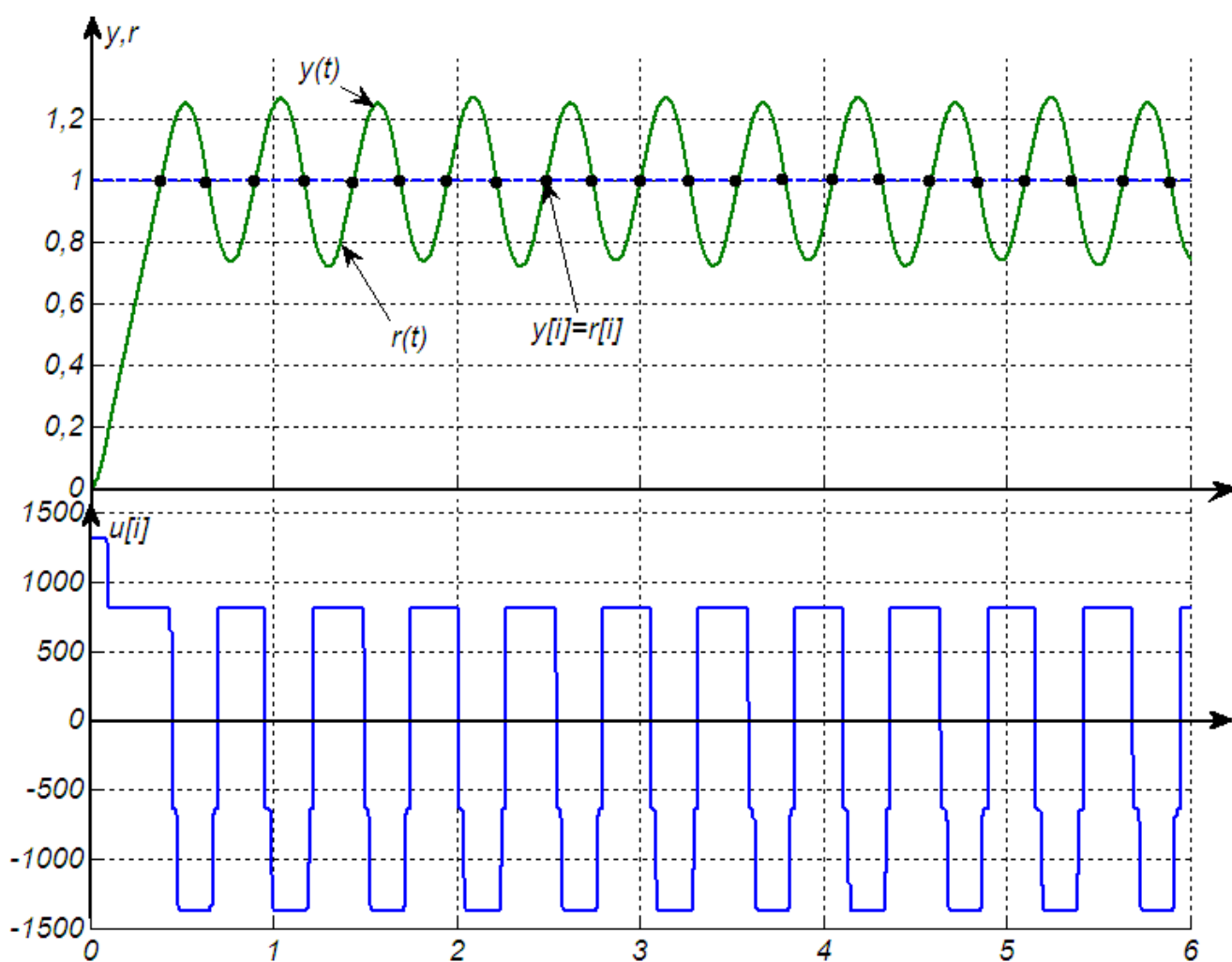


Рис. 2.3. Переведення керованого об'єкта у нестійкий стан при застосуванні безпосереднього інверсного керування

Вирішення завдання керування антеною із застосуванням безпосереднього інверсного нейрокерування в умовах обмеженого керуючого сигналу викликало труднощі, які були пов'язані з низькою ефективністю навчання інверсної нейромережевої моделі, що приводило до відмінності бажаних та фактичних станів ОК.

Тому запропоновано використовувати наступний спосіб формування бажаного перехідного процесу:

$$\tilde{r}[i+1] = \sum_{j=0}^{\hat{n}} a_j y[i-j] + \sum_{j=0}^{\hat{m}} b_j d[i-j]. \quad (2.5)$$

Вираз (2.5) отримали шляхом збереження структури коефіцієнтів базового рівняння, але замінили в ньому вектори затриманих значень виходу еталонної моделі $r[i] \dots r[i-\hat{n}]$ на вектор затриманих значень фактичного виходу ОК $y[i] \dots y[i-\hat{n}]$. Визначення еталонного виходу системи $\tilde{r}[i+1]$ відносно фактичних координат ОК $y[i] \dots y[i-\hat{n}]$ забезпечує відповідність стану очікуваного та фактичного перехідного процесу в системі керування. Таке відношення буде співпадати з регенованим перехідним процесом, який визначає величину вихідного сигналу з НМ при вхідному значенні.

Навчання НМ проведемо на основі представлених прикладів, які містять дані про значення входу та виходу синтезованого регулятора. Запропонований у роботі метод забезпечив отримання послідовності «вхід-вихід» для регулятора безпосередньо із експериментальних даних «вхід-вихід» антени. Суть методу полягає в тому, що довільні керуючі сигнали, які діють на ОК і переводять його в новий стан, розглядалися як цілеспрямоване керування. Такі керуючі сигнали були пропорційними до частоти обертання електромеханічного приводу осі наведення антени. Відповідно до наявної керуючої дії будемо фіксувати зміну кутового положення антени.

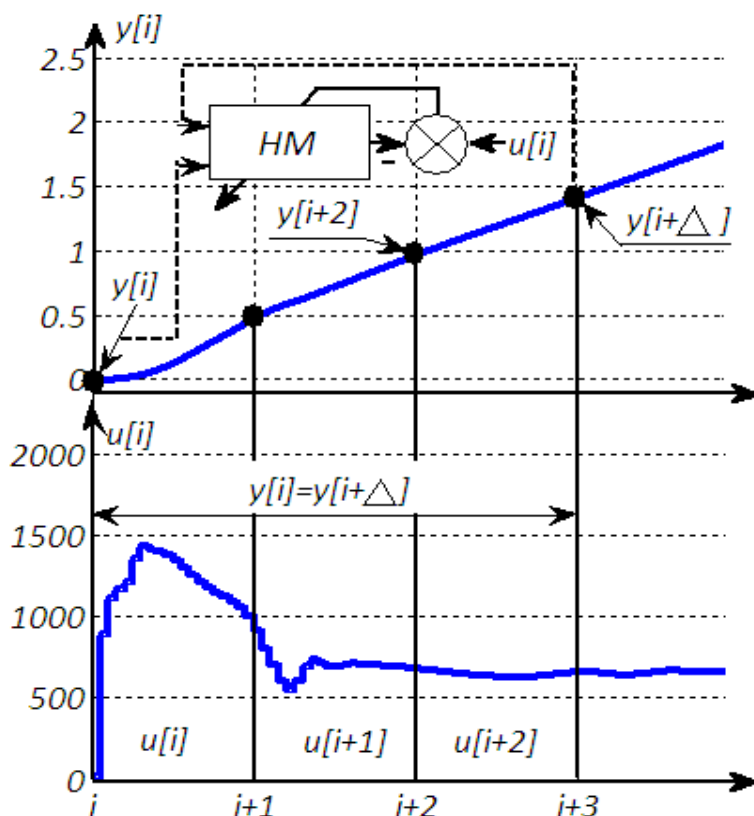


Рис. 2.4. Графічне представлення реалізації інверсного керування

значення часового інтервалу Δ . Опис процесу навчання такої НМ опишемо рівнянням:

$$\sum_{i=1}^N (u[i] - \text{НМ}_{(p)}(y[i], y[i + \Delta]))^2 \Rightarrow \min, \quad (2.6)$$

де N – експериментальний об'єм вибірки даних;

$y[i] = (y[i], \dots, y[i - \nu])$ – вектор поточного стану антени розмірністю ν ;

$y[i + \Delta] = (y[i + \Delta], \dots, y[i + \Delta - \nu])$ – вектори поточного та бажаного значення стану антени розмірністю ν .

У контур керування антеною навчену таким чином НМ інтегрували у відповідності до призначених входів. У процесі роботи було встановлено, що величина Δ є основним параметром при побудові інверсного НМ-регулятора та впливає на швидкодію синтезованої системи керування, оскільки саме її значення дозволяє пригнічувати перешкоди в каналі зворотного зв'язку. Однак значне

Для такого випадку вихідне значення при керуванні визначатиметься не на початку перехідного процесу, а після його досягнення. Тобто як бажане значення стану приймалося те значення, що було фактично досягнуте при випадковому керуванні на ОК.

На рис. 2.4 зображено графічне представлення запропонованого методу. Для такого випадку «поточне» значення $y[i]$ та «бажане» значення $y[i + \Delta]$ затримані на

збільшення величини Δ зменшує здатність НМ до навчання, оскільки розширюється діапазон зміни можливих керуючих сигналів.

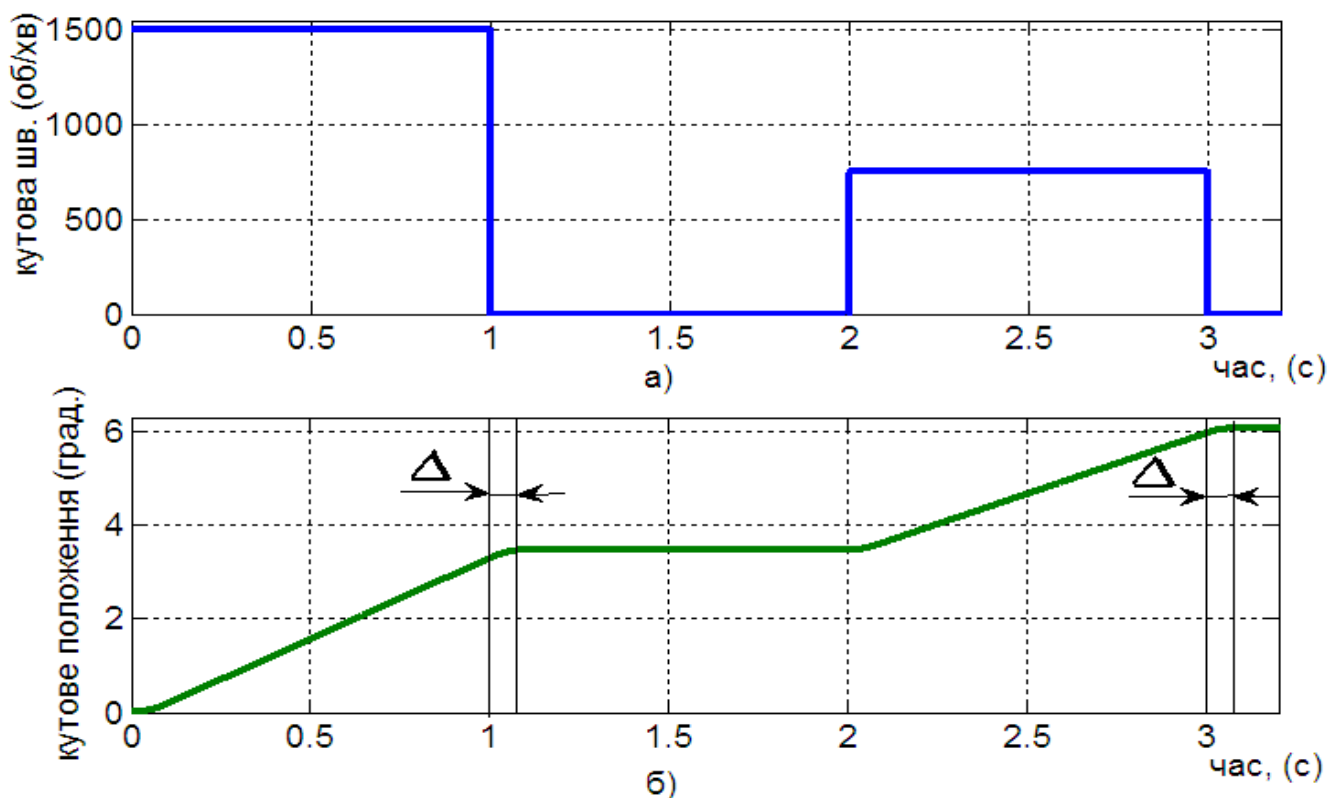


Рис. 2.5. Графічний спосіб визначення значення Δ

Розглянуто метод вибору значення часового інтервалу Δ . Проведено аналіз серії експериментів і рекомендовано задавати дане значення співрозмірним із значенням сталої часу ОК. Для нашого випадку керування антеною вимірювання такого часу проводили наступним чином: на вхід антени подано значення, яке відповідає частоті обертання електромеханічного приводу, та вимірювали протягом якого відбувається завершення перехідного процесу. На рис. 2.5 а представлено встановлення швидкості для електромеханічного приводу осі антени, рис. 2.5 б – встановлене значення кутового положення антени та часовий інтервал Δ .

Таким чином, синтез НМ-регулятора доцільно розділити на ряд послідовних завдань:

1. Вибір архітектури нейромережевого регулятора.
2. Представлення вектору інформації про систему i_k .

3. Збір та накопичення навчаючих даних.
 4. Проведення навчання НМ-регулятора.
 5. Тестові випробування.
 6. Перевірка якості функціонування синтезованого НМ-регулятора.
- Сформулюємо підхід до вирішення кожного з пунктів.

2.2. Метод побудови НМ емулятора антени

Синтез НМ-регулятора, який реалізуватиме закон керування для наведення антени, потребує формування бажаного вихідного значення у відповідності до вхідної величини [67]. Згідно з постановкою задачі керування антеною, формування ідеальної керуючої дії можливе при знанні значення якобіана матриці часткових похідних вектора стану ОК у момент дії керуючого сигналу. Метою такої операції буде переведення керованого об'єкта із поточного стану в бажаний. Для випадку моделювання системи керування визначення якобіана проводиться аналітичним методом розрахунку у відповідності до моделі ОК. Таке значення можна використовувати при налаштуванні НМ-регулятора. Однак для низки реальних об'єктів керування модель доводиться отримувати або проводити уточнення із використанням методі ідентифікації [100, 137].

Розглянемо класичний метод ідентифікації параметрів антени, в основу якого покладено визначення структури ОК за значення перехідної характеристики та проведення частотного аналізу. Відразу відмітимо недоліки даного методу. Оскільки його застосування вимагає знань експерта-інженера, тому не піддається автоматизації. Розглянемо спосіб ідентифікації невідомих параметрів системи керування антен. Для визначення матриці A невідомих параметрів запишемо рівняння:

$$x_k = A^T u_k, \quad (2.7)$$

де u_k – керуюча дія;

x_k – виміряне значення стану ОК.

Для порівняння розглянемо метод, який складається із двох етапів. На першому – приймається рішення про вигляд моделі ОК, а на другому – уточнюються параметри моделі та оцінюється статична достовірність результату. Побудуємо модель у вигляді лінійного різницевого рівняння:

$$x_k = \delta^{-1}(B)\omega(B)u_{k-b} + n_k, \quad (2.8)$$

де $B = 1 - \nabla$ - оператор зсуву значення на одиницю;

n_k - випадкова перешкода;

δ та ω - поліноми.

Розглянуті методи пов'язані з гіпотезою про лінійність досліджуваного ОК, тому їх використання буде обмеженим для ідентифікації нелінійної АС.

Розглянемо нейромережеву ідентифікацію АС, як альтернативу традиційним методам. Зупинимось на антені як ОК, що описується моделлю SISO (один вхід і один вихід). Запишемо систему рівнянь для ОК в термінах «простору», «стану» для дискретного проміжку часу:

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k, u_k); \\ y_k = g(x_k), \end{cases} \quad (2.9)$$

де y_k - скалярне значення виходу ОК;

u_k - скалярне вхідне значення на ОК;

x_k - вектор стану ОК в дискретний момент часу k .

Розглянемо НМ прямого поширення сигналу [63, 122]. Відповідно до структури, вона реалізуватиме функцію $\hat{y}_{k+1} = N^o(u_k)$, що не може вирішити завдання імітування поведінки ДО, описаного рівнянням (2.9). НМ із заданою структурою не забезпечена пам'яттю [5], оскільки в довільний момент часу вихід НМ прямого поширення сигналу визначається станом її активних входів і не залежить від стану нейронів в попередні проміжки часу. Також на вихідне значення не впливають результати входів із попередніх тактів роботи НМ, тому

для побудови адекватної динамічної моделі доцільно НМ забезпечити інформацією про попередні стани.

Розглянемо способи, використання яких забезпечать вирішення поставленого завдання:

- використання локальних зворотних зв'язків для НМ, які забезпечать збереження стану системи між робочими тактами;
- створення глобальних зворотних зв'язків для базової нейромережевої структури;
- забезпечення повторення декількох попередніх вихідних значень для «нагадування» НМ про стан модельованого об'єкта.

Одним із можливих варіантів розглянемо метод використання радіально-базисної НМ з FIR фільтром, який розміщений у ланці зворотного зв'язку [129]. Для такої нейромережевої моделі використовуються складані формули, щоб визначити локальні зворотні зв'язки. Навчання проводиться з допомогою адаптивного градієнтного методу. Завдання навчання – коригування вагових коефіцієнтів НМ та FIR фільтра. У розглянутій роботі не запропоновано спосіб вибору глибини зворотного зв'язку.

Розглянемо архітектуру частково рекурентної НМ Елмана [7, 73], яка відрізняється від рекурентних НМ Хопфілда[36], Хемінга [25] та Джордана [19] наявністю локального зворотного зв'язку, що охоплює проміжний шар.

Сигнали зворотних зв'язків для рекурентної НМ Елмана надходять не з вихідного шару, а з виходів нейронів прихованого шару, тому кількість нейронів прихованого і контекстного шару збігається. Крім цього, тут немає власних зворотних зв'язків нейронів контекстного шару. Активація стану нейронів всіх шарів (прихованого, вихідного і контекстного) відбувається під час надходження першого образу. Розгорнута структура рекурентної НМ Елмана приведена на рис. 2.6. Основними елементами такої структури є вхідний шар, який приймає задані значення, прихований та контекстний шар, що охоплений глобальним зворотним зв'язком, вихідний шар, який містить відповідну кількість нейронів до кількості виходів мережі.

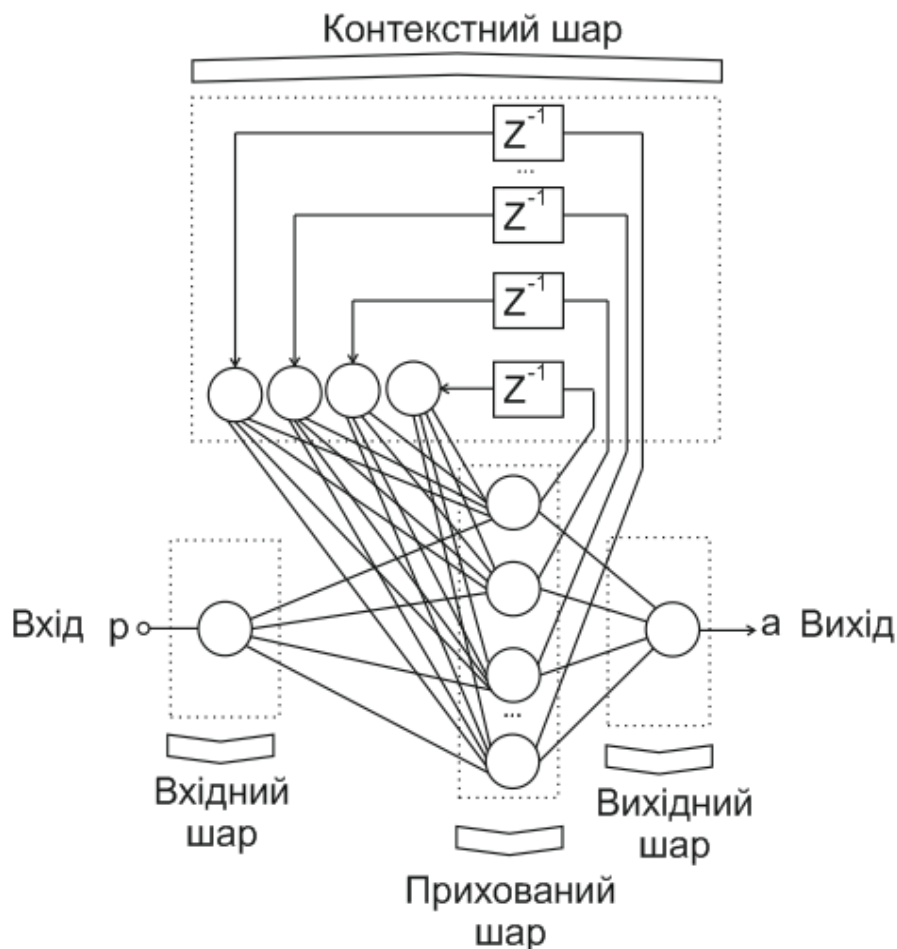


Рис. 2.6. Рекурентна НМ Елмана

Для опису архітектури НМ Елмана використаємо вираз:

$$\hat{y}_{k+1} = N^0(u_{k-1-n_L}, \dots, u_{k-n_b-n_L}), \quad (2.10)$$

де n_b - заданий параметр регресії;

n_L - заданий параметр запізнення.

Прихований шар НМ складається із n_a значень $\hat{y}_k, \dots, \hat{y}_{k-na+1}$. Виникає необхідність задати параметри архітектури НМ, а саме коефіцієнти n_a, n_b, n_L , які у більшості випадків ґрунтуються на досвіді експертів про режим функціонування системи.

НМ-модель, яка містить додатковий вхід, що отримує інформацію із виходу, глобальним зворотним зв'язком отримує в попередній момент часу інформацію про стан ОК. Вихід НМ опишемо наступним рівнянням:

$$\hat{y}_{k+1} = N^o(u_k, \hat{y}_k). \quad (2.11)$$

Затриманий сигнал зворотного зв'язку \hat{y}_k матиме асоціацію із пам'яттю стану мережі.

До загальної кількості зв'язків також віднесемо зовнішні входи НМ. Відповідно до цього, стан такої мережі представимо N^* -вимірним вектором. Після приведення рівняння до стану системи, отримаємо вираз для значення стану нейрона в i -му шарі НМ:

$$z_n^1(t) = f_n^1[s_n^1(t)], \quad (2.12)$$

Складову $z_0^{l-1}(t)$, яка включає ваговий коефіцієнт окремого нейрону, асоціюємо з впливом додаткових зворотних зв'язків. Для такого випадку реакція нейронів попереднього шару, які надходять через прямі зв'язки, послаблюється реакціями інших нейронів, через які надходять зворотні зв'язки. Мала кількість затриманих сигналів не забезпечує точність відтворення динамічних властивостей антени. Однак збільшення ліній затримок значно збільшує час проведення навчання та виникнення непередбачуваних реакції НМ на вхідні значення. На рис. 2.7 наведено графічне представлення методі модифікації рекурентної НМ Елмана шляхом введення глобальній ліній затримки у відповідності до виразу:

$$\hat{y}_{k+1} = N(u_k, u_{k-1}, \dots, u_{k-Du}, \hat{y}_k, \hat{y}_{k-1}, \dots, \hat{y}_{k-Dy}), \quad (2.13)$$

де \hat{y}_{k+1} – вихід НМ в момент часу $k+1$;

u_k – вхідне значення для НМ в момент часу k ;

u_{k-Du} - вхідне значення затримане на величину Du ;

\hat{y}_{k-Dy} - значення із виходу НМ затримане на величину Dy .

Для навчання доцільним буде використання алгоритмів зворотного поширення в часі, що враховують затримки зворотних зв'язків з повторенням затриманих вхідних значень НМ-моделі.

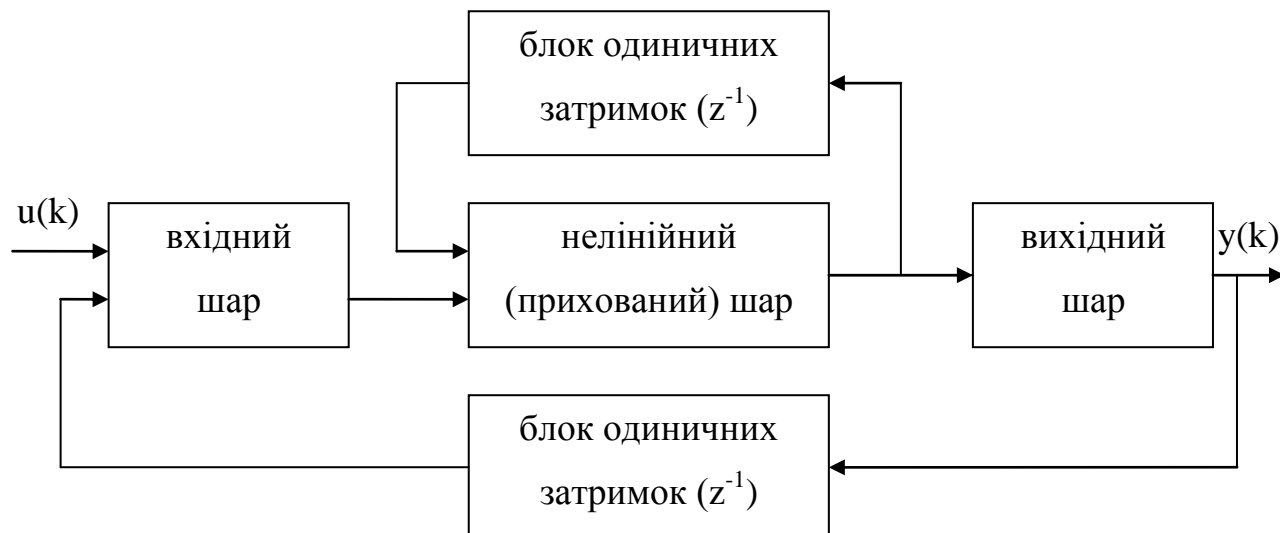


Рис. 2.7. Модифікована рекурентна НМ Елмана

Розглянемо модель антени, для опису якої використали рівняння нелінійної регресії з зовнішніми входами:

$$y(n+1) = f(y(n), \dots, y(n-q+1), u(n), \dots, u(n-q+1)), \quad (2.14)$$

де $y(n)$ – вихідний вектор;

$u(n)$ – вхідний вектор;

n – дискретний момент часу;

q – порядок системи.

Однак для такої структури залишається відкритим питання кількості нейронів проміжного шару, кількості ліній затримок із виходу на вхід. Для нейронів проміжного шару функцію активації представили гіперболічним тангенсом (*tansig*), для вихідного – лінійною функцією (*purelin*).

Для розрахунку кількості нейронів проміжного шару використовували співвідношення:

$$2(L + n + m) \leq N \leq 10(L + m + n), \quad (2.15)$$

де N – об'єм навчальної вибірки;

n – розмірність вхідного вектора;
 m – розмірність вихідного вектора;
 L – кількість нейронів.

2.3. Навчаючі дані для створення нейромережевого емулятора системи керування антени

Загальні методи ідентифікації технічних систем наведені у фундаментальних роботах Д. Гропа [75], Л. Лунга [93].

Розглянемо способи проведення ідентифікації динамічних параметрів антени. Встановлено, що найбільш придатним, з точки зору адаптації та використання є нейромережевий підхід для створення емулятора керованої системи [98]. Основними етапами побудови емулятора є формування вхідних та вихідних значень та проведення навчання створеної НМ. Для отримання навчальної послідовності використаємо підхід, що враховує дію на керований (невідомий) об'єкт випадкових сигналів. Основним завданням проведення експерименту є побудова інформативної множини даних Z , придатної для побудови працездатної моделі:

$$Z^N = \{[u(t), y(t)], t = \overline{1, N}\}, \quad (2.16)$$

де $u(t)$ – тестовий сигнал;
 $y(t)$ – реакція об'єкту на тестовий сигнал;
 t – порядковий номер;
 N – розмірність множини Z .

Побудову інформативної множини даних Z будемо проводити шляхом імітаційного моделювання, що є доцільним при відомій моделі об'єкта або проведенні серії експериментів з реальним об'єктом керування, яким є система керування наведенням антени. Для нелінійних систем керування надзвичайно важливо, щоб у множині вхідних даних $u(t)$ в Z^N був представлений достатньо широкий спектр комбінації амплітуд і частот з робочого діапазону системи.

Представимо для навчання ступінчастий вхідний сигнал, обсяг навчальної вибірки $L=110$. Величину вхідного значення змінюємо в межах від 1 до -1 . Інтервал зміни значень 1с. Тривалість навчання встановлено 1000 епох. Для проведення ефективного навчання НМ та з метою засвоєння мережею як додатнього такі і від'ємного значення відклику ОК використаємо пробний сигнал вигляду $1 \rightarrow -1$ (рис. 2.8).

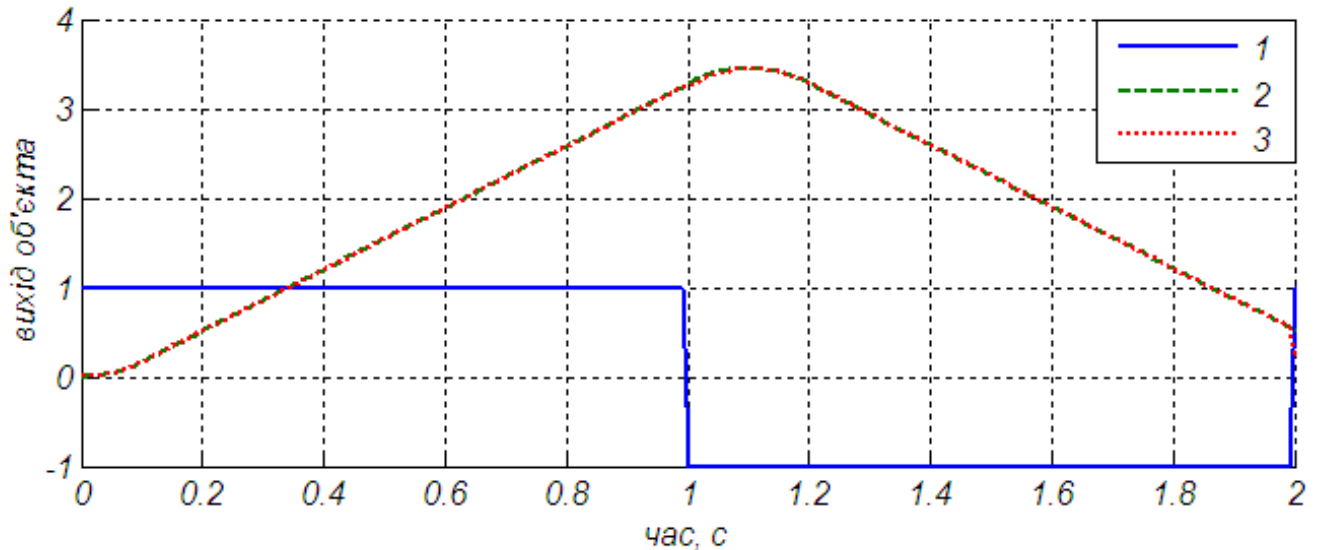


Рис. 2.8. Відтворення НМ кутового положення антени

У рис. 2.8 1 – керуюча дія, приведена до осі кута місця антени, представлена в масштабі 1:1000; 2 – кутове положення встановлення антени; 3 – вихідне значення з НМ-емулятора.

2.4. Удосконалення методу синтезу НМ - контролера для наведення АС

Розглянемо більш детально архітектуру рекурентної НМ, що побудована на основі багат шарового перцептрона. Така модель має один вхід, який формує пам'ять шляхом використання ліній затримки, які складаються з q елементів. НМ також має один вихід, який з'єднаний з входом через сформовану пам'ять із ліній затримок, що має таке ж число елементів. Складові цих двох блоків пам'яті використаємо для формування вхідного вектору рекурентної НМ. Для входу моделі введемо позначення $u(n)$, а відповідне значення виходу запишемо у вигляді $y(n+1)$. Такий спосіб запису означає, що вихід моделі випереджає її вхідне

значення на один часовий інтервал. Тобто вхідний вектор, який подано на НМ, матиме наступні елементи:

- поточні та попередні значення вихідного сигналу: $u(n), u(n-1), \dots, u(n-q+1)$, які відносяться до НМ та є зовнішніми зв'язниками;
- значення вихідного сигналу $y(n), y(n-1), \dots, y(n-q+1)$ для попередніх інтервалів часу, від яких залежить вихід моделі $y(n+1)$.

Отже, рекурентну НМ модель, що представлена на рис. 2.9, розглянемо, як модель нелінійної авторегресії з зовнішніми входами.

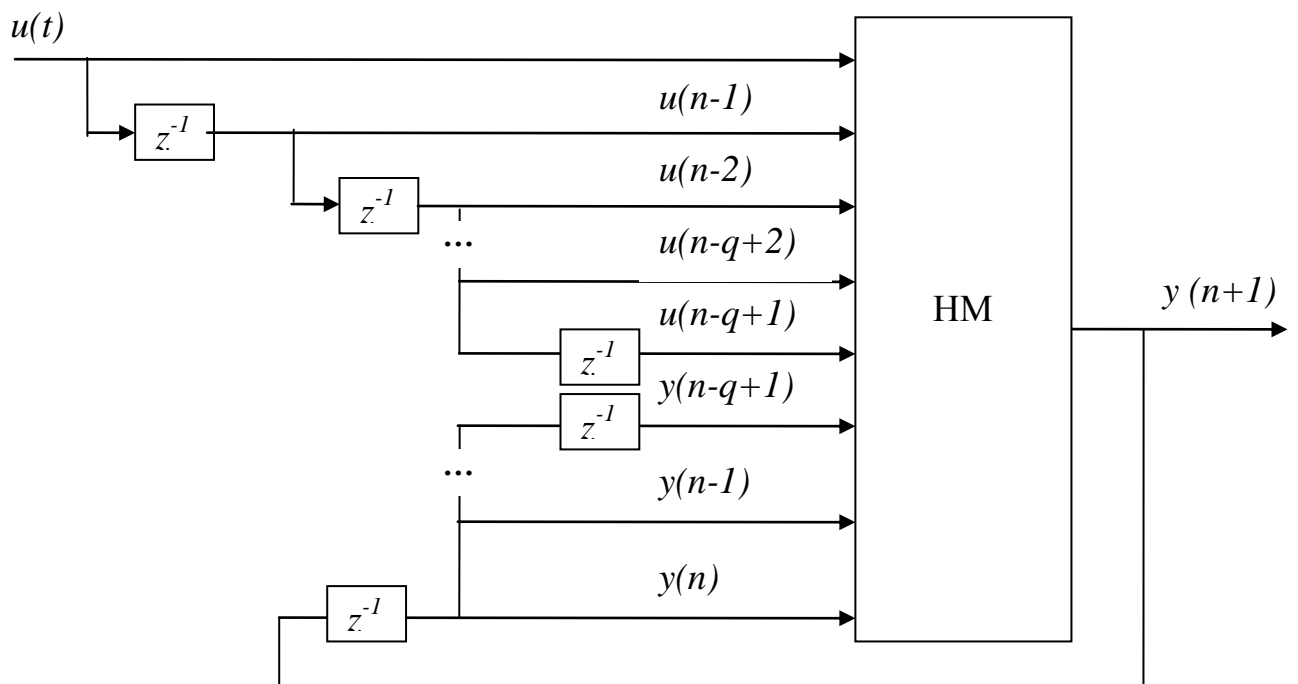


Рис. 2.9. Модель нелінійної регресії із зовнішніми входами

$$y(n+1) = F(y(n), \dots, y(n-q+1), u(n), \dots, u(n-q+1)), \quad (2.17)$$

де F – нелінійна функція із власними аргументами;

q – розмірність дискретних ліній затримок.

Розглянемо модель НМ в просторі станів, блочна діаграма якої наведена на рис. 2.10.

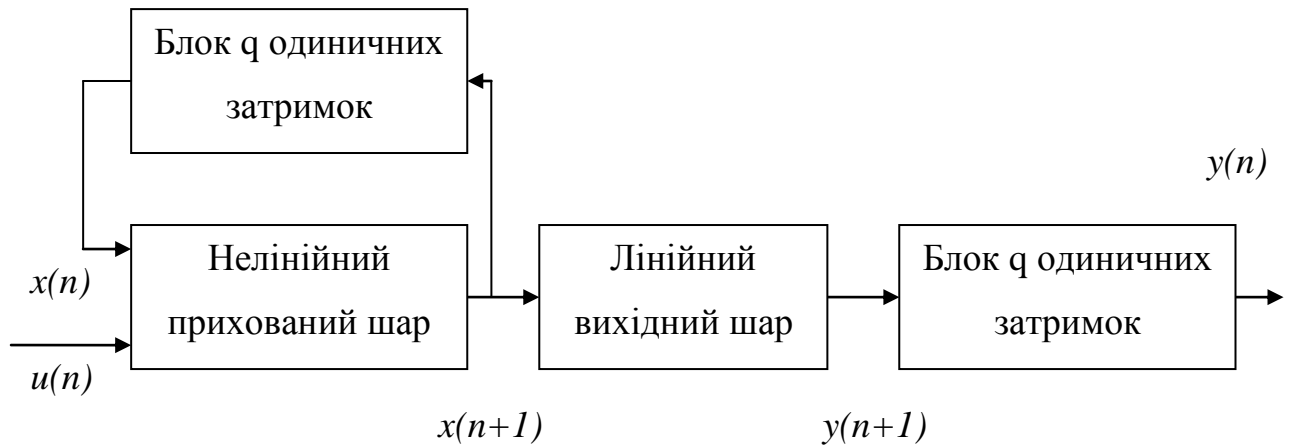


Рис. 2.10. Модель в просторі станів

Приховані нейрони визначатимуть стан НМ в просторі станів. Вихід прихованого шару замкнутий на вхід через блок одиничних затримок q . Вхідний шар сформовано таким чином, що складається із об'єднання значень зворотного зв'язку та вхідних даних. Передача вихідної величини з НМ проводить через відповідні блоки одиничних затримок. Кількість одиничних затримок, що використовується для замикання вихідного шару НМ на вхідний, визначатиме порядок моделі. Позначимо символом $\mathbf{u}(n)$ вектор вхідних значень розмірністю $m \times 1$ для виміряного значення часу n , а символом $\mathbf{x}(n)$ – вектор стану вихідних сигналів прихованого шару НМ, розмірність якого $q \times 1$ в той же момент часу. Динаміку такої моделі запишемо наступною системою рівнянь:

$$\mathbf{x}(n+1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(n), \mathbf{u}(n)); \quad (2.18)$$

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{C}\mathbf{x}(n), \quad (2.19)$$

де $\mathbf{f}(\cdot, \cdot)$ – нелінійна функція, що характеризує прихований шар НМ;

\mathbf{C} – матриця синаптичних ваг НМ, яка характеризує вихідний шар.

При такому співвідношенні прихований шар НМ буде нелінійним, а вихідний - лінійним. Модель (рис. 2.10) включає ряд рекурентних архітектур НМ. Розглянемо структуру НМ Елмана. Відмінністю такої структури від моделі в просторі станів є відсутність блоку одиничних затримок на виході НМ [7]. Рекурентні зв'язки для прихованих нейронів НМ Елмана формуються

одиночними затримками. Такі контекстні елементи зберігають вихідні значення прихованих нейронів на один відлік часового інтервалу. Після цього повертають значення на вхідний шар. Тому приховані нейрони записують свої попередні стани, що дозволяє реалізувати навчання, при якому буде інформація про проміжні значення окремих елементів. Приховані нейрони також передають інформацію вихідним нейронам, які формують реакцію мережі при надходженні зовнішнього збурення. Оскільки зворотні зв'язки для НМ Елмана охоплюють лише прихований шар, тобто мають локальний характер, то можуть розповсюджувати повторні цикли проходження інформації через мережу протягом множини кроків часу. Таким чином відкривається доступ до абстрактного представлення часу. Введення додаткових глобальних зв'язків із виходу НМ Елмана на вхід збільшить кількість повернення затриманих значень, що розширить розгортання навчальної послідовності в часі.

2.5. Висновки до розділу 2

1. Описано метод ідентифікації параметрів антенної системи шляхом подання на вхід тестових сигналів та врахування перехідного процесу, який дав змогу формувати послідовність для проведення навчання нейромережевого контролера наведення антени без використання детального математичного опису керованого об'єкта.

2. Розроблено метод оцінки адекватності ідентифікаційної моделі антенної системи, побудованої на основі рекурентної НМ за рахунок формування додаткових тестових множин вхідних сигналів. Це дозволило забезпечити необхідну точність системи керування при зміні динамічних характеристик об'єкта керування.

3. Удосконалено метод синтезу нейроконтролера керування антенним пристроєм на основі рекурентної нейронної мережі Елмана та метод керування наведенням антенної установки і застосування з використанням рекурентної нейронної мережі, навченої відтворювати інверсну динаміку антенної системи,

підвищено швидкодію регулятора на 3%, порівняно з налаштованим ПД-регулятором.

Результати даного розділу опубліковані у роботах [105, 106, 108, 110].

РОЗДІЛ 3

НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ РЕГУЛЯТОР СИСТЕМИ НАВЕДЕННЯ АНТЕНИ

У розділі вирішено допоміжне завдання – опис процесу керування наведенням антени. Складено математичну модель системи наведення антени, проаналізовано типові збурення, що діють на антенну систему. В окремому підрозділі подано перелік чинників, що впливають на керованість і параметри математичної моделі системи наведення антени. Змодельовано роботу нейромережевого контролера наведення АС та процедуру ідентифікації АС на основі рекурентної НМ Елмана. Проведено дослідження вибору ефективного методу для навчання НМ-контролера керування наведенням антени.

3.1. Побудова математичної моделі системи наведення антени

На рис. 3.1 показана узагальнена структурна модель системи керування АС із виділеними блоками, що підлягають моделюванню.

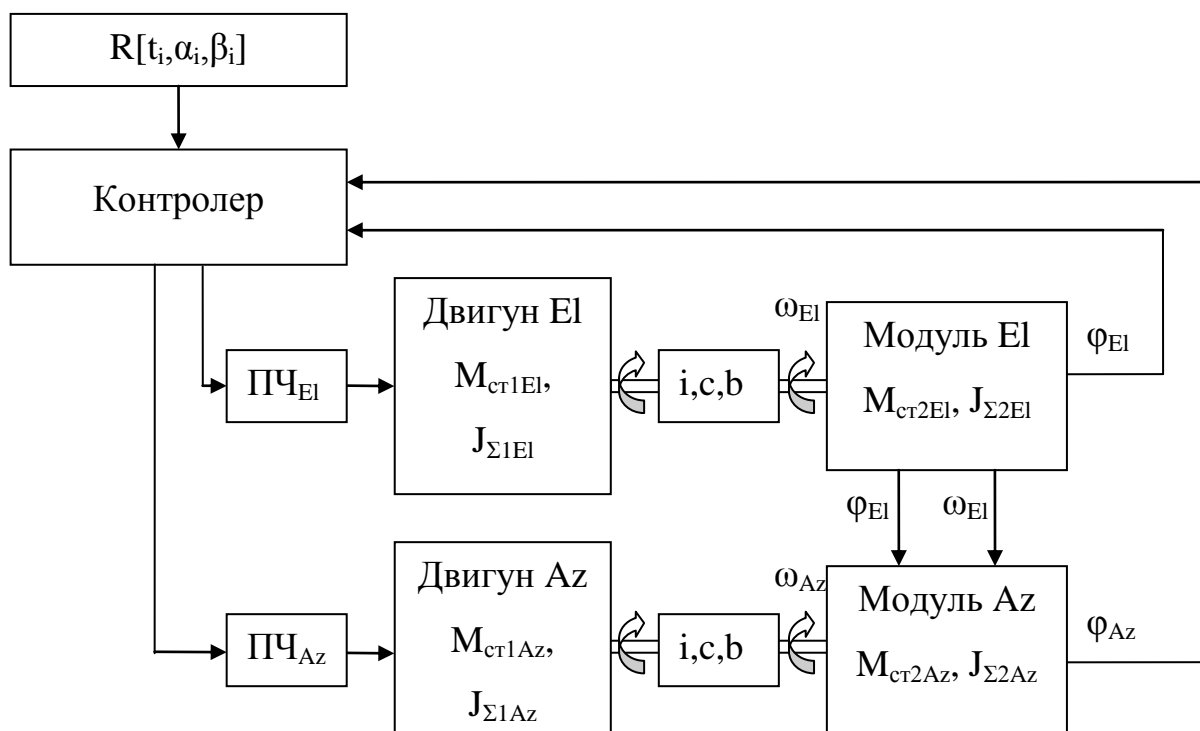


Рис. 3.1. Загальна модель АС із системою керування

У моделі АС виділено масивні механічні конструкції антенних модулів, що характеризуються певним статичним моментом $M_{ст2}$ та моментом інерції при обертовому русі $J_{\Sigma 2}$. Редуктори розглядатимемо як пружні ланки з приведеними коефіцієнтами жорсткості. Електродвигуни, керовані перетворювачами частоти (ПЧ), також характеризуються статичним $M_{ст1}$ та динамічним $J_{\Sigma 1}$ моментами.

На контролер керування поступають з центрального пульта керування дані про траєкторії супроводу супутника. Значення розміщено у вигляді таблиці масиву координат наведення за кутом місця й азимуту через встановлені моменти часу (як правило посекундно): $R[t_j, \alpha_j, \beta_j]$, де α_j, β_j – кути азимута і кути місця напрямку наведення променя АС на супутник у момент часу t_j . На основі вхідних даних наведення (таблиці цілевказівок) та даних зворотного зв'язку від давачів кутових положень кожної осі АС (ϕ_{El}, ϕ_{Az}) контролер виробляє керуючі дії у вигляді числового значення частоти обертання електромеханічного приводу в діапазоні $-1500 \dots 1500$ об./хв., що поступають на перетворювачі частоти кожного модуля.

На рис. 3.2 показана загальна модель системи керування АС, побудована в системі Matlab/Simulink.

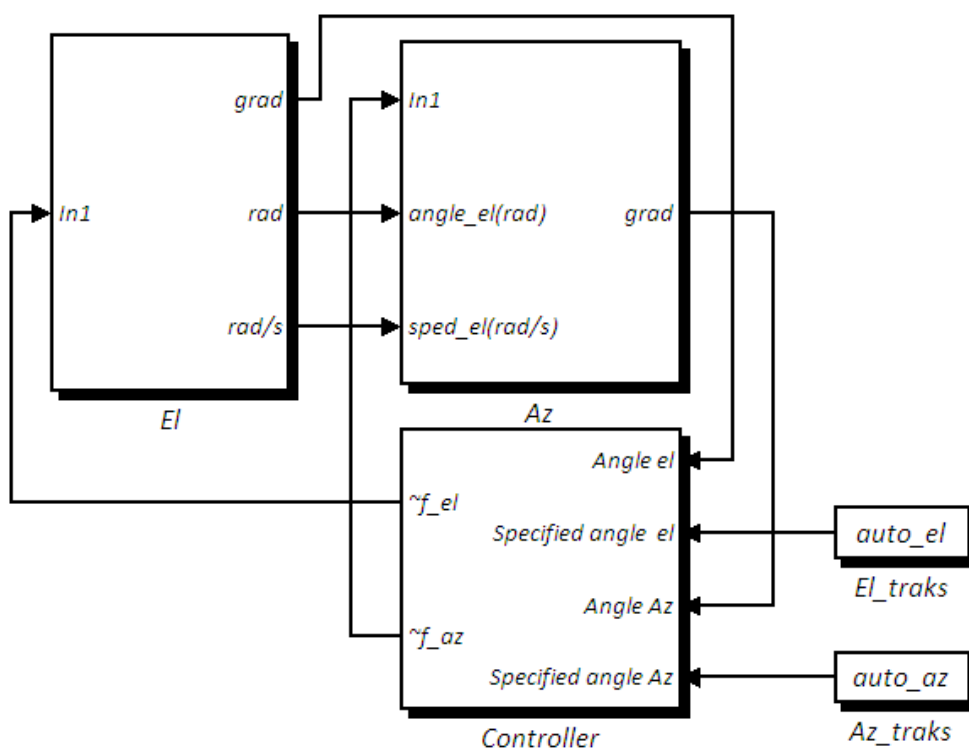


Рис. 3.2. Загальна модель системи керування АС в системі Matlab/Simulink

Для представленої моделі (рис. 3.2) встановлено блоки для відпрацювання значень положення осі кута місця та азимута антени.

На рис. 3.3 зображено модель механічної ланки осі кута місця антени, основними складовими якої є електромеханічний привід (Drive subsystem) та блок механічної частини ОПП антени (mechanical part EI).

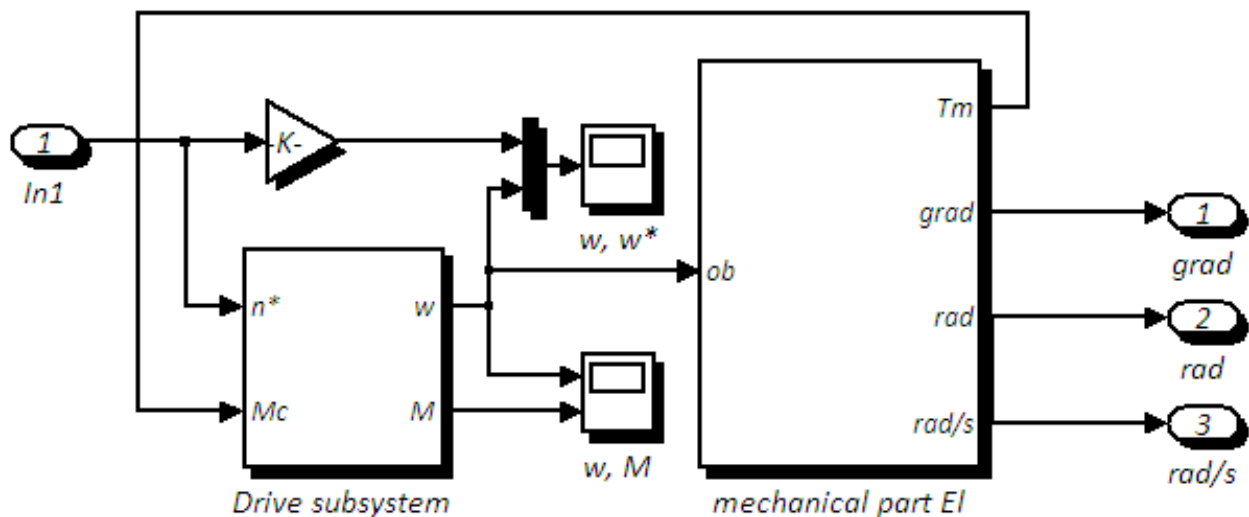


Рис. 3.3. Модель механічної ланки осі кута місця антени

На вхід ($In1$) модуля Drive subsystem подаємо величину, яка пропорційна до значення кутової швидкості електромеханічного приводу і є вхідним значенням для відтворення частоти обертання на вихід w . На вхід електромеханічного модуля Mc подаємо величину крутного моменту, що розвиває вісь кута місця антени при переміщенні за заданою траєкторією. Значення крутного моменту залежить від заданої величини кутової швидкості, маси антени та моменту інерції її окремих ланок. Значення моменту отримуємо із виходу M блоку Drive subsystem, який розвиває електромеханічний привід. Вихідні дані із механічної частини ОПП осі кута місця антени є такі: 1 – величина кутового переміщення представлена в градусах; 2 – величина кутового переміщення в радіанах; 3 – кутова швидкість переміщення осі в рад/с.

На рис. 3.4 показано модель азимутального модуля антенної системи, до якої входить ланка електромеханічного приводу (Drive subsystem) та блок механічної частини азимутальної осі ОПП антени (mechanical part Az).

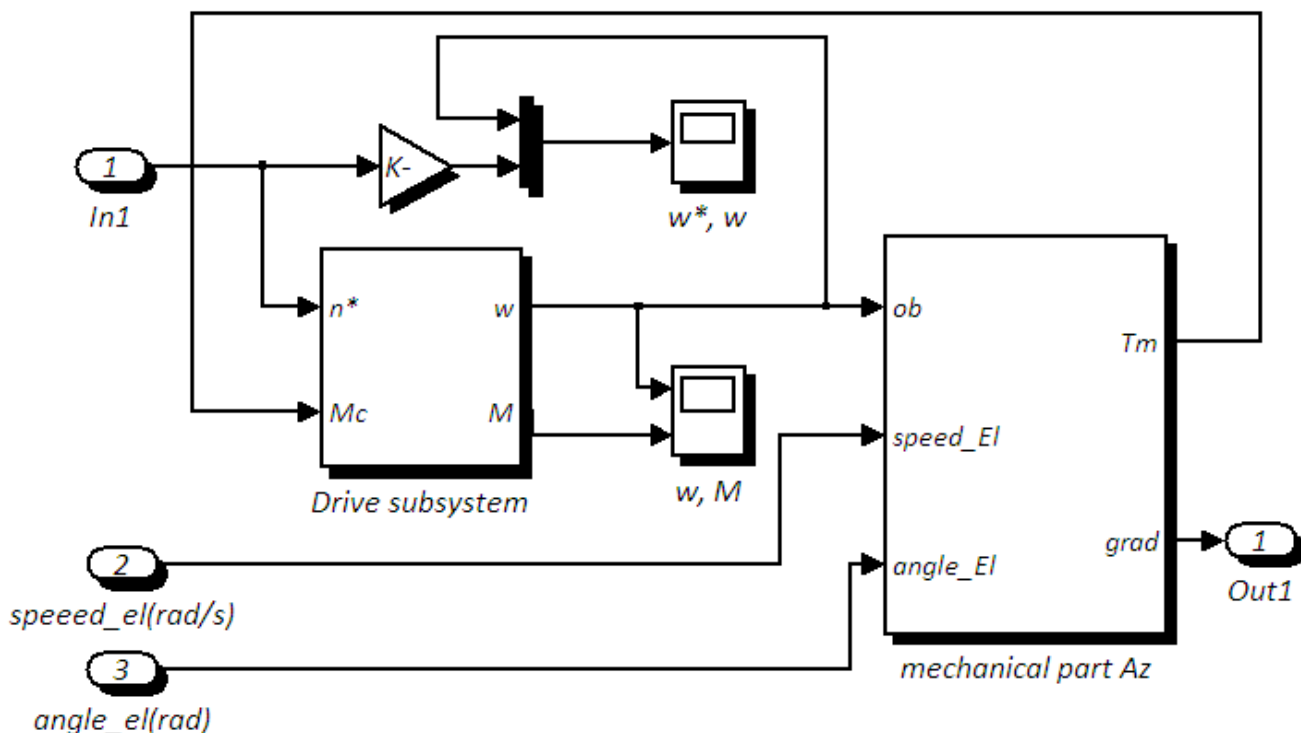


Рис. 3.4. Модель модуля азимутальної осі антени

Вхід ($In1$) модуля *Drive subsystem* приймає значення, пропорційне до кутової швидкості електромеханічного приводу, у відповідність до отриманого значення. На виході w отримуємо частоту обертання. На вхід Mc подаємо величину крутного моменту, яка виникає при слідуванні азимутальної осі по траєкторії, аналогічно як для модуля осі кута місця. Для врахування впливу нахилу осі кута місця на азимутальну вісь на входи 2 та 3 блоку *mechanical part Az* задано кутову швидкість та кутове положення осі кута місця антени. Кутова швидкість подається в радіанах за секунду, а кутове положення в радіанах. Вихідними величинами із механічної частини ООП азимутальної осі антени є кутове положення, одиниці вимірювання якого – градуси.

Найбільш складною ланкою в системі керування АС є об'єкт керування – металоконструкція АС, ОПІ та механізми наведення. Тому при побудові моделі системи керування необхідно зробити детальний аналіз параметрів елементів окремих вузлів, щоб врахувати динамічні властивості механічної частини АС.

Конструкція АС з механізмами наведення являє собою частину замкненої зворотнім зв'язком динамічної системи, яка суттєво впливає на якість роботи

системи керування. Конструкція антени разом з ОПП, як об'єкт керування, залежить від багатьох факторів, що впливають на її динамічні характеристики. Зокрема, для АС – це розміри і форма рефлектора та опромінюючої частини радіотракту, розміщення додаткової приймально-передавальної апаратури на антені (підсилювач потужності, імітатор сигналу), тип ОПП, наявність люфтів у редукторах, метеорологічні та кліматичні умови в місці розташування, вітрові навантаження, необхідні швидкості й прискорення та точність наведення і т.п. На точність наведення також впливають такі параметри: скручування валів, люфти зубчастих передач.

Теоретично АС слід вважати системою з розподіленими параметрами, з наявністю нелінійностей та дією збурюючих факторів. Однак з погляду експлуатаційних вимог її можна представити системою з зосередженими параметрами. Конструкція АС у такому випадку розглядається як багатомасова модель, а задача дослідження її динамічних характеристик - розв'язок системи диференціальних рівнянь руху [58], загальний вираз яких може бути отримано з рівняння Лагранжа другого роду, вважаючи, що сумарна маса системи протягом визначеного часу залишається незмінною:

$$m_i \ddot{\theta}_i + \sum_{k=1}^n r_{ik} \ddot{\theta}_k + \sum_{j=1}^n s_{ij} \dot{\theta}_j = F_i, \quad (3.1)$$

де m_i – i -та зосереджена маса;

θ_i – переміщення жорсткої маси;

r_{ik} – коефіцієнт впливу жорсткості, що характеризує еквівалентну жорсткість в i -й точці при деформаціях в k -й точці конструкції;

s_{ij} – коефіцієнт впливу демпфування в i -й точці при створенні одиничної швидкості переміщення в j -й точці;

F_i – зовнішня сила, що діє на i -ту масу в напрямі її переміщення.

Дослідження власних коливань двомасової просторової моделі антенного модуля дають підстави для представлення його парою взаємозв'язаних плоских моделей – осей азимута та кута місця.

Рівняння динамічного балансу моментів відносно азимутальної осі антени отримані з рівняння Лагранжа II роду з врахуванням того, що відповідний момент інерції залежить від положення осі кута місця і змінюється під час її переорієнтації. Це сформульовано в наступному вигляді:

$$M_{\partial \theta_{Az}}(t) = M_{ct1Az}(t) + J_{\Sigma 1Az} \frac{d\omega_{1Az}}{dt} + M_{npAz}(t); \quad (3.2)$$

$$M_{npAz}(t) \cdot i_{Az} = M_{ct2Az} + M_{\theta_{Az}}(t) + J_{\Sigma 2Az} \frac{d\omega_{Az}}{dt} + \omega_{Az} \omega_{El} \frac{dJ_{\Sigma 2}}{d\varphi_{El}}, \quad (3.3)$$

де

$$M_{npAz}(t) = c \left(\int_0^t \omega_{1Az} dt - \int_0^t \omega_{Az} \cdot i_{Az} dt \right) + b(\omega_{1Az} - \omega_{Az} \cdot i_{Az}), \quad (3.4)$$

$M_{\partial \theta_{Az}}(t)$ – момент, розвинутий приводом для азимутальної осі;

$M_{npAz}(t)$ – діючий момент, зведений до вхідного валу;

M_{ct1Az}, M_{ct2Az} – зведені статичні моменти опору в азимутальному модулі для кожної з мас відповідно;

$M_{\theta_{Az}}(t)$ – сумарний зведений момент, який враховує вітрові навантаження, зміни моменту опору та ін., при повороті антени в азимутальній площині;

$J_{\Sigma 1Az}, J_{\Sigma 2Az}$ – зведені до валу двигуна та осі антени, моменти інерції для кожної з мас відповідно;

ω_{1Az} – кутова швидкість ротора двигуна азимута;

ω_{Az} – кутова швидкість повороту антени навколо азимутальної осі;

i_{Az} – передавальне відношення механізму наведення азимутальної осі антени;

c – коефіцієнт жорсткості на скручування;

b – коефіцієнт внутрішнього в'язкого тертя.

Зведені моменти інерції $J_{\Sigma 1}, J_{\Sigma 2}$, обчислюються за кінематичними схемами підсистем, що об'єднують вузли, віднесені до кожної із мас двомасової системи:

$$J = \sum_{k=1}^n J_k / i_k^2 \eta_k, \quad (3.5)$$

де J_k – момент інерції k -ї кінематичної ланки;

i_k – передаточне відношення від місця приведення до k – ї кінематичної ланки.

Триступеневий редуктор розглядався як пружна ланка. Припускалося, що вхідний вал (при зафіксованому вихідному валу) скрутиться на 2 кутових градуси під дією прикладеного моменту $5 \text{ Н}\cdot\text{м}$. Для розглянутого випадку коефіцієнт жорсткості на скручування для вхідного валу становитиме

$$c = \frac{M}{\varphi} = \frac{5}{2 \cdot \frac{\pi}{180}} = \frac{5}{0,035} = 156,7 \text{ (Н}\cdot\text{м)}.$$

Для такої жорсткості коефіцієнт внутрішнього в'язкого тертя вибрано [105], $b = 0,01 \text{ Н}\cdot\text{м}\cdot\text{с}$.

Аналогічні рівняння динамічного балансу моментів відносно осі кута місця антени приймають вигляд:

$$M_{\text{об}El}(t) = M_{\text{ct}1El}(t) + J_{\Sigma 1El} \frac{d\omega_{1El}}{dt} + M_{\text{np}El}(t); \quad (3.6)$$

$$M_{\text{np}El}(t) \cdot i_{El} = M_{\text{ct}2El} + M_{\text{об}El}(t) + J_{\Sigma 2El} \frac{d\omega_{El}}{dt}, \quad (3.7)$$

де

$$M_{\text{np}El}(t) = c \left(\int_0^t \omega_{1El} dt - \int_0^t \omega_{El} \cdot i_{El} dt \right) + b(\omega_{1El} - \omega_{El} \cdot i_{El}), \quad (3.8)$$

$M_{обEl}(t)$ – момент, розвинутий приводом для осі кута місця антени;

$M_{npEl}(t)$ – діючий момент, зведений до вхідного валу осі кута місця;

M_{ct1El}, M_{ct2El} – зведені статичні моменти опору для кожної з мас модуля осі кута місця;

$M_{сEl}(t)$ – сумарний зведений момент, який враховує вітрові навантаження, зміни моменту опору та ін., при повороті антени у площині кута місця;

$J_{\Sigma 1El}, J_{\Sigma 2El}$ – моменти інерції зведені до валу двигуна та осі кута місця антени, для кожної з мас відповідно;

ω_{1El} – кутова швидкість ротора двигуна приводу осі кута місця;

ω_{El} – кутова швидкість повороту антени навколо осі кута місця;

i_{El} – передавальне відношення механізму наведення осі кута місця антени.

Структурна схема модуля осі кута місця антени, представленого двомасовою системою, показана на рис. 3.5. Вхідною величиною In для системи є величина заданої кутової швидкості, вихідною – Out значення кутової швидкості, яка створюється на виході модуля двомасової системи.

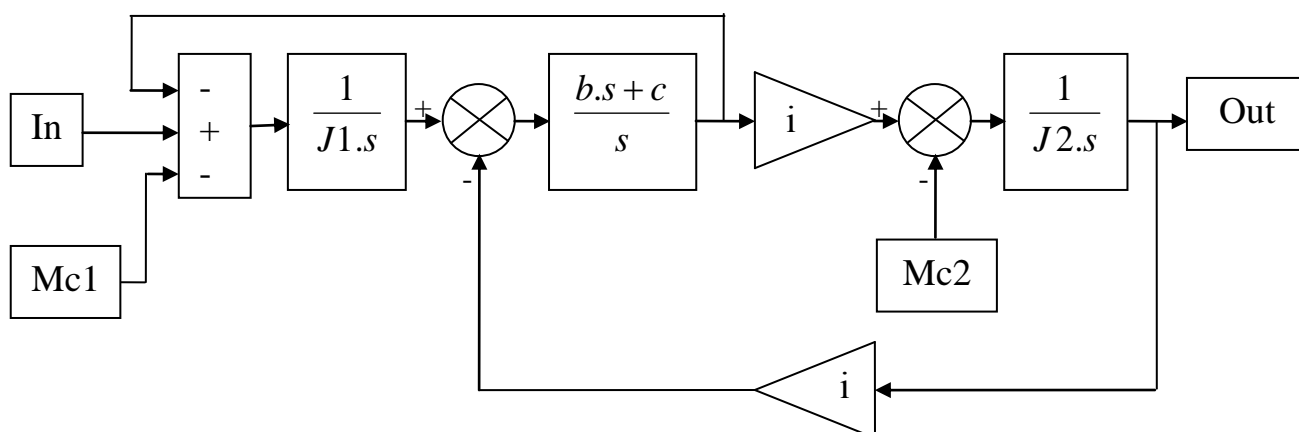


Рис. 3.5. Представлення двомасовою системою елементів механічної ланки кута місця антени

Структурна схема модуля механічних частин осі кута місця, згідно співвідношень (3.6-3.8), приведено на рис. 3.6.

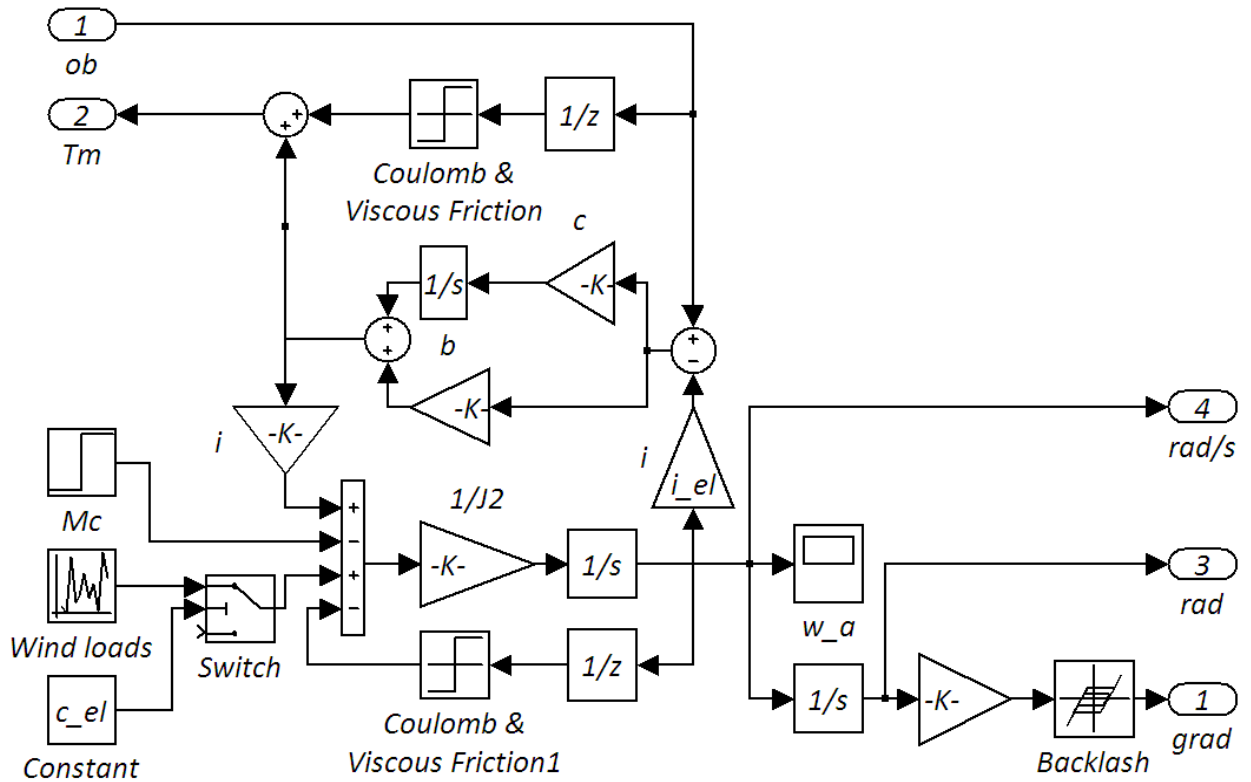


Рис. 3.6. Структурна схема механічної частини кута місця антени

На рис. 3.7 зображено вікно встановлення параметрів для модуля осі кута місця антени.

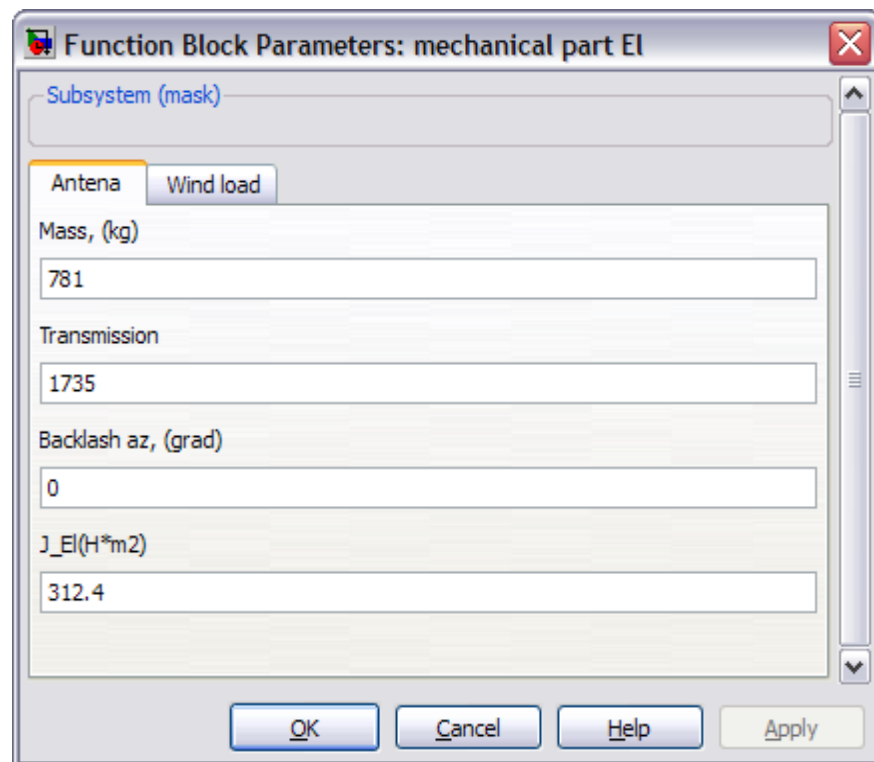


Рис. 3.7. Встановлення параметрів механічного модуля осі кута місця антени

Зв'язок між моделлю механічної частини модуля кута місця на модель азимутальної ланки здійснимо через врахування того, що момент інерції J_{Az} при обертанні дзеркала системи в азимутальній площині залежить від кута місця φ_{EL} , тобто $J_{Az} = f(\varphi_{EL})$.

Таким чином, при сумісному відпрацюванні координат наведення двома модулями дані про кутове положення (φ_{EL}) та кутову швидкість (ω_{EL}) із моделі кута місця антени передаємо в модель азимутальної осі антени.

У моделі азимутального модуля (рис. 3.8) враховано вплив положення модуля кута місця на значення моменту інерції, що виникає в азимутальній осі антени. Врахування кутової швидкості та кутового положення осі кута місця відтворимо функціональними блоками Fcn і Fcn1 (рис. 3.6).

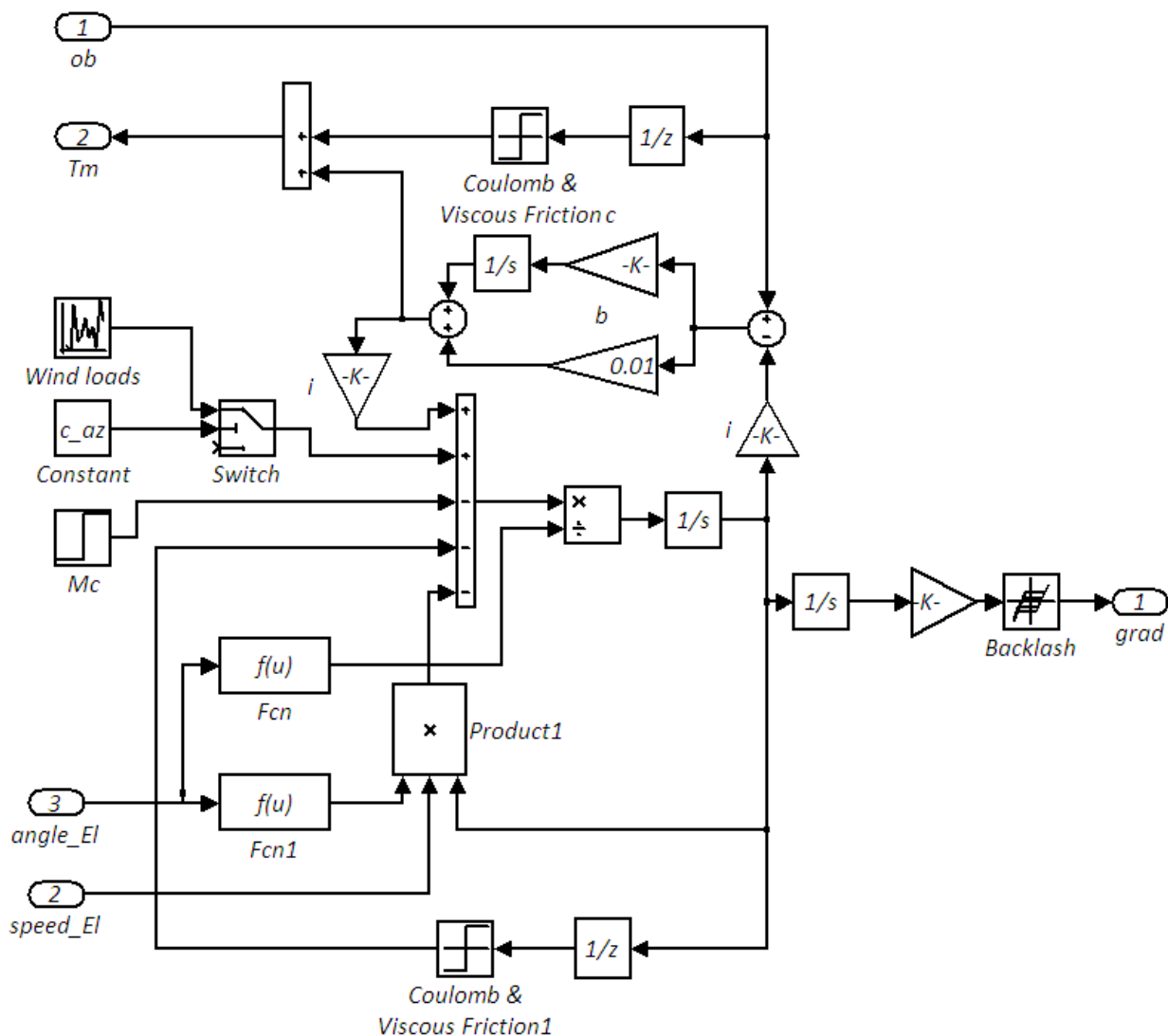


Рис. 3.8. Структурна схема механічної частини азимутального модуля антени

Встановлення параметрів механічного модуля азимутальної осі антени зображено на рис. 3.9.

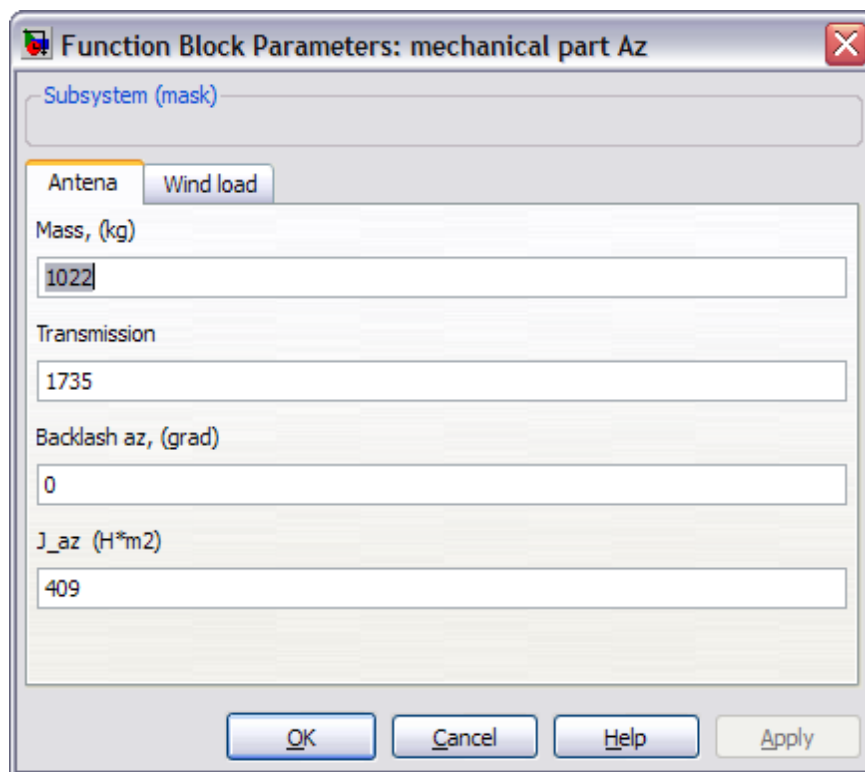


Рис. 3.9. Встановлення параметрів механічного модуля азимутальної осі антени

У полі Antena вказуємо масу механічної частини модуля азимута та кута місця у відповідності до створених моделей (одиниці вимірювання кілограми). Значення передаточного відношення для редуктора записуємо в поле Transmission, таке число вказує, у скільки разів частота обертання електромеханічного приводу менша від частоти вихідної ланки антени. Для запису моменту інерції механічної частини відведено поле J_az для азимутального модуля та J_El для модуля кута місця (одиниці вимірювання – $\text{H}\cdot\text{m}^2$).

Вхідними параметрами обох підсистем механічних модулів АС є швидкість ротора двигуна (рад/с), а вихідними - кут і швидкість повороту антени та крутний момент на вихідному валу (Tm). В моделях передбачено можливість додавання до вихідного моменту складових: впливу вітрового навантаження (блоки Wind Loads) і люфтів на вихідному валу антени (блоки Backlash).

Для оцінки залежності моменту інерції механічної частини відносно азимутальної осі від нахилу модуля кута місця розглянемо його як суму моментів окремих вузлів.

На рис. 3.10 показано результати розрахунку залежності сумарних моментів інерції відносно азимутальної осі для вузлів та від кута повороту навколо осі кута місця.

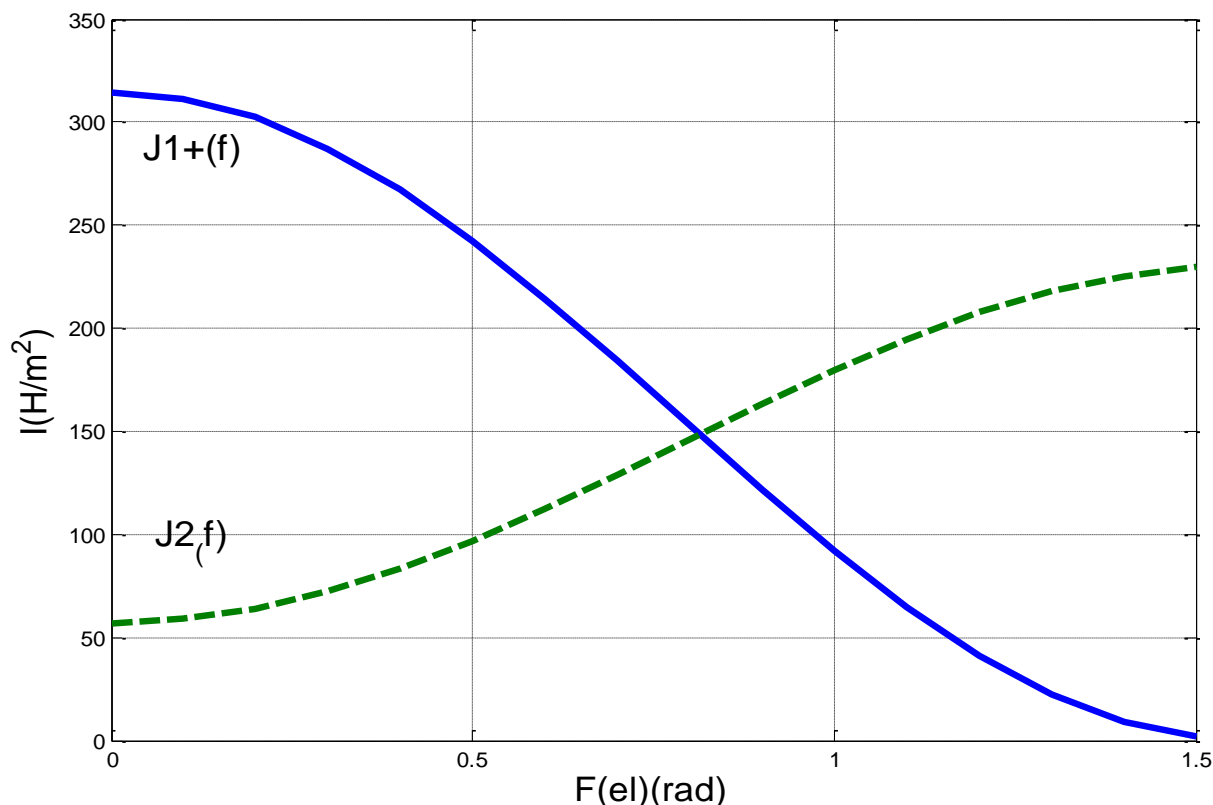


Рис. 3.10. Залежність моментів інерції вузлів АС відносно азимутальної осі від кута повороту навколо осі кута місця

Як видно із представленою графічного відтворення моментів інерції азимутального модуля від кута повороту модуля осі кута місця, виникають значні навантаження на перший модуль. Створенні таким чином навантаження будуть впливати на якість роботи регулятора при керування наведенням антени, оскільки це призводить до зміни параметрів моделі системи.

На рис. 3.11 показано зміну моменту інерції механічної частини в цілому відносно азимутальної осі з поворотом навколо осі кута місця.

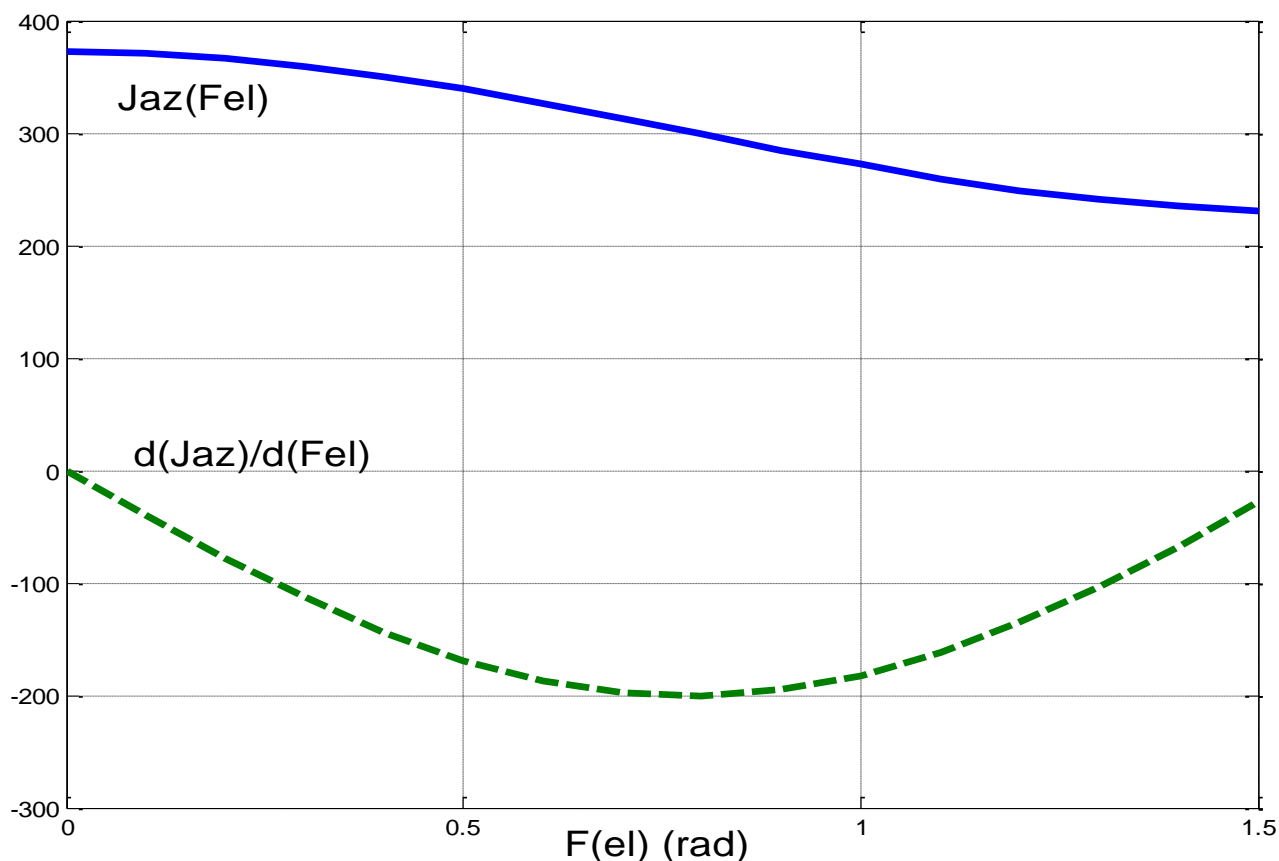


Рис. 3.11. Зміна моменту інерції азимутального модуля відносно азимутальної осі при обертанні навколо осі кута місця

3.2. Дослідження способу навчання модифікованої НМ Елмана

Навчання НМ включає декілька кроків, а саме:

- вибір початкової конфігурації НМ;
- проведення ряду експериментів з різними конфігураціями НМ та вибір тієї структури у якій похибка є мінімальною;
- якщо якість навчання недостатня, тоді доцільно збільшити кількість нейронів проміжного шару або збільшити кількість шарів;
- при ознаках явного перенавчання необхідно зменшити кількість нейронів проміжного шару або зменшити один чи декілька шарів.

Враховуючи те, що НМ призначенні для вирішення значної кількості практичних задач, параметри, які слід налаштувати, можуть містити декілька

сотень, а то й тисяч змінних. Визначення градієнту може вимагати значних затрат та великої кількості обчислювальних ресурсів. Беручи до уваги специфіку багат шарових НМ, для них розроблено спеціальні методи розрахунку градієнт. Серед них виділимо метод зворотного поширення похибки [13].

Значення зворотного поширення віднесемо до процесу, з допомогою якого можна провести визначення похідні від функціоналу похибки за відомими параметрами мережі. Є значна кількість варіантів побудови та використання алгоритмів зворотного поширення [71, 74].

Методи для навчання НМ у більшості випадків аналогічні до методів визначення екстремуму функції декількох змінних [95]. Такі методи доцільно розділити на 3 категорії: нульового, першого та другого порядків.

У методах нульового порядку для знаходження екстремуму використовується лише інформація про значення функції в заданих точках.

Для методів першого порядку застосовується градієнт функціоналу похибки налаштування параметрів. Це проводиться так:

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k g_k, \quad (3.9)$$

де x_k - вектор параметрів;

α_k - параметр швидкості навчання;

g_k - градієнт функціоналу, який відповідає ітерації з номером k .

Вектор, який спрямований у протилежну сторону від напрямку градієнта вказує на напрям найкоротшого шляху спуску по поверхні функціоналу похибки. При реалізації переміщення в такому напрямку, величина похибки буде зменшуватися. Послідовність таких кроків у кінцевому результаті забезпечить мінімальне значення функціоналу похибки та налаштування параметрів НМ. Складнощі виникають при визначенні параметра швидкості навчання α_k . При великому значенні вказаного параметра навчання буде проходити швидко, однак існує ймовірність пропустити правильне рішення або продовжувати рух у неправильному напрямку. При малому значенні кроку збільшується ймовірність

переміщення у правильному напрямку, однак таке рішення вимагає проведення досить значної кількості епох навчання. Залежно від вибраного алгоритму, параметр швидкості навчання може бути постійним або змінюватися в процесі роботи [120].

Правильний вибір параметра швидкості навчання залежить від поставленого завдання для функціонування НМ та в більшості випадків визначається експериментальним шляхом [90]. Для випадку змінного значення параметру швидкості навчання його величина зменшується при наближенні до мінімуму функціоналу похибки.

В алгоритмах спряжених градієнтів пошук мінімуму виконується в напрямку спряжених градієнтів, що забезпечує швидку подібність, ніж при найшвидшому спуску. На першому кроці починаємо рух в напрямку антиградієнта:

$$\mathbf{p}_0 = -\mathbf{g}_0. \quad (3.10)$$

Тоді напрямок наступного переміщення визначимо таким чином, що воно було спряжене з попереднім. Відповідний вираз для нового напрямку руху буде комбінацією нового напрямку найшвидшого спуску та попереднього:

$$\mathbf{p}_k = -\mathbf{g}_k + \beta_k \mathbf{p}_{k-1}; \quad (3.11)$$

де \mathbf{p}_k – напрямок руху;

\mathbf{g}_k – градієнт функціоналу похибки;

β_k – коефіцієнт, що відповідає ітерації з номером k ;

Коли напрямок спуску визначено, то нове значення вектора налаштовуваних параметрів \mathbf{x}_{k+1} визначимо із виразу:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{p}_k. \quad (3.12)$$

Метод другого порядку вимагає знання похідних другого порядку від функціоналу похибки. До методів другого порядку відноситься також метод Ньютона. Основний крок для такого методу визначимо із формули:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \mathbf{H}_k^{-1} \mathbf{g}_k, \quad (3.13)$$

де \mathbf{x}_k – вектора значень параметрів на k -ій ітерації;

\mathbf{H} – матриця часткових похідних другого порядку цільової функції або матриці Гессе;

\mathbf{g}_k – вектор градієнта на k -ій ітерації.

Для значної кількості випадків метод Ньютона має більшу подібність порівняно з методом спряжених градієнтів, однак потребує більше затрат, що пов'язано із обчисленням гессіана. Для того щоб уникнути обчислення матриці, Гессен пропонується різні способи заміни її наближеним обчисленням, що породжує квазіньютонівські алгоритми. Серед них алгоритм, що реалізує метод площин пересічення та алгоритм Левенберга-Марквалда [13].

Використовуючи алгоритм, навчання проводиться покроково, які називатимемо епохами навчання. Для кожної епохи на вхід НМ подаватимемо послідовності навчальної вибірки, після цього проведитимемо обчислення вихідного значення мережі та порівняння з цільовими значеннями та розраховуватимемо функціонал похибки. Значення функціоналу похибки та градієнт використовуємо для коректування вагових коефіцієнтів та зміщень для нейронів. Початкові значення вагових коефіцієнтів та зміщень вибиратимемо випадковим методом, а процес навчання зупинимо, коли буде пройдено задану кількість циклів повторень навчальних послідовностей або коли значення похибки досягне заданого значення, або залишатиметься незмінним.

Розглянемо алгоритми, що реалізують методи для навчання рекурентної НМ Елмана.

Алгоритм GD або алгоритм градієнтного спуску використовується для такої корекції вагових коефіцієнтів та зміщень, яка мінімізує значення похибки, тобто

забезпечити переміщення по поверхні функціоналу. При цьому напрямок встановлюється протилежним градієнту функціоналу відповідно до налаштованих параметрів. З функцією *traingd*, що реалізує заданий алгоритм, пов'язаний лише один параметр, а саме: швидкість налаштування *lr*. Поточне збільшення вагових коефіцієнтів та зміщень НМ розраховується як добуток вказаного параметра на вектор градієнта. При занадто великому значенні параметра алгоритм прийме нестійкий стан, при малому значенні – необхідно буде багато часу для проведення навчання.

Алгоритм градієнтного спуску із збуренням (*GDM*) призначений в основному для налаштування та навчання НМ прямого розповсюдження. Метод коригування вагових коефіцієнтів та зміщень НМ, покладений в його основу, забезпечує подолання локальних нерівностей поверхні похибки та не зупиняється на локальних мінімумах [14]. Для збільшення вектору налаштованих параметрів та врахування збурення при використанні методу зворотного поширення похибки реалізуємо наступне співвідношення:

$$\Delta w_k = mc \cdot \Delta w_{k-1} + (1 - mc) \cdot lr \cdot \mathbf{g}_k, \quad (3.14)$$

де Δw_k – приріст вектора вагових коефіцієнтів;

mc – параметр величини збурення;

lr – параметр швидкості навчання;

\mathbf{g}_k – вектор градієнту функціоналу похибки для *k*-ї ітерації.

Алгоритм *GDAi* реалізує метод градієнтного спуску із вибором параметра налаштування швидкості, який використовує евристичну стратегію зміни вказаного параметра в процесі навчання. Така стратегія полягає в наступному. При визначенні вихідного значення НМ та похибки його відтворення у кожному циклі навчання обчислюємо нові значення налаштованих параметрів та значення похибки. Якщо відношення нового значення похибки до попереднього перевищує значення величини *max_perf_inc*, то новий приріст налаштованих параметрів не проводиться. Однак параметр швидкості налаштування зменшується на величину коефіцієнту *lr_dec*. Якщо отримане значення похибки менше від попереднього, то

параметр швидкості налаштування збільшуємо на величину коефіцієнта lr_inc . Така стратегія забезпечує збільшення швидкості та зменшення часу навчання.

Для алгоритмів, що реалізують метод градієнтного спуску, керування збіжністю виконується за допомогою параметра, що задає швидкість навчання. В алгоритмах які включають методи спряжених градієнтів, розмір кроку коректується для кожної ітерації. Всі алгоритми за методом спряжених градієнтів на першому кроці розпочинають пошук в напрямку антиградієнту відповідно до виразу (3.10). Після вибору напрямку необхідно визначити оптимальний крок пошуку, на величину якого треба змінити налаштовані параметри (3.12). Після цього визначити наступні напрямки пошуку: лінійну комбінацію нового напрямку найшвидшого спуску та вектора руху у спряженому напрямку (3.11).

Завданням різних алгоритмів є визначення константи β_k . Проведемо розрахунок константи β_k і покажемо значення як відношення квадрату норми градієнта на поточній ітерації до квадрату норми градієнту на попередній ітерації:

$$\beta_k = \frac{\mathbf{g}_k^T \mathbf{g}_k}{\mathbf{g}_{k-1}^T \mathbf{g}_{k-1}}. \quad (3.15)$$

Такий спосіб визначення значення константи β_k реалізує метод Флетчера-Рівса. Перевагою розглянутого методу є менші витрати пам'яті для розрахунку у порівняно із градієнтними алгоритмами.

Розглянуті алгоритми, побудовані на основі використання методу спряжених градієнтів, реалізують на кожній ітерації процедуру одномірного пошуку, яка потребує значних часових затрат. Алгоритм SCG, який запропонований Моллером, дозволяє уникнути цих затрат. Оскільки об'єднує два методи, а саме: метод спряжених градієнтів та квазіньютонівий метод. А в частковому випадку використовує підхід, що реалізований в алгоритмі Левенберга-Марквардта.

Правило Бейеса може забезпечити автоматичний вибір параметрів регуляризації при навчанні НМ. Такий підхід полягає у тому, що вагові коефіцієнти та зміщення мережі розглядаються як випадкові величини з відомим

законом розподілу. Використовуючи статичні методи можна провести оцінку параметра регуляризації, пов'язаного з дисперсією розподілу.

Варто відмітити, що середньоквадратичне значення похибки для навчальної або тестової вибірки, що досягнуте в процесі навчання, не гарантує задовільної якості роботи НМ при використанні в контурі регулювання.

Процес перевірки ефективності алгоритму включав проведення навчання НМ на значеннях, отриманих із НМ ідентифікатора АС, проведення повторного навчання на вибірці, що не входила у тестові сигнали, та проведення тестування для наведення АС на тестовій траєкторії [125].

Результати тестування приведені в табл. 3.1.

Таблиця 3.1

Порівняння результатів навчання НМ із використанням різних методів

№ <i>n/n</i>	Назва алгоритму	Результати навчання на тестовий сигнал			Результати повторного навчання на контрольний сигнал			Результати тестування	
		Час навчання	Кількість пройдених епох при навчанні	Похибка, досягнута при навчанні	Час навчання	Кількість пройдених епох при навчанні	Похибка, досягнута при навчанні	Максимальне значення похибки (%)	Середньоквадратичне значення похибки
1	TRAINCGF	0:10	103	$1,49 \cdot 10^{-6}$	0:43	471	$7,55 \cdot 10^{-7}$	57,1	372
2	TRAINSCG	1:52	1259	$2,06 \cdot 10^{-7}$	2:43	1831	$1,92 \cdot 10^{-7}$	32,5	269
3	TRAINGDM	3:35	5000	$6,34 \cdot 10^{-3}$	3:32	5000	$11,1 \cdot 10^{-3}$	33,4	248
4	TRAINGDX	2:42	5000	$11,1 \cdot 10^{-5}$	2:42	5000	$6,08 \cdot 10^{-5}$	24,1	119
5	TRAINGDA	2:59	5000	$85,5 \cdot 10^{-5}$	2:57	5000	$3,03 \cdot 10^{-3}$	34,9	98
6	TRAINGD	3:41	5000	$2 \cdot 10^{-4}$	3:33	5000	$4,5 \cdot 10^{-3}$	27	96
7	TRAINBR	13:44	2457	$1 \cdot 10^{-8}$	1:31	270	$9,97 \cdot 10^{-9}$	4,7	1,2

На основі результатів навчання та тестування створеної НМ структури для керування наведення АС було вирішено надати перевагу алгоритму з найменшим середньоквадратичним значенням похибки регулювання в результаті тестування. Хоча для методу TRAINBR, що використовує правило Байеса і алгоритм Левенберга-Марквалда, час навчання є найбільшим, у порівнянні з іншими методами, йому було надано перевагу для подальшого застосування, оскільки навчання НМ виконується в режимі *off-line*, для якого час навчання та адаптації параметрів не відіграє важливого значення.

Також проведено тестування методів, які були використані для налаштування коефіцієнтів НМ Елмана в контролері керування наведенням антени, за отриманими даними середньоквадратичної похибки відхилення заданого кутового положення від дійсного. Це відображає побудована порівняльна стовпчаста діаграма рис. 3.12.

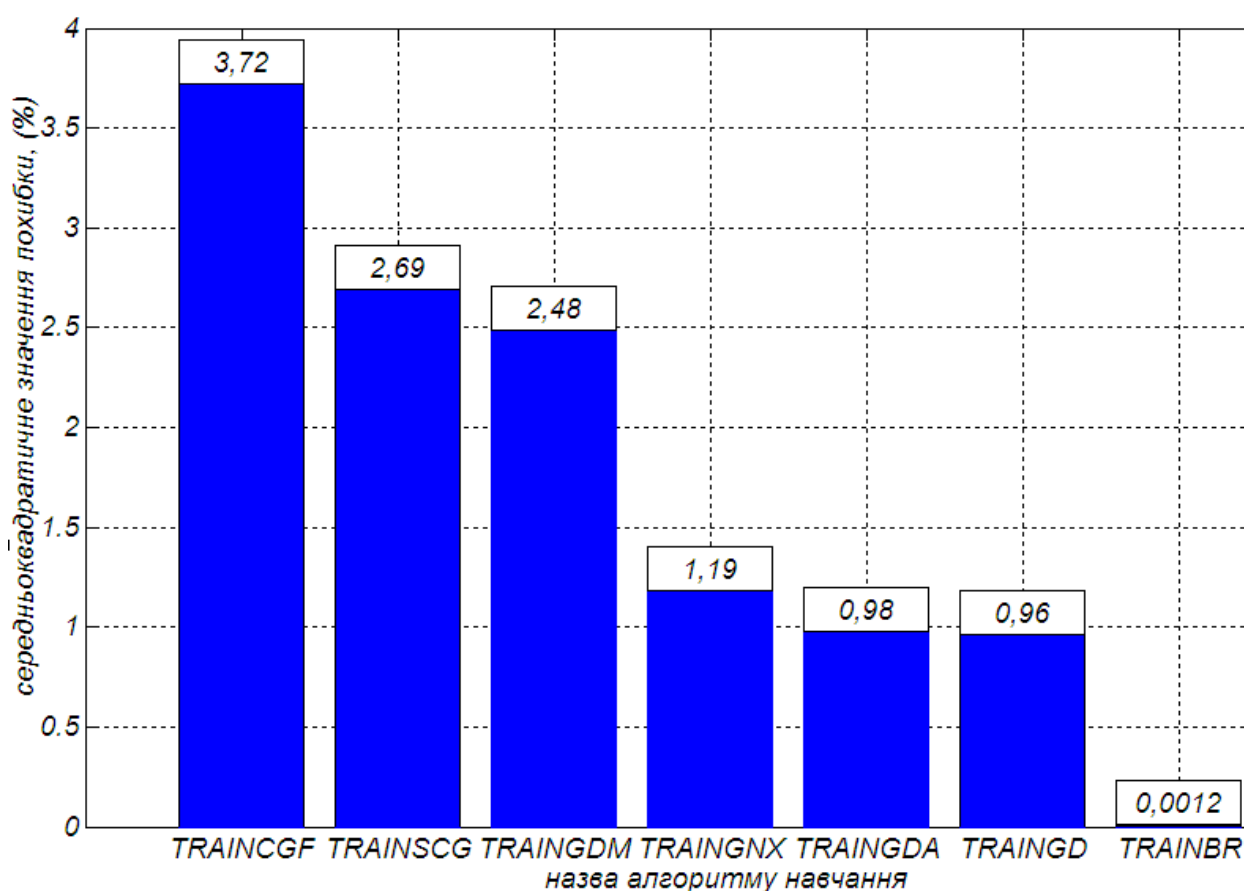


Рис. 3.12. Середньоквадратичні значення похибки налаштування НМ Елмана для різних алгоритмів навчання

3.3. Проведення тестування НМ-ідентифікатора антени

Згідно методу, запропонованого в розділі 2, навчання НМ емулятора ОК повинно проводитися поза контуром керування для сформованого навчального обсягу значень, що отримані експериментально шляхом. Обсяг навчальних послідовностей для НМ сформували для забезпечення точності відтворення кутового встановлення антени для різних траєкторій. Детермінований підхід у традиційній теорії керування опирається на серії тестових сигналів, таких як: гармонічні та ступінчасті вхідні значення з різною амплітудою та частотою.

Опираючись на лінійну теорію автоматичного керування, гармонічний сигнал забезпечує дослідження поведінки ОК лише для однієї частоти, яка відповідає основній гармоніці вхідного сигналу.

Ступінчастий сигнал, спектр якого охоплює широку смугу частоти, дозволяє отримати інформацію про відклик ОК у широкому частотному діапазоні. Однак обсяг навчальної вибірки, яка містить корисну інформацію про процес керування, визначатиметься й інерційними властивостями ОК.

Амплітуду (потужність) вхідного значення вибирали із діапазону можливих допустимих значень вхідної дії. Оскільки модель АС має електромеханічний привід (асинхронний двигун), тоді допустимою буде зміна вхідного значення в межах від -1000 до 1000, що відповідатиме кутовій швидкості в обертах за хвилину. Період зміни вхідного значення встановимо рівним 10с., оскільки зменшення періоду буде частіше змінювати напрям повертання осі антени, що приводитиме до зменшення ресурсу роботи окремих механічних ланок (зубчастих зачеплень, шарико-підшипникових опор, направляючих осей).

Подамо на вхід осі кута місця антени ступінчастий змінний сигнал, який пропорційний до частоти обертання електромеханічного приводу (рис. 3.13, а). За перший період часу амплітуда сигналу – 1000, другий – 0, третій – 500, четвертий – 0, п'ятий – -500. Встановлене кутове положення (рис. 3.13, б) вимірювали за дискретні проміжки часу, а саме 0,01с.

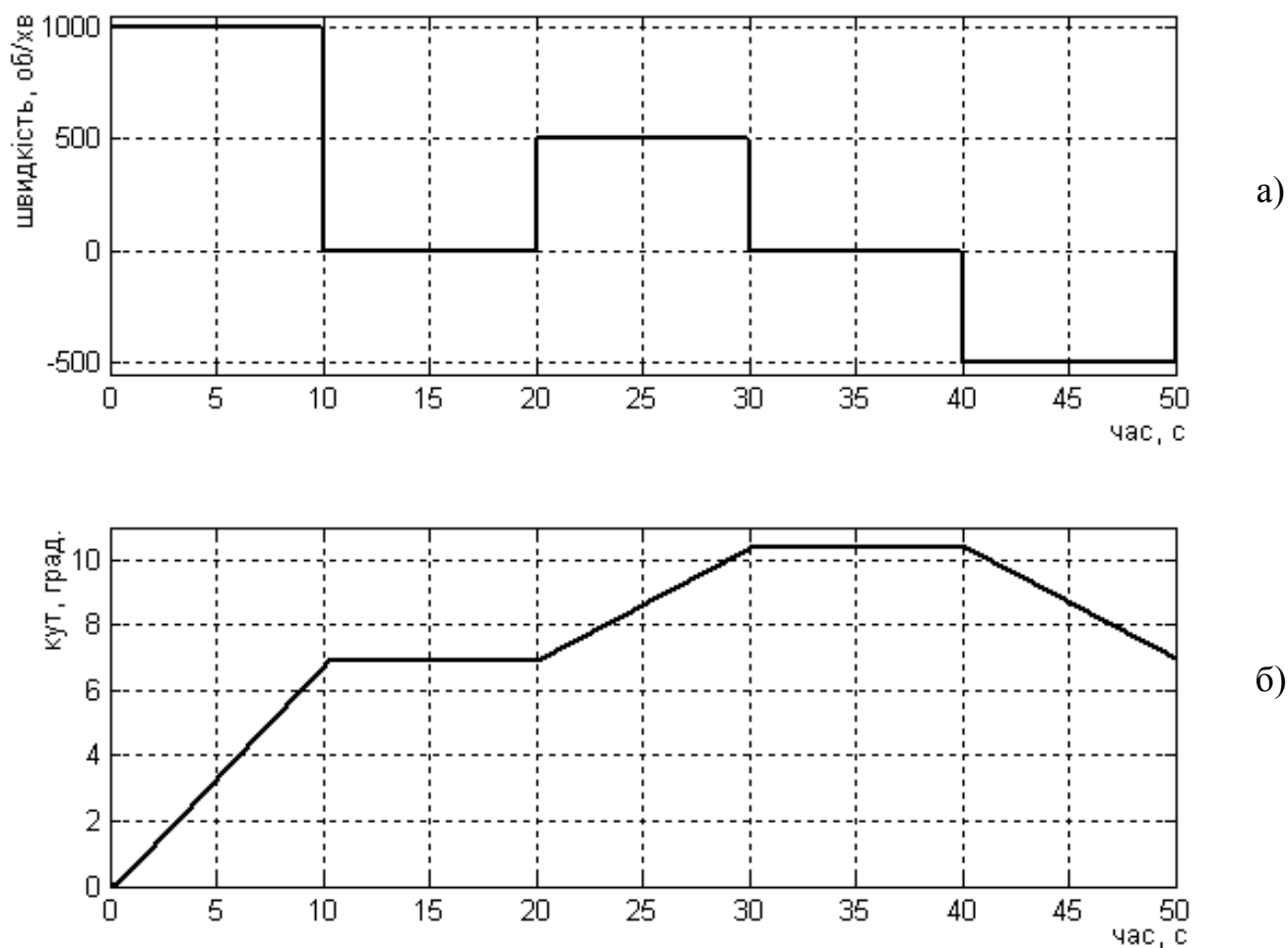


Рис. 3.13. Зміна швидкості виконавчого пристрою антени та встановлення кутового положення осі кута місця

Для проведення ідентифікації АС навчання НМ здійснювалося на множині вхідних значень швидкостей виконавчого пристрою, а перевірка адекватності створеної НМ структури проводилася на значеннях, що не входили в навчальну послідовність. Для подальшого використання отриманої неймережевої моделі необхідно провести її перевірку на адекватність.

Прийемо значення кількості нейронів проміжного шару рівним 9. За час проведення навчання (1хв. 37с.), було пройдено 1000 epoch. Значення похибки навчання було досягнуто $6,1 \times 10^{-1}$. При використанні НМ-емулятора, структурованого елементами НМ прямого поширення сигналу отримали незадовільні результати, оскільки неймережева структура неспроможна

прогнозувати числовий ряд, який був її представлений під час проведення навчання, незважаючи на те, що похибка при навчанні була не значною.

Було проведено навчання рекурентної НМ Елмана, яка має локальний зворотній зв'язок. Також для підвищення прогнозуючої властивості структури збільшили кількість входів НМ до 5. Тепер на вхід НМ буде подаватися вхідне значення $r(t)$. Теж саме значення затримане через блок одиничної затримки $r(t-1)$ і через два блоки одиничної затримки $r(t-2)$, а також вихідний сигнал який є кутом встановлення АС, що проходить через блок одиничної $y(t-1)$ та подвійної затримки $y(t-2)$.

Розрахунки середньоквадратичного відхилення прогнозованого значення кутового положення для виходу АС та значення, що видає нейромережевий емулятор, виконувалися за формулою:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}, \quad (3.16)$$

де x_i – i -й елемент вибірки;

\bar{x} – середнє арифметичне значення вибірки;

n – порядковий номер вибірки.

На рис. 3.14 а графічно представлено значення похибки при тестуванні НМ-емюлятора. По осі абсцис відображено кількість нейронів проміжного шару, по осі ординат – значення середньоквадратичної похибки під час проведення навчання.

На рис. 3.14 б по осі абсцис відображено кількість нейронів проміжного шару, по осі ординат – значення середньоквадратичного відхилення, розраховане згідно виразу (3.16). Середньоквадратичне відхилення прогнозованого значення кутового положення виходу осі кута місця антени від дійсного виходу в градусах, розраховане при представленні тестової множини, яка не входила в навчальну вибірку при проведенні навчання.

Відповідно до приведених результатів тестування (рис. 3.14), перевага буде надана нейромережевій структурі, яка матиме меншу кількість нейронів

проміжного шару при меншому значенні похибки під час навчання та проведенні тестування.

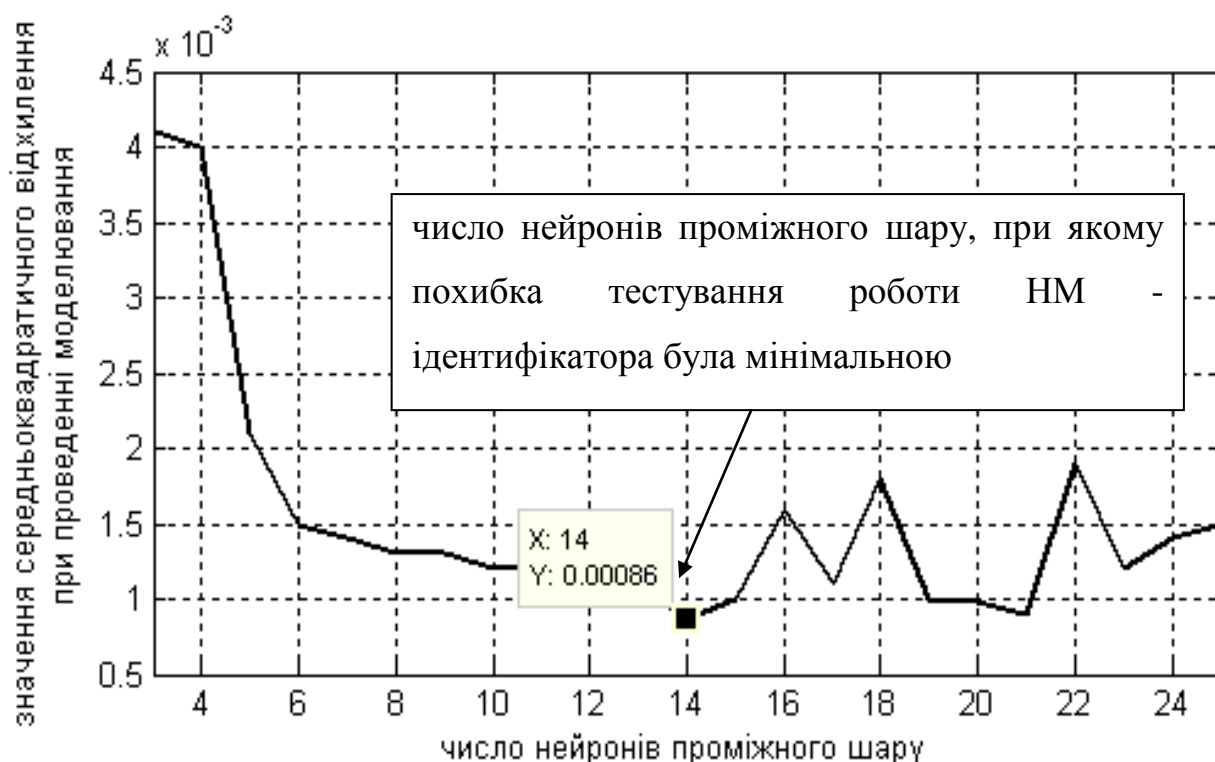
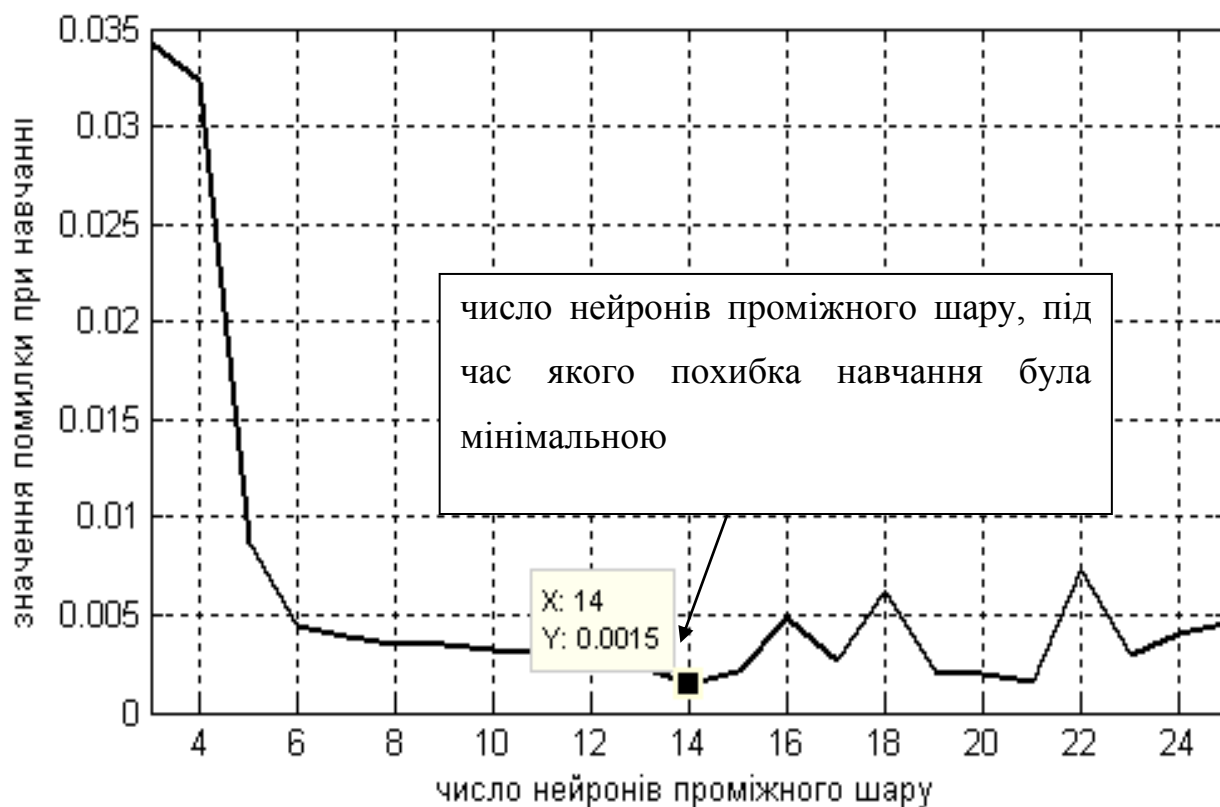


Рис. 3.14. Результати навчання і моделювання роботи НМ

На рис. 3.15 зображена схема отримання навчальної послідовності для формування вхідного вектора та вектора цілі нейромережевого емулятора антени. На вхід антени подавали сигнали різної форми із заданою частотою та амплітудою. За допомогою блока Switch вибирали форму вхідного сигналу, якими є синусоїда з амплітудою 1 та частотою 0,5 рад/с; прямокутні сигнали із змінною амплітудою та частотою 1 Гц. Отримані значення (а саме: встановлене кутове положення) передавали у середовище Matlab, використовуючи блок To Workspace. Із отриманих значень формували послідовності для проведення навчання НМ-емюлятора антени.

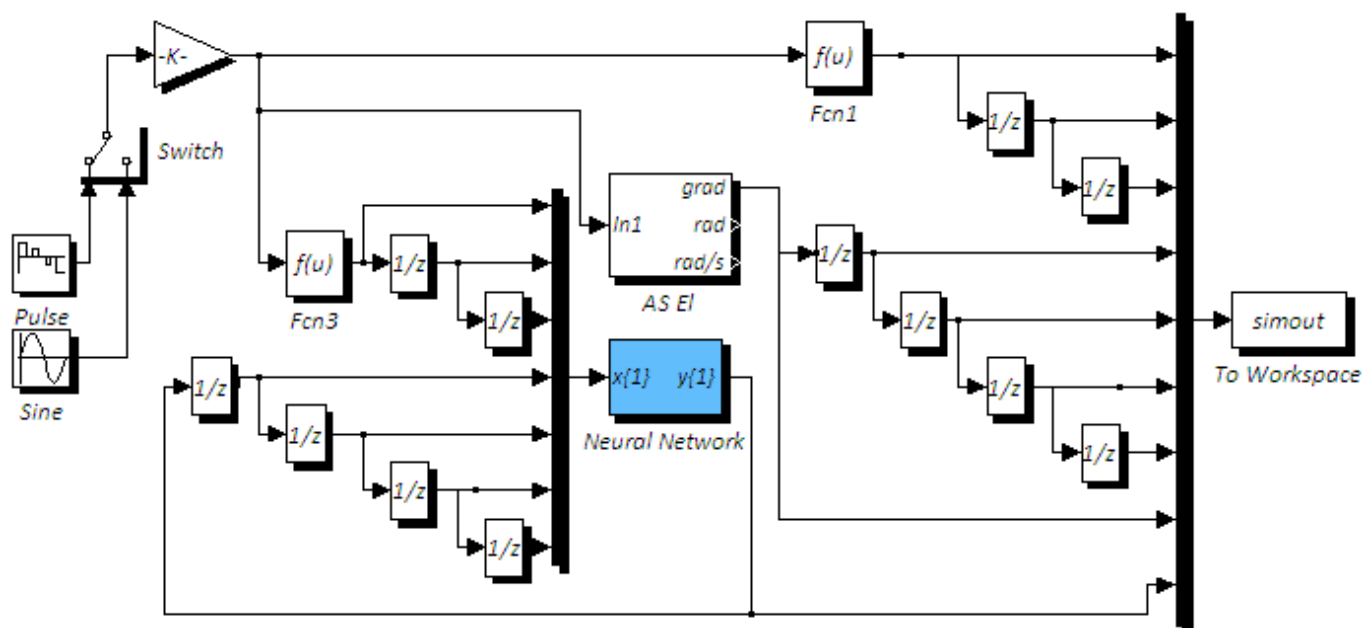


Рис. 3.15. Структура отримання навчальної послідовності для НМ-емюлятора антени

Для дослідження створили НМ Елмана із 14 нейронами проміжного шару, та 6 глобальними зворотними зв'язками із виходу на вхід. Процес навчання тривав 3хв. 19с. протягом 10000 епох, похибка сигналу виходу склала $2,66 \times 10^{-6}$. Результати тестування роботи НМ-ідентифікатора є задовільними, оскільки помилка прогнозування не перевищує максимального значення $9,7 \times 10^{-3}$ у діапазоні 0..6 кутових градусів, а середньоквадратичне відхилення - 2×10^{-3} . Мале значення похибки пов'язане із тим, що навчаюча і тестова множини були взяті із одного заданого сигналу. Під час роботи НМ, а саме після проведення навчання,

спостерігався небажаний процес перенавчання, що свідчить або про невдалий вибір структури, або про надто довготривалий процес навчання. В такому випадку НМ здатна із високою точністю відтворювати задану навчальну послідовність, а відтворення іншого типу сигналів і послідовностей НМ не забезпечує, оскільки прогнозування відбувається зі значною похибкою, яка наростає під час кожного кроку проведення перерахунку. Тому для перевірки проведемо тестування НМ-ідентифікатора для вхідного сигналу, який не був представлений у ході навчання. Це буде гармонічний сигнал – синусоїда з амплітудою 150, частотою 1 Гц, тривалістю роботи, як і у попередньому випадку, 7с. Результати роботи нейромодулятора відображено на рис. 3.16. Перевірку адекватності роботи моделі виконано через порівняння із вихідним значенням реальної АС при відслідковуванні траєкторії, яка задана гармонічним сигналом, і реакції на імпульсну функцію.

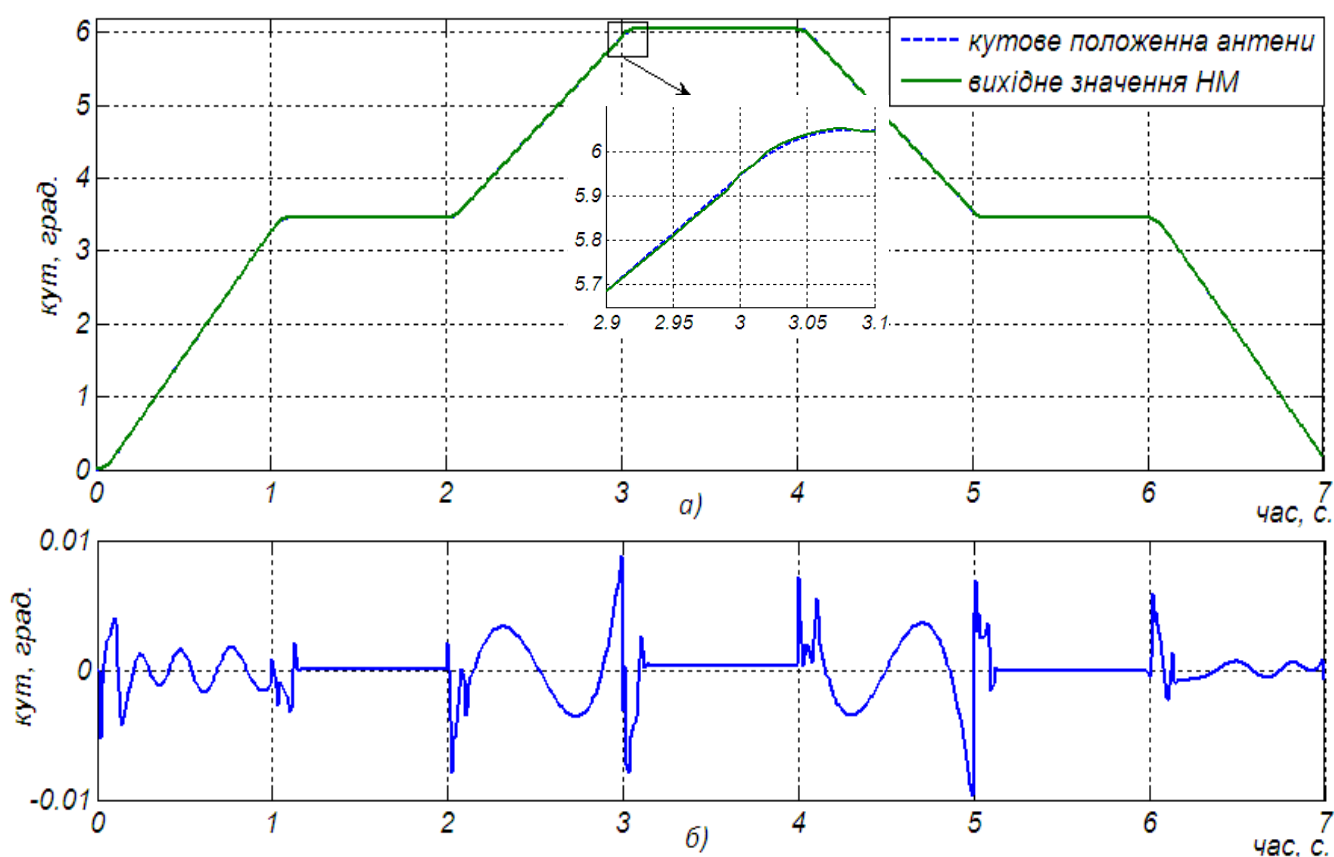


Рис. 3.16. Кутове положення АС та вихідне значення з НМ-емулятора (а), похибка відтворення вихідного сигналу (б)

Враховуючи максимальне вихідне значення кутової величини моделі опорно-поворотного приводу АС та максимальне значення похибки відтворення кутового положення НМ-ідентифікатором, абсолютне значення похибки рівне 0,998%. Проведенні дослідження запропонованого варіанту модифікованої НМ Елмана показують, що похибка у відхиленнях прогнозованого вихідного сигналу від реального дозволяє використовувати розроблену модель у випадках, коли вплив зовнішніх факторів на роботу системи надто складно описувати математично.

3.4. Проведення тестування НМ-контролера для наведення АС

На рис. 3.17 показано схему порівняння роботи НМ-контролера та налаштованого ПІД-регулятора для керування антени. Для проведення тестування є можливість вибору різних типів вхідних траєкторій за рахунок запису відповідного коефіцієнту в блок Constant, для якого 1 – гармонічний сигнал з амплітудою 5° та частотою 1Гц; 2 – ступінчастий із змінною з амплітудою від -1 до 1; 3 – функція одиничного імпульсу з амплітудою 5° ; 4 – ступінчастий сигнал з сталим періодом та змінною амплітудою -1...1; 5 – тестовий сигнал, згенерований на основі тестової траєкторії для наведення антени.

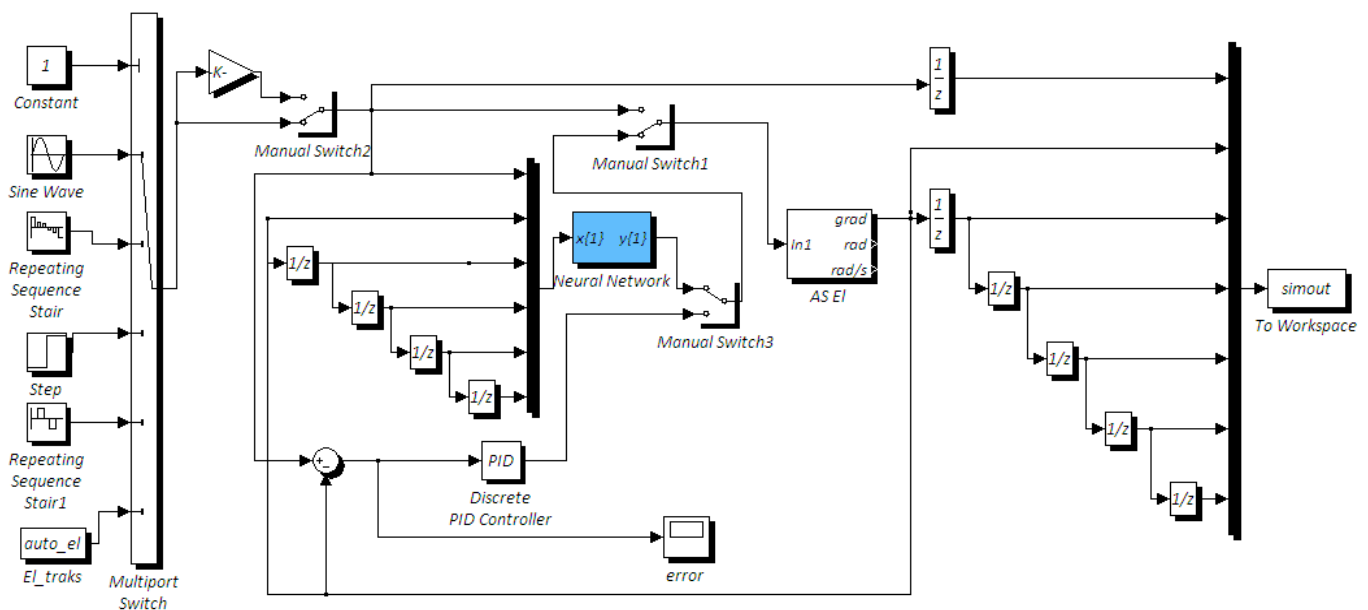


Рис. 3.17. Проведення порівняння роботи НМ контролера та ПІД-регулятора

3.4.1. Налаштування ПІД-регулятора для керування антени

Структуру регулятора для керуванням наведення антени вибиратимемо виходячи з моделі об'єкта керування. Для нашого випадку задамо структуру регулятора. Для цього розглянемо ПІД-регулятор, який найчастіше використовується для слідкуючих систем наведення та стабілізації [2, 60, 76]. У більшості випадків після проведення розрахунку коефіцієнтів ПІД-регулятора виникає необхідність ручної корекції. Всі аналітичні методи налаштування регуляторів базуються на апроксимації динаміки керованого об'єкта моделлю першого або другого порядку із затримкою. Причиною такого рішення є неможливість аналітичного вирішення системи рівнянь, які необхідні для використання моделей вищих порядків. Останнім часом у зв'язку з появою потужних мікроконтролерів та персональних комп'ютерів стрімкий розвиток набувають числові методи оптимізації керованих процесів [77]. Такі методи є гнучкими інструментами для оптимального налаштування параметрів регулятора моделей довільної складності та досить точно враховують нелінійності ОК.

Налаштуємо ПІД-регулятор використовуючи методом Зиглера-Нільсона, який передбачає два способи підбору коефіцієнтів. Перший ґрунтується на використанні параметрів реакції керованого об'єкта на одиничний ступінчастий сигнал, другий – на частотні характеристики ОК. Налаштування першим методом потребує використання двох параметрів: a та L (рис. 3.18). Для визначення коефіцієнтів використаємо наступні співвідношення: $K=1,2/a$, $T_i=0,9 \cdot L/K$, $T_d=0,5 \cdot L/K$.

Для отриманого значення коефіцієнту $a=0,17$, $L=0,48c$. (визначеного графічним способом на рис. 3.18), розрахуємо значення пропорційного коефіцієнта. Також врахуємо той факт, що вхідна величина була задана амплітудою 1500, що відповідає максимальній частоті електромеханічного приводу.

$$K = \frac{1,2}{0,17} \cdot 1500 = 10588, \quad T_i = 0,9 \cdot \frac{0,48}{10588} = 4,1 \cdot 10^{-5}, \quad T_d = 0,5 \cdot \frac{0,48}{10588} = 2,25 \cdot 10^{-5}.$$

Розраховані значення коефіцієнтів запишемо у відповідні поля блоку PID (рис. 3.17).

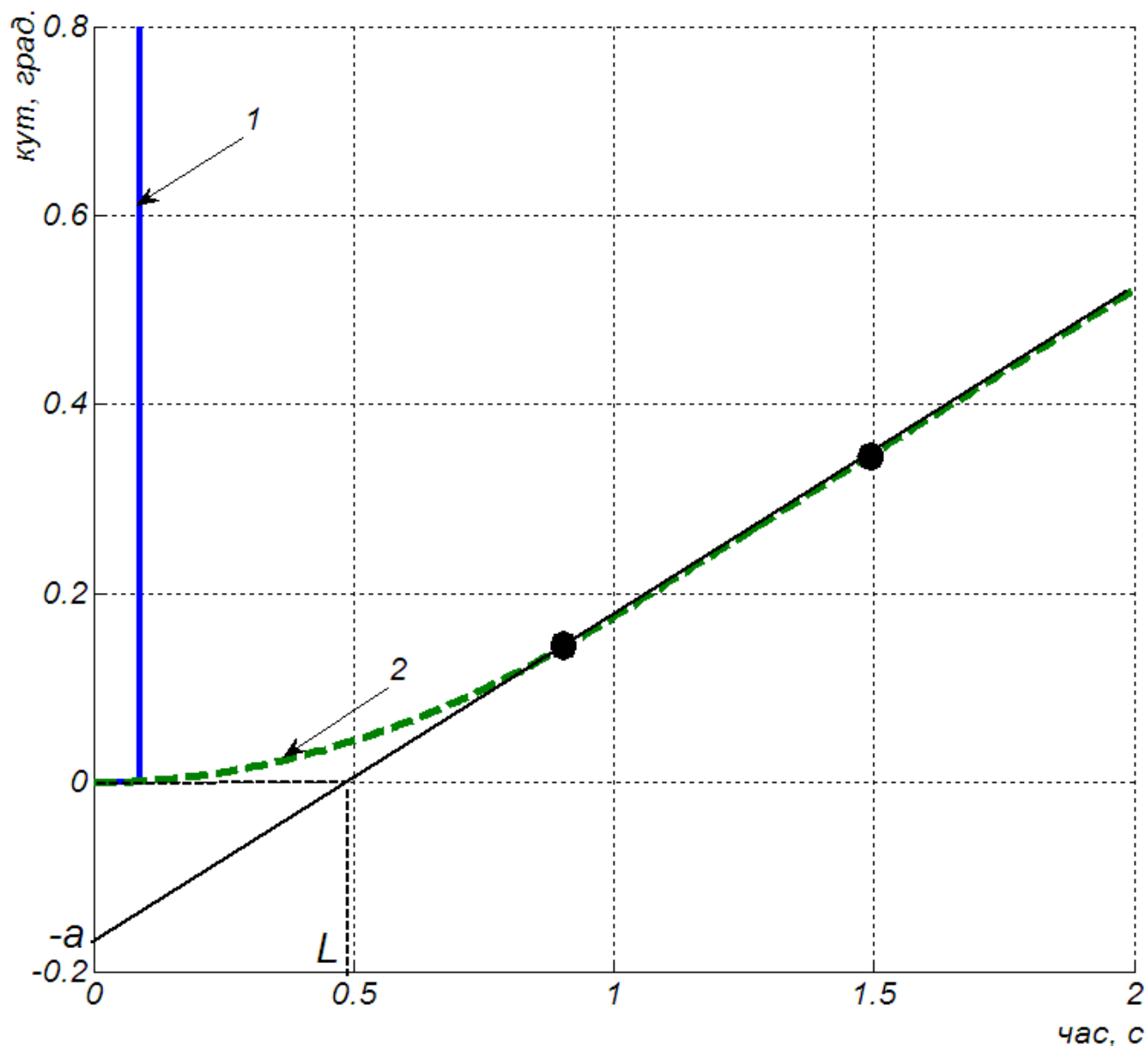


Рис. 3.18. Перехідна характеристика осі кута місця антени

Під час відпрацювання ступінчастого вхідного значення із амплітудою 1° перегулювання становить 11,25%, тривалість непогасаючих коливань – 0,26с.

3.4.2. Синтез НМ-регулятора для наведення антени

Важливими властивостями регулятора для керування наведенням антени є швидкодія та наявність перегулювання при реакції системи на ступінчастий вхідний сигнал. Наявність перегулювання свідчить про невдалий вибір

коефіцієнтів регулятора, що в подальшому буде негативно відобразитися на процесі керування наведенням антени, оскільки в такому випадку на виконавчий електромеханічний елемент подається часто змінний керуючий сигнал, який приводить до зміни напрямку обертання останнього. Такий режим роботи призводитиме до різкої зупинки антени, що при значній масі окремих ланок буде приводити до ударних навантажень на механічні ланки, зокрема зубчасті зачеплення в редукторі. На рис. 3.19 зображено модель АС із контролером керування наведення антени.

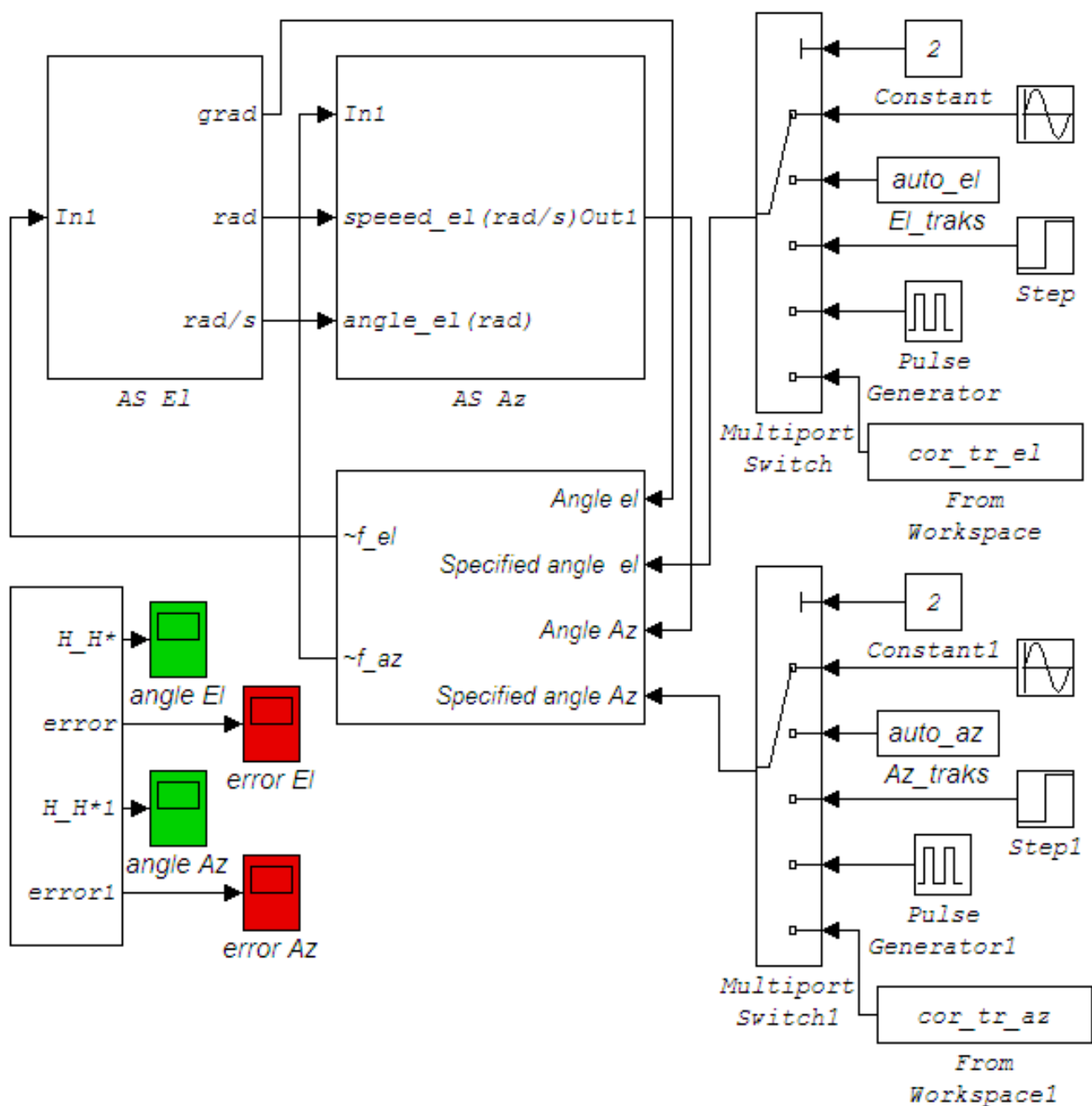


Рис. 3.19. Модель АС із контролером керування

Зображена схема контролера наведення АС, в якого за допомогою перемикачів є можливість вводити керування НМ-контролера або ПІД-регулятора, на вхід якого заведено значення похибки керування, що є різницею між заданим та дійсним кутовим положенням осі антени. Для запуску блока було введено початкові значення для пропорційного, інтегрального та диференціального коефіцієнтів k_p , k_i та k_d ПІД-контролера. На рис. 3.20 зображено блок контролера наведення АС, який входить в склад моделі рис. 3.19.

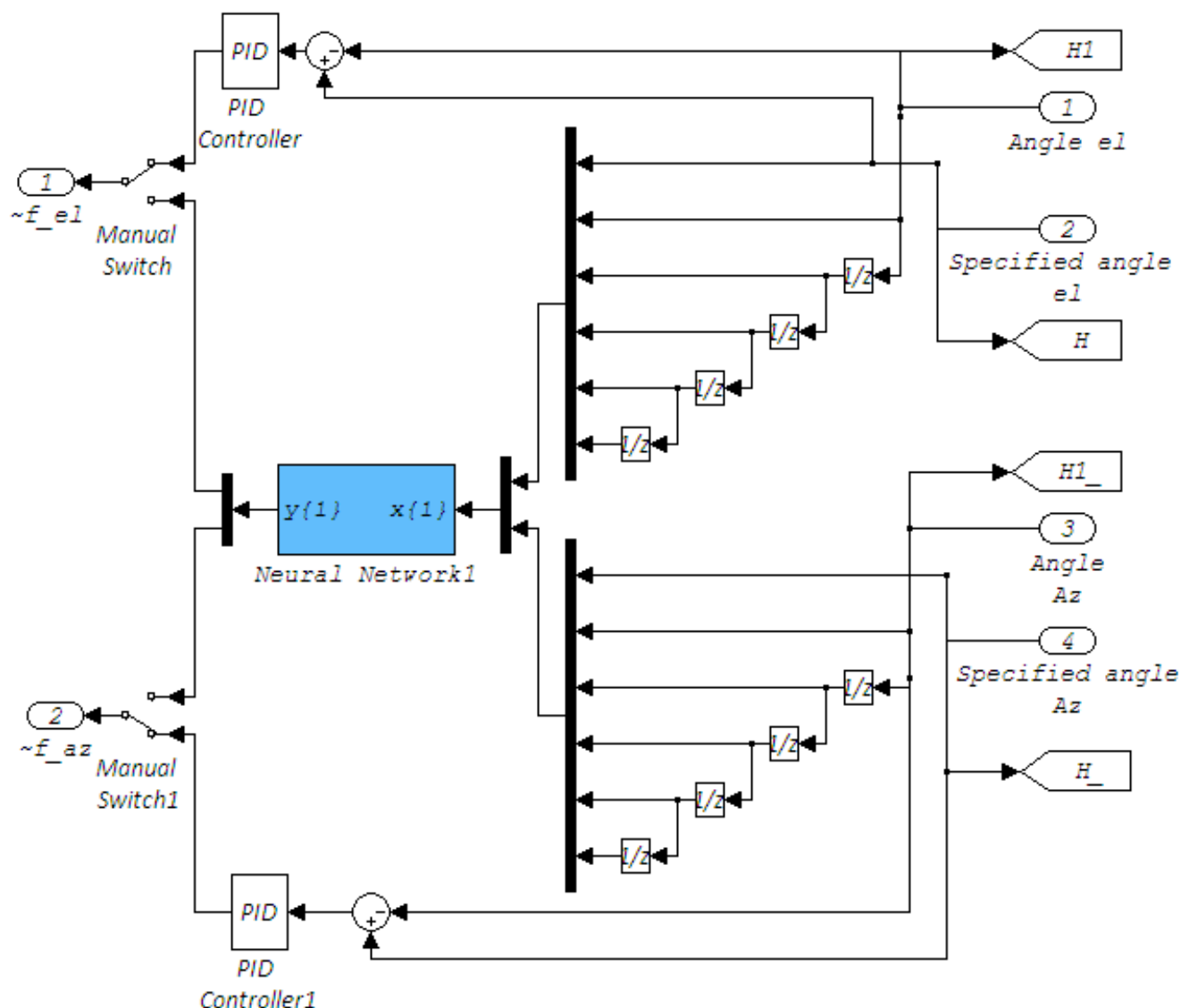


Рис. 3.20. Блок контролера наведення АС

На рис. 3.21 а зображено структурно НМ Елмана синтезовану засобами *Matlab* та передано в середовище *Simulink* із використанням команди

gensim(net, st), яка приймає два аргументи: **net** (назва НМ), **st** (час оновлення виходу НМ).

На рис. 3.21 б – шар НМ, який містить нейрони проміжного та контекстного (прихованого) шарів із відповідними ваговими коефіцієнтами та зміщеннями. Згідно методу модифікації структури НМ, а саме – надання її здатності запам'ятовувати проміжні значення входів введено додаткові глобальні зв'язки із вихідного шару на вхід (рис. 3.21 в). Для цього використали команду `net_Elman.inputWeights{1,1}.delays = [0 1 2 3 4 5 6]`. Відповідно до структури, НМ Елмана містить одиничний локальний зворотній зв'язок, що охоплює проміжний шар, який представлений на рис. 3.21 в.

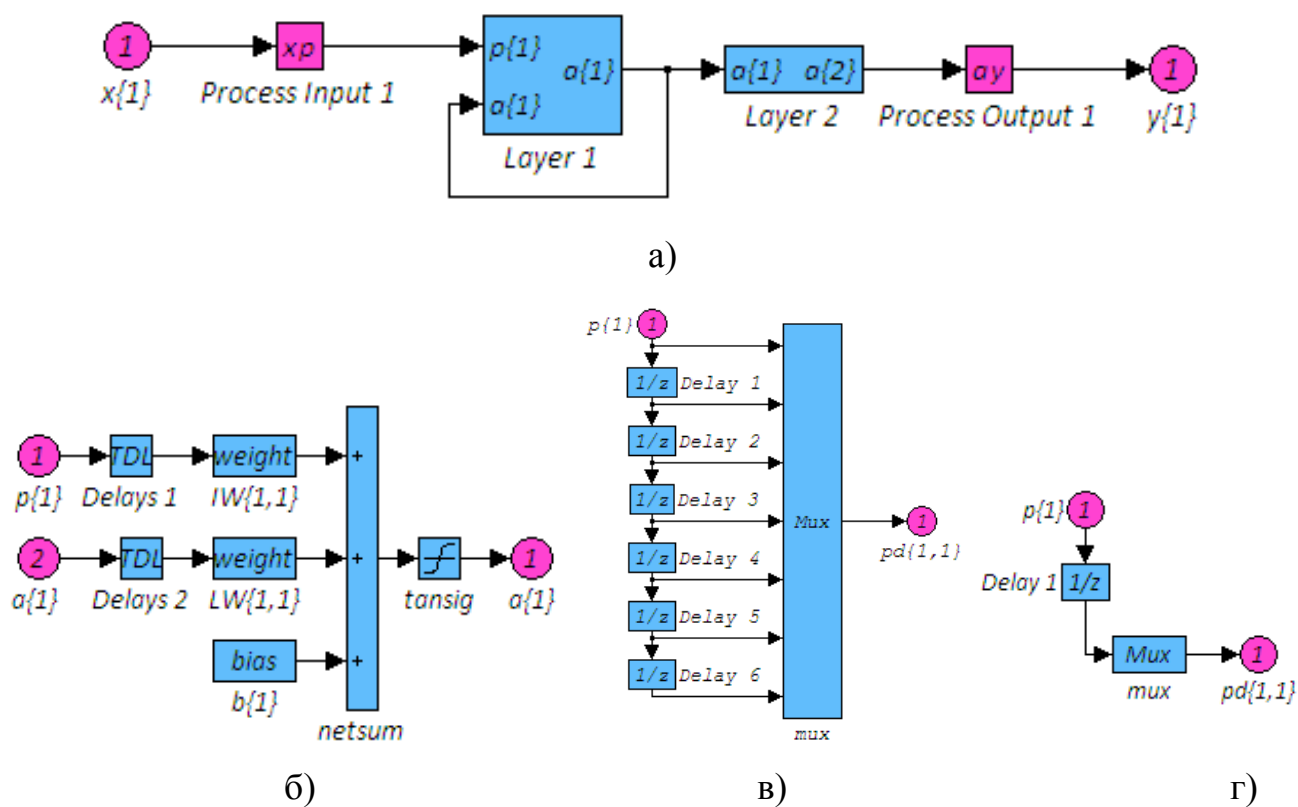


Рис. 3.21. Структура модифікованої НМ Елмана

Для проміжного шару НМ встановлено функцію активації - гіперболічний тангенс (`tansig`), для вихідного – лінійну (`purelin`).

Встановлення кількості нейронів для кожного шару, числа входів, методу проведення навчання, функцій активацій для кожного з шарів проводили із використанням наступної команди:

```
net_Elman = newelm([-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1],[S2...
S3],{'tansig','purelin'},'trainbr');
```

newelm – вибір синтезу НМ Елмана із пакету функцій nntool.

-1 1 – встановлення діапазону зміни вхідних значень для кожного з входів, оскільки у полі запису розміщено 12 пар значень відповідно до структури (рис. 3.20) НМ має 12 входів. Шість із них призначені для отримання бажаного та дійсного кутового положення, затриманого через блоки одиничної затримки z^{-1} осі кута місця антени та аналогічно для осі азимута.

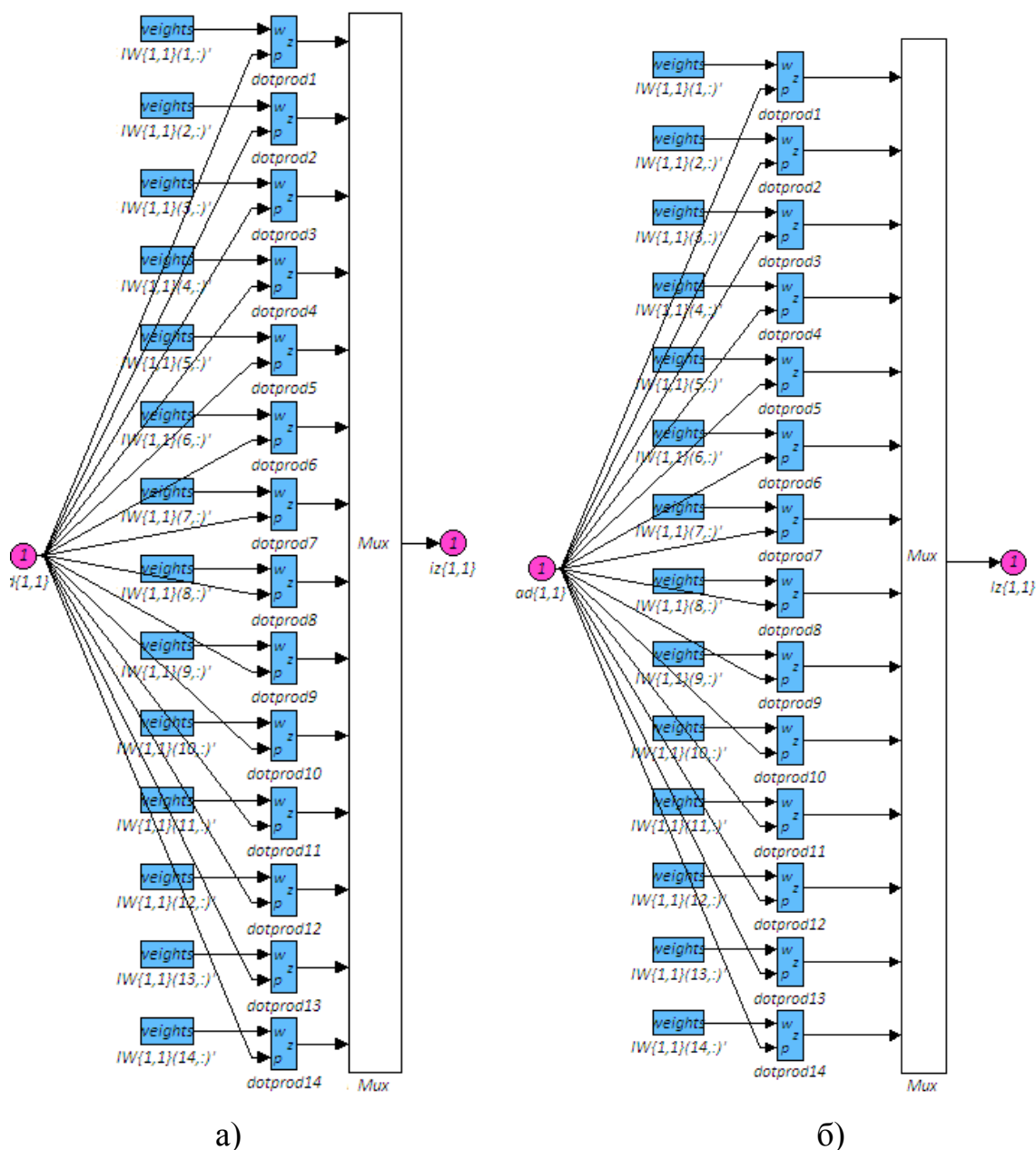


Рис. 3.22. Розподіл нейронів проміжного шару (а), прихованого шару (б)
НМ Елмана

3.5. Висновки до розділу 3

1. На основі аналізу двомасової моделі азимутального модуля та кута місця антени виконано моделювання окремих механічних ланок та вузлів АС, в результаті чого досліджено вплив типових збурень, що діють на антенну систему в процесі супроводу по траєкторії.

2. Представлено модель опорно-поворотного пристрою системи наведення антени, що враховує вплив збурюючих факторів, таких як: вітрове навантаження та нелінійність окремих механічних вузлів.

3. Досліджено спосіб вибору алгоритму навчання НМ для керування наведенням антени, який дозволяє ефективно проводити навчання модифікованої рекурентної НМ Елмана на основі представлених даних про перехідний процес об'єкта керування.

4. Запропоновано метод підвищення точності керування в системі наведення антени за рахунок використання додаткових глобальних зв'язків для рекурентної НМ Елмана, які збільшують обсяг навчальних значень, за рахунок чого НМ-регулятор із меншою похибкою виконує апроксимацію представленої йому функцію мети при проведенні навчання.

Результати даного розділу опубліковані у роботах [101, 102, 104, 105, 114, 125].

РОЗДІЛ 4

ХАРАКТЕРИСТИКА КОНТРОЛЕРА КЕРУВАННЯ НАВЕДЕННЯМ АНТЕНИ

У розділі показано результати аналізу експериментальних досліджень роботи НМ контролера наведення АС на основі модифікованої НМ Елмана. Зокрема, відображено порівняльні результати роботи НМ контролера та налаштованого ПД-регулятора. Описано спосіб отримання навчальної послідовності при синтезуванні НМ-регулятора для ОПП наведення антени. Описано спосіб отримання навчальної послідовності для синтезу оптимального нейромережевого регулятора для керування наведенням антени із використанням середовища Matlab/Simulink та дослідної установки із ОПП. Проведено порівняльні дослідження НМ-регулятора та ПД-контролера під час роботи антени, а саме супроводу по заданій траєкторії, відпрацювання зміни ступінчастого вхідного сигналу. Проведено розрахунок ефективності використання НМ-регулятора та представлено відсоткове відношення якості регулювання у порівнянні з ПД-контролером.

Проведено дослідження запропонованих методів синтезу НМ-регулятора для керування наведенням антени.

4.1. Керування наведенням опорно-поворотним пристроєм антени

До складу ОПП наведення антени (рис. 4.1) входить:

- основа (1);
- азимутальна вісь (2);
- вісь кута місця (3);
- оптоелектронний давач кутового положення кута місця (4) та азимуту (5);
- модуль керування електромеханічними приводами та зчитування кутового положення осей антени (6).

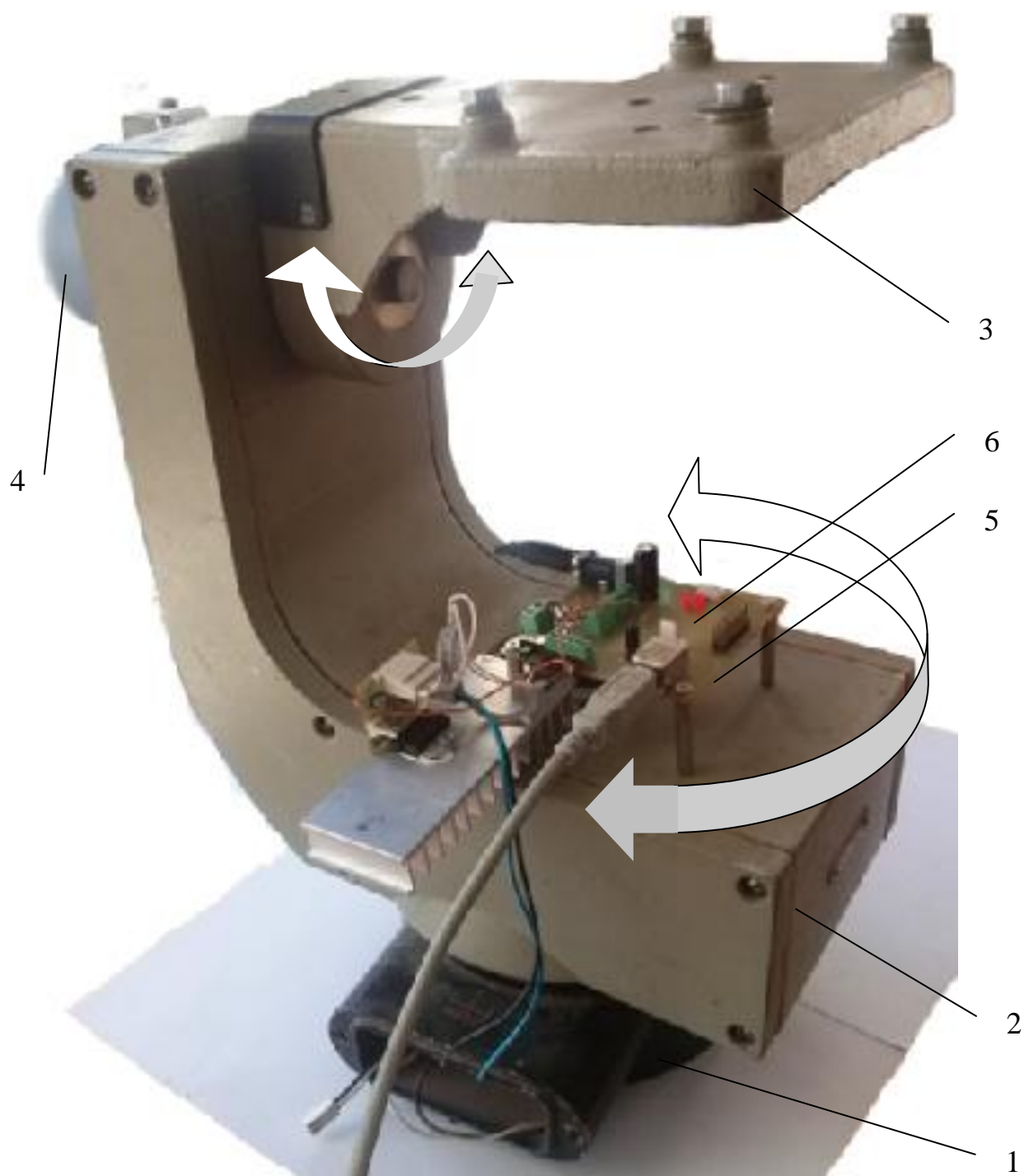


Рис. 4.1. ОПП наведення антени

Для наведення азимутального модуля антени використаємо керування електромеханічним приводом відповідної осі, який забезпечить переміщення модуля 2 відносно нерухомого модуля 1. Наведення модуля кута місця проводимо відносно азимутальної осі. Тут вважаємо модуль 2 нерухомим. Платформа 3 переміщується на кут, який вимірюється давачем кута 4.

В середовищі Matlab/Simulink синтезуємо схему отримання послідовності для навчання НМ - контролера (рис. 4.2). Для отримання кутового положення від давачів осей антени із модуля керування (6), (рис. 4.1) використовуємо блок *Serial Receive*. Блок *Serial Send* реалізує передачу байту даних на вибраний *COM-port* ПК згідно з протоколом *RS-232*.

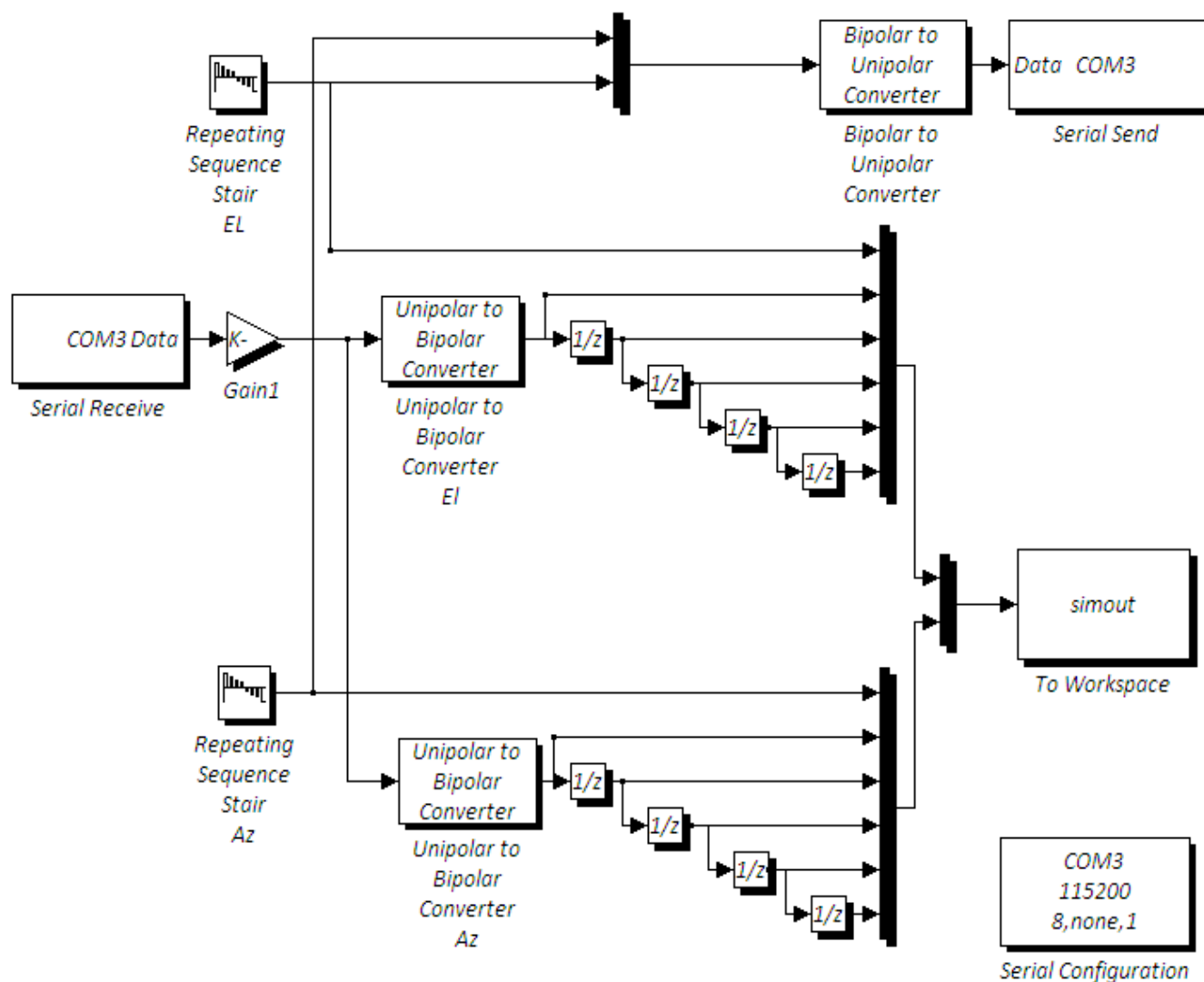
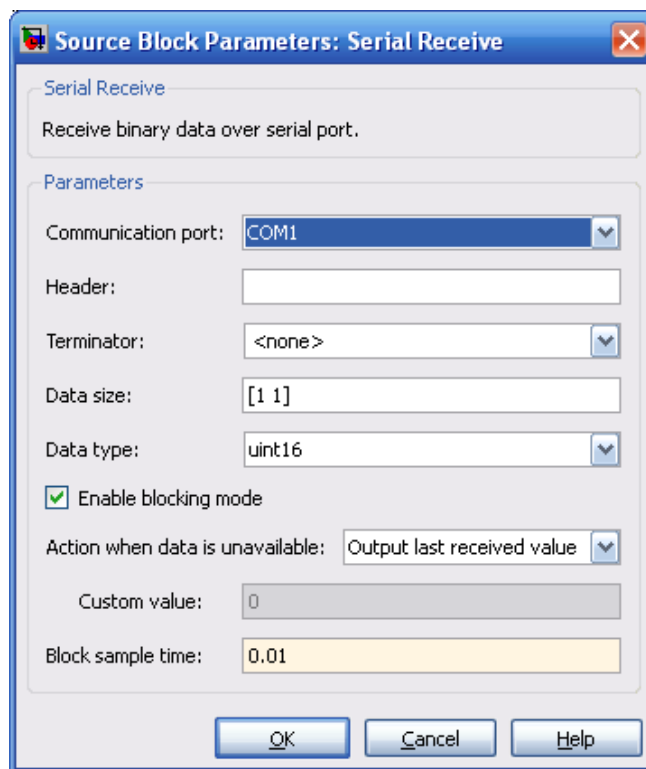


Рис. 4.2. Структурна схема в Matlab/Simulink отримання послідовності для навчання НМ - контролера

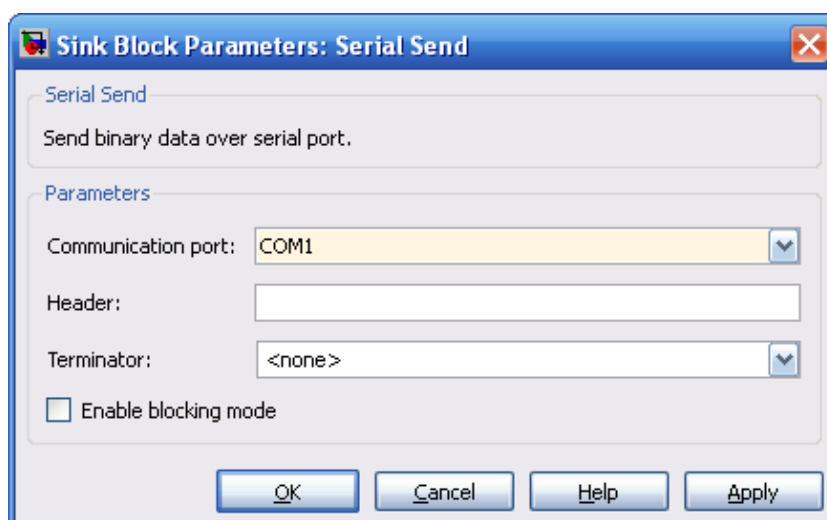
Параметрами для налаштування блоків прийому та передачі даних у *COM-port* є:

- вибір порядкового номера послідовного порту;
- встановлення швидкості прийому/передачі.

У полі *Data type* (рис. 4.3 а) вибираємо тип прийнятих даних – двобайтне без знакове число (*uint16*), оскільки отримане значення – кутове положення від оптоелектронного давача. В полі *Communication port* із доступного списку вибрали *COM1*. Для *Block sample time* вказуємо інтервал часу між прийнятими байтами 0,01с.



а)



б)

Рис. 4.3. Блок налаштування прийому даних із COM-порта (а), та відправки даних (б)

Для блоку *Serial Configuration* (рис. 4.2) встановили параметри роботи послідовного порту, а саме: швидкість передачі: 115200 бот, 8 біт даних, 1 стоп біт. Значення кутового положення отримуємо у вигляді двобайтного значення для представлення цієї величини у міру кутової величини використовуємо блок *Gain1*, в який записано коефіцієнт 0,0055.

Отримане кутове значення нахилу осі кута місця передаємо на вхід блоку *Unipolar to Bipolar Converter El*, який приводить отримане значення для представлення в середовище *Simulink*. Далі на блок мультиплікатора подаємо поточне значення, пропорційне до кутової швидкості електромеханічного приводу осі кута місця $r(t)$, отримане кутове положення осі $y(t)$ та, відповідно, затримані значення кутового положення осі кута місця, що проходять через лінії затримки z^{-1} . Тому для осі кута місця отримаємо навчальну послідовність із заданої керуючої дії для приводу та вектора кутового положення: $r(t)$, $y(t)$, $y(t-1)$, $y(t-2)$, $y(t-3)$, $y(t-4)$.

Для азимутальної осі наведення антени отримане кутове значення передаємо на вхід блоку *Unipolar to Bipolar Converter Az*, який приводить отримане значення для представлення в середовище *Simulink*. Далі на блок мультиплікатора подаємо поточне значення, пропорційне до кутової швидкості електромеханічного приводу азимутальної осі $r(t)$, отримане кутове положення осі $y(t)$ та, відповідно, затримані значення кутового положення осі кута місця, що проходять через лінії затримки Z^{-1} . Тоді для осі азимута наведення антени формуємо навчальну послідовність із аналогічними величинами, що й для кута місця.

Значення швидкості осі кута місця та градусної міри його положення разом із значенням кутової швидкості азимутальної осі та кутової мірою її орієнтації потрапляє на блок *ToWorkspace*, який із дискретністю часу в 0,01с. записує значення в робочий простір даних *Workspace/Malab*.

Для роботи НМ регулятора використано структурну схему, створену для керування наведенням антеною (на рис. 4.4).

Сформований сигнал заданої швидкості поступає на блок *Gain 1*, який виконує підсилення прийнятого значення до максимуму допустимої величини вхідного сигналу. Таке значення відповідає максимальному для ШІМ-контролера, що задає швидкість для електромеханічного приводу осі азимута та кута місця. Оскільки для керування ОПП наведенням антени використано восьмибітний мікроконтролер (АТхмега64А3), то вхідні дані розділимо побайтно для передачі у послідовний порт. Таку процедуру реалізуємо за допомогою блоку *Bipolar to Unipolar Converter*.

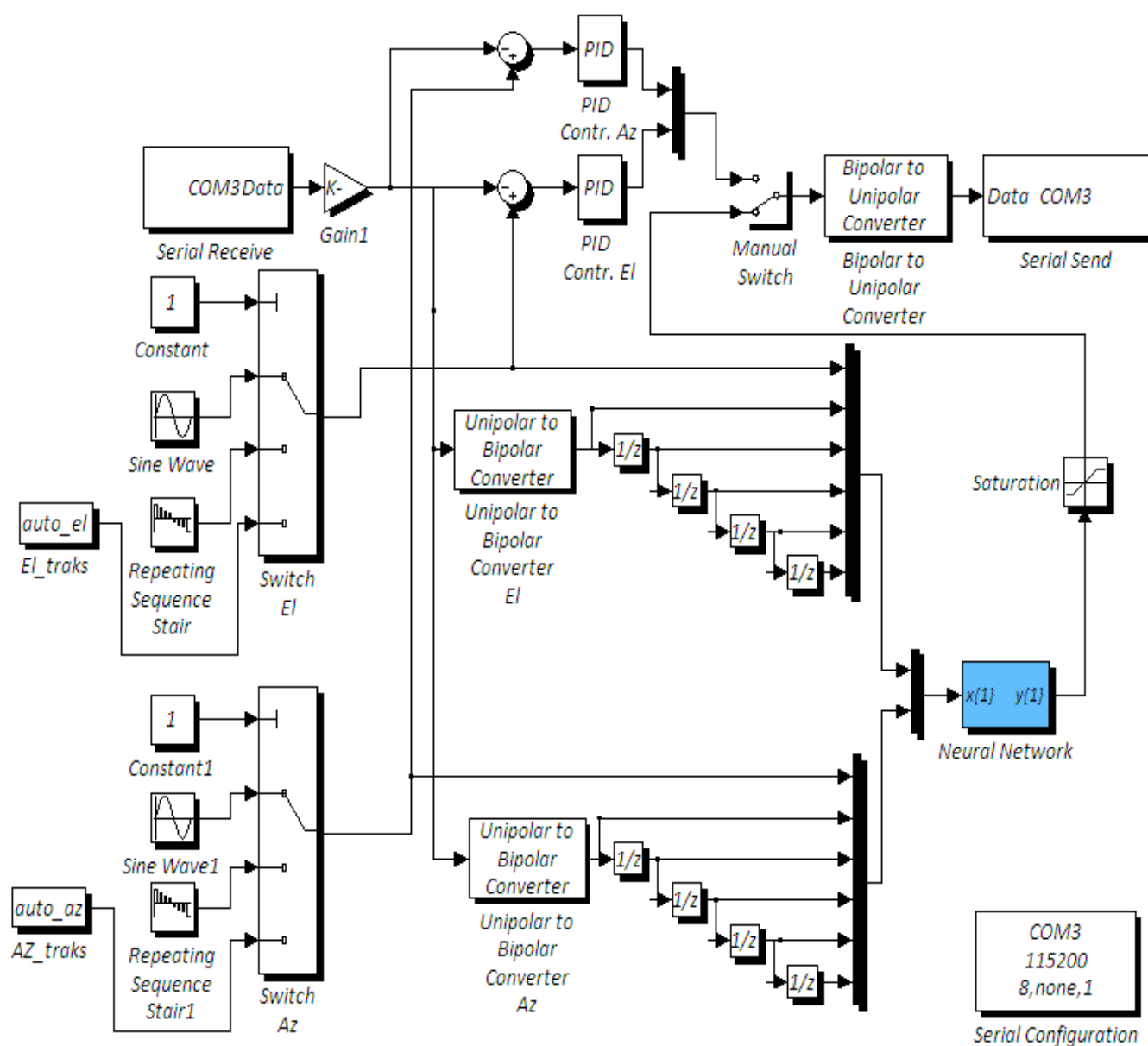


Рис. 4.4. Структурна схема для використання НМ в якості регулятора кутомірної осі АС, синтезована в Matlab/Simulink

Для цієї структури є можливість вибрати режим роботи регулятора, синтезованого на основі НМ Емлана, або підключити ПД-регулятор.

Для тестування НМ-регулятора (рис. 4.4) є можливість вибирати сигнали різної форми, використовуючи цифрове перемикач блоком *Constant* для осі кута місця, та *Constant I* для азимутальної осі.

Для тестування НМ-регулятора на наявність статичної похибки регулювання доцільно буде використовувати траєкторію, згенеровану на основі гармонічного закону *Sine Wave*. Для визначення перерегулювання в процесі наведення антени доцільно буде використати траєкторію, що генерує блок *Repeating Sequence Stair*.

Автопровірочна траєкторія для осі азимута *AZ_traks* та кута місця *El_traks* забезпечить ефективне визначення середньоквадратичного відхилення похибки при супроводі антени.

4.2. Перевірка ефективності використання методу для навчання НМ-контролера

Визначимо значення Δ для побудови НМ-контролера наведенням антени, оскільки вибране мале значення часового інтервалу Δ не забезпечить якісного регулювання та вимагатиме представлення досить значного обсягу навчальної вибірки. Збільшення значення Δ повинно покращувати якість регулювання, однак значне збільшення значно зменшує обсяг навчальної вибірки, тому при такому навчанні НМ не буде володіти високою динамікою та буде ймовірність появи перенавчання. У такому випадку НМ буде із високою точністю відтворювати представлені їй послідовності, що входили в навчальну вибірку, але з іншими послідовностями результат буде незадовільний.

Згідно методу, описаного в 2 розділі, таке значення буде визначатися за рахунок подання на вхід АС, а саме – електромеханічного приводу фіксованого значення, що пропорційне частоті обертання двигуна. Необхідно буде проводити вимірювання тривалість переходу вихідного значення кутового положення у сталі значення.

Було проведено низку експериментів, при яких фіксували час проведення навчання для 10000 епох, за умови зміни часового інтервалу Δ .

На рис. 4.5 відображено значення залежності середньоквадратичного відхилення під час відпрацювання НМ-регулятором траєкторії генерованої на основі гармонічного сигналу із частотою 1Гц та амплітудою 5. По осі абсцис відмічено значення величини Δ .

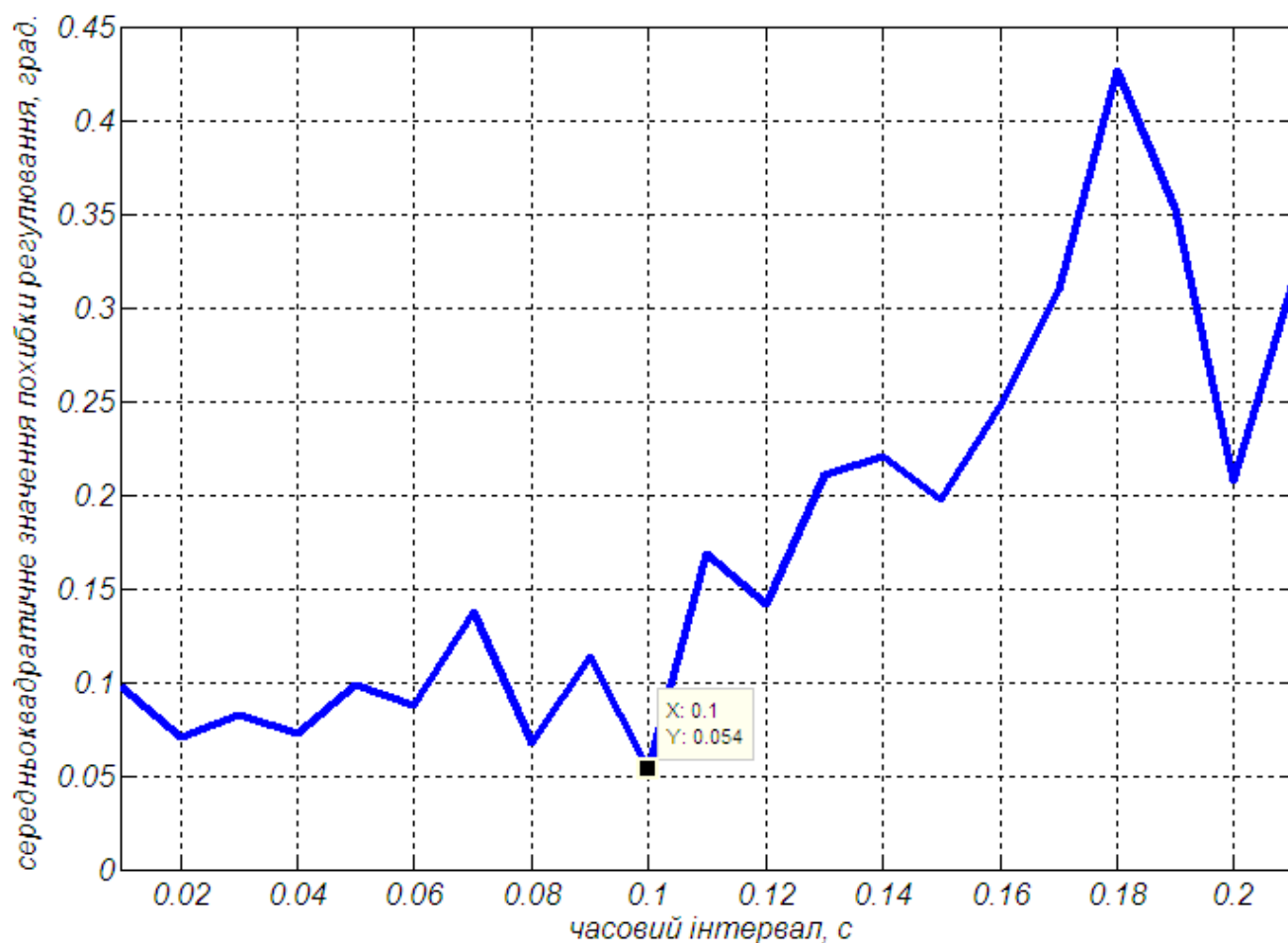


Рис. 4.5. Значення середньоквадратичного відхилення від величини Δ

Як видно із рис. 4.5, для досліджуваної ОПІ наведення антени, значення часового інтервалу Δ доцільно задавати в межах від 0,08с. до 0,1с., оскільки при зменшенні вказаного значення спостерігалися непогасаючі коливання під час відпрацювання ступінчастого вхідного сигналу, а збільшення Δ більше 0,15с. не забезпечує якості регулювання. При цьому спостерігалися значні миттєві значення похибки наведення антени.

4.3. Показники якості НМ-регулятора наведення антени

Систему називатимемо стійкою, якщо вона буде відповідати наступним вимогам: як буде змінюватися реакція системи, якщо на її вхід діють різного типу збурення, як по каналу керування, так і по каналу вимірювання, тобто чи буде забезпечена можливість досягнення системою деякого бажаного стану. Таке розуміння якості автоматичної системи охоплює її статичні та динамічні якості, які виразимо в якісній та кількісній формі і назвемо показниками якості керування.

4.3.1. Наявність статичної та динамічної похибки регулювання

Статичну похибку регулювання $y_{ст.}$ визначимо як різницю між установленими значеннями змінної величини та її заданими значеннями згідно наступного виразу:

$$y_{ст.} = y_{уст.} - y_{зад.}, \quad (4.1)$$

де $y_{уст.}$ – встановлене значення;

$y_{зад.}$ – задане (вихідне) значення.

Динамічну похибку регулювання $y_{дин.}$ визначимо із відношення найбільшого відхилення при перехідному процесі регульованої величини до її заданого значення.

Для системи наведення антени допустимим будемо вважати перерегулювання в межах діаграми направленості прийнятого сигналу для супутника [62]. Так для діаметра дзеркала рефлектора антени 5 м та робочої частоти 8,2 ГГц ширину діаграми направленості для рівня половинної потужності сигналу розрахуємо за формулою:

$$2\Theta_{0,5} \approx 1.02 \cdot \frac{\lambda}{2 \cdot R_0}, \quad (4.2)$$

де $2\Theta_{0,5}$ – ширина діаграми направленості для рівня половини потужності прийнятого сигналу (рад);

λ – довжина хвилі приймального антеною радіосигналу (м);

R – радіус дзеркала приймальної антени (м).

Визначимо довжину хвилі приймального антеною радіосигналу:

$$\lambda = \frac{c}{f_0}, \quad (4.3)$$

де $f_0 = 8,2 \cdot 10^9$ Гц;

$c = 3 \cdot 10^8$ м.

$$\lambda = \frac{3 \cdot 10^8}{8,2 \cdot 10^9} = 0,0366 \text{ (м)};$$

$$2\Theta_{0,5} \approx 1,02 \cdot \frac{0,0366}{2 \cdot 2,5} = 0,00732 \text{ (рад)} = 25'.$$

Для прийому сигналу із супутника при наведенні антени похибка не повинна перевищувати 1/3 від діаграми направленості. Таке значення буде дорівнювати 8,3'.

Проведемо навчання створеної структури шляхом подання на вхід нейромережевого ідентифікатора динаміки антени тестових сигналів та спостереження перехідного процесу встановлення кута. Тривалість навчання – 1хв.19с. Було пройдено 1000 епох навчання. Значення похибки навчання було отримане $7,9 \times 10^{-6}$. На вхід подавалися значення швидкості згідно тестових сигналів, використання яких обґрунтовано при проведенні ідентифікації АС.

Проведено тестування керування роботи НМ-контролера для наведення АС, задана тестова траєкторія, згенерована за гармонічним законом.

Для побудови НМ-контролера вибрано НМ Елмана із 14 нейронами проміжного шару та введенням глобальних ліній затримки із виходу на вхід. Навчальну послідовність подано із отриманих значень кутового положення та заданого значення кутової швидкості на вхід моделі антени згідно принципу інверсного керування, описаного в попередніх розділах.

На рис. 4.6 відображено графічне відтворення траєкторії для супроводу антеною.

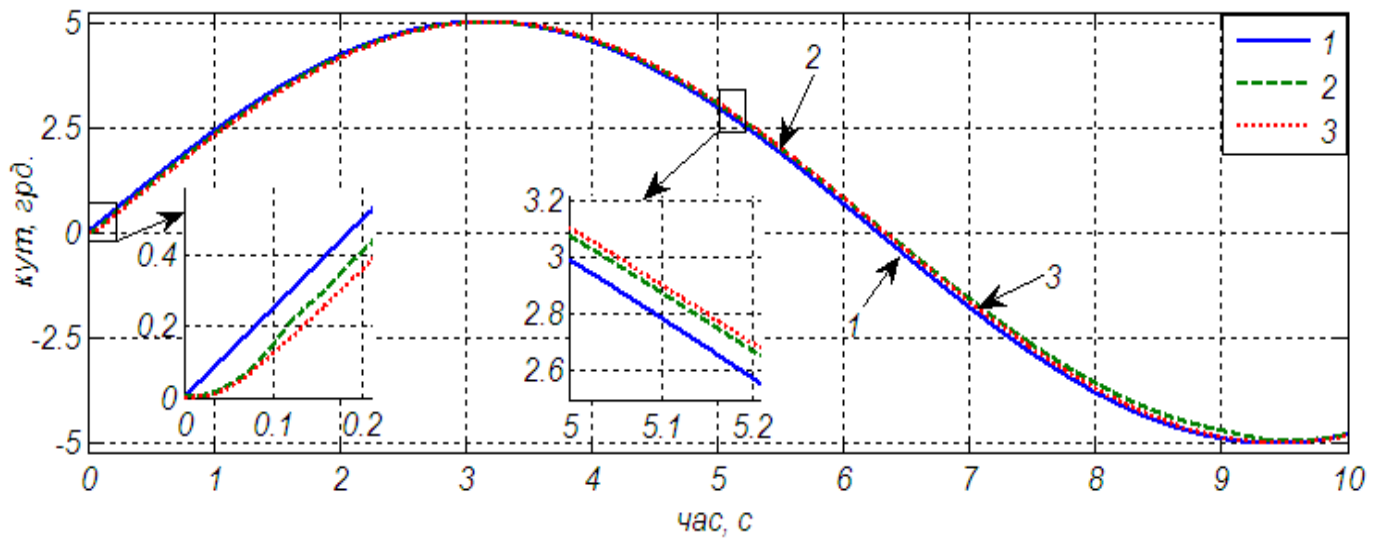


Рис. 4.6. Супровід по траєкторії осі кута місця антени

де 1 – задана траєкторія, 2 – кутові положення при використанні в контурі наведення НМ-регулятора, 3 – кутові положення при використанні ПД-регулятора, налаштованого згідно методу, описаного в розділі 2.

Розрахуємо згідно виразу (4.1) значення статичної похибки для ПД-регулятора:

$$y_{ст. (ПД)} = 0,3^\circ - 0,16^\circ = 0,14^\circ = 8,4'.$$

Проведемо аналогічний розрахунок статичної похибки наведення осі кута місця антени для НМ-регулятора:

$$y_{ст. (НМ)} = 0,3^\circ - 0,2^\circ = 0,1^\circ = 6'.$$

4.3.2. Перерегулювання в системі наведення антени

Вимірювання часу регулювання проведемо для системи наведення антени як різницю між поточним значенням регульованої величини, тобто кутового положення антени, та бажаним значенням кутового положення, яке приймає значення, менше від величини ϵ .

$$|y_{\text{зад.}}(t) - y(t)| < \varepsilon. \quad (4.4)$$

Задамо значення $\varepsilon = 8,33'$ відповідно до отриманого числового значення діаграми направленості для антени (4.2).

Розрахуємо згідно виразу (4.4) величину пере регулювання в контурі наведення антени для використання ПД-регулятора. Графічне представлення перехідного процесу зображено на рис. 4.7:

$$\varepsilon(\text{ПД}) = |3,44^\circ - 3,22^\circ| = 0,22^\circ = 13,2'.$$

Аналогічний розрахунок для НМ-регулятора:

$$\varepsilon(\text{НМ}) = |3,23^\circ - 3,22^\circ| = 0,01^\circ = 0,9'.$$

Величину перерегулювання σ вимірюватимемо як відношення різниці максимального відхилення регульованої величини від її устанавленого значення до устанавленого значення.

$$\sigma = \frac{y_{\text{max}} - y_{\text{уст.}}}{y_{\text{уст.}}} \cdot 100\%, \quad (4.5)$$

де y_{max} – максимальне вихідне значення;

$y_{\text{уст.}}$ – задане (очікуване) значення.

Відносне значення перерегулювання при використанні ПД-регулятора:

$$\sigma(\text{ПД}) = \frac{3,44^\circ - 3,22^\circ}{3,22^\circ} \cdot 100\% = 6,8\%.$$

Відносне значення перерегулювання при використанні НМ-регулятора:

$$\sigma(\text{НМ}) = \frac{3,23^\circ - 3,22^\circ}{3,22^\circ} \cdot 100\% = 0,3\%.$$

На рис. 4.7 відображено результат відпрацювання заданого кутового положення антени для НМ-регулятора та ПД-контролера.

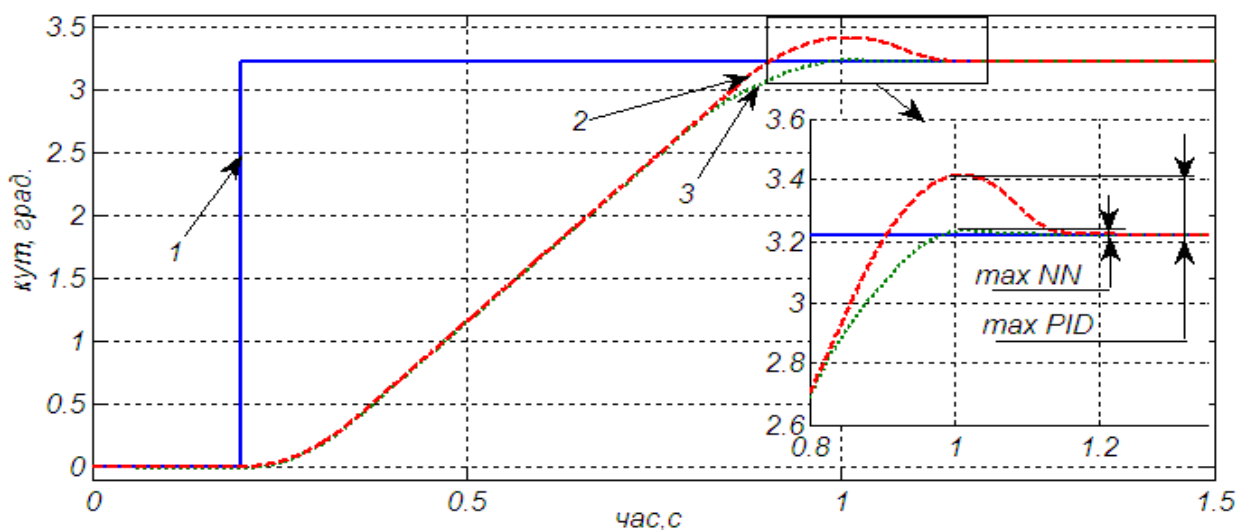


Рис. 4.7. Результати реакції системи наведення антени на вхідний сигнал із амплітудою $3,22^\circ$

4.3.3. Інтегральні показники якості

Інтегральний критерій якості визначає собою інтеграл від часу в межах від 0 до ∞ від заданої функції перехідного процесу $y(t)$ або похибки $\varepsilon(t)$. Визначення проведемо безпосередньо по значеннях перехідних функцій системи керування наведенням антени. Метою використання таких критеріїв буде отримання загальної оцінки швидкодії та відхилення регульованої величини від встановленого значення.

Розглянемо лінійний інтегральний критерій, який опишемо наступним виразом:

$$I_{\text{л}} = \int_0^{\infty} y(t) dt, \quad (4.6)$$

де $y(t)$ – вихідна величина системи керування.

Призначення такого критерію для оцінки неколивальних процесів. Представлення геометрично даного критерію характеризує площу, яка розміщена між кривою перехідного процесу та віссю абсцис. Таке відображення враховує як час регулювання, так і величину значення відхилень системи.

Для оцінки якості коливальних процесів регулювання використаємо інтегральний модульний критерій.

$$I_M = \int_0^{\infty} |y(t)| dt \quad (4.7)$$

Геометричне представлення такого критерію дорівнює площі, яка розміщена між кривою $|y(t)|$ та віссю абсцис.

Інтегральний квадратичний показник якості відображає площу під кривою.

$$I_M = \int_0^{\infty} y^2(t) dt \quad (4.8)$$

На рис. 4.8 а) наведено значення похибки при відпрацюванні заданої траєкторії для азимутальної осі антени, а на рис. 4.8 б) – для осі кута місця.

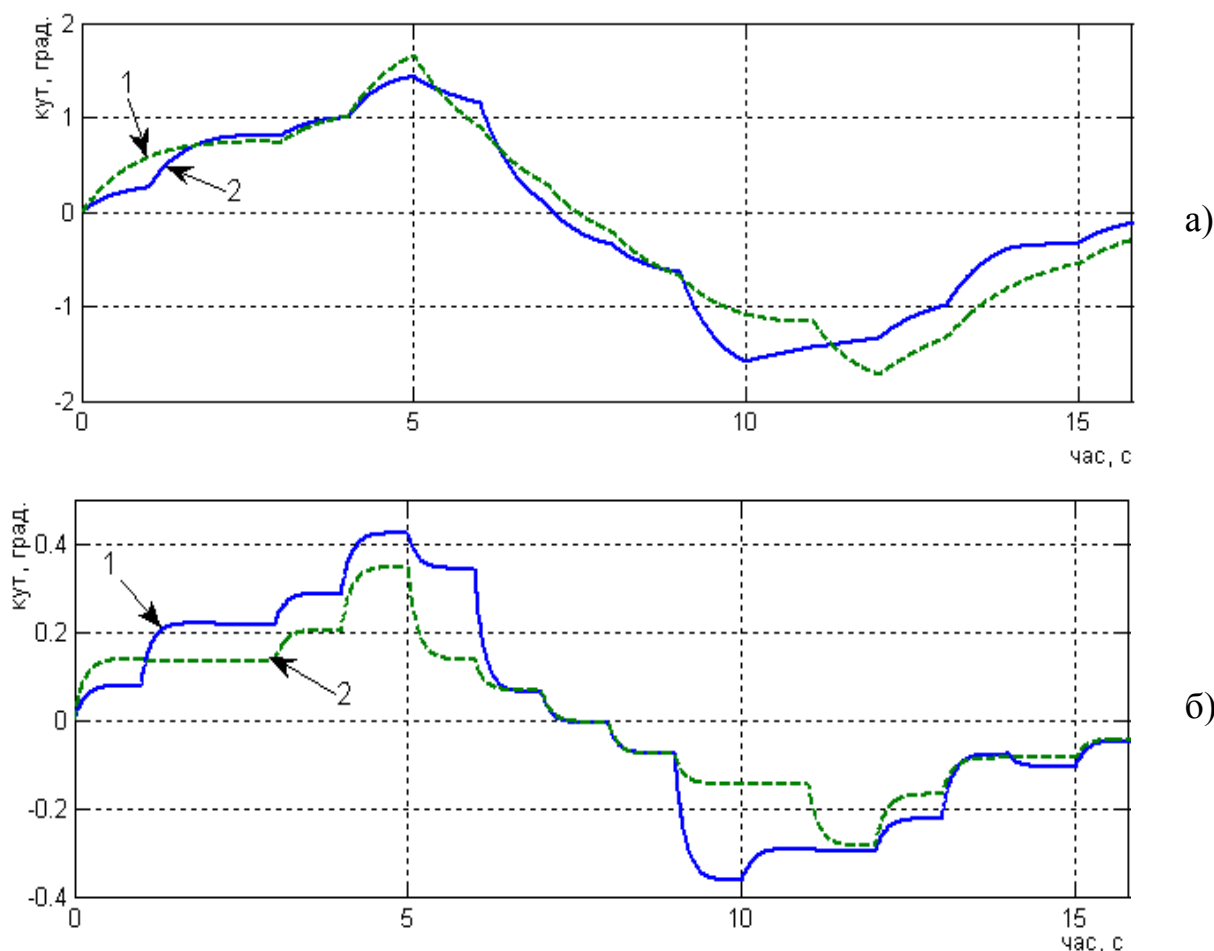


Рис. 4.8. Похибки наведення антени: 1 – ПІД-регулятор, 2 – НМ-регулятор

Для НМ-регулятора (лінія 2) похибка регулювання наведення антени при супроводі по траєкторії, як видно із рис. 4.8 а) та рис. 4.8 б), є меншою, порівняно із ПД-регулятором (лінія 1).

Результати порівняння роботи двох типів регуляторів наведено в табл. 4.1.

Таблиця 4.1

Похибка наведення антени для ПД-регулятора та НМ-регулятора

Тип регулятора	Вісь антени	Середньоквадратичне відхилення	Максимальне відхилення
НМ-регулятор	Азимутальна вісь	0,15°	0,35°
	Вісь кута місця	0,22°	0,43°
ПД-регулятор	Азимутальна вісь	0,89°	1,72°
	Вісь кута місця	0,91°	1,58°

4.4. Тестування нейромережевого контролера наведення антеною

Результати тестування НМ-регулятора синтезованого на основі структури модифікованої НМ Елмана свідчать про підвищення якості регулювання тестового сигналу, заданого стрибкоподібною функцією з амплітудою в 20°. Середньоквадратичне значення похибки для ПД-регулятора, розраховане згідно формули (4.8), становить 7,3020°, для НМ-регулятора проведено аналогічний розрахунок середньоквадратичного відхилення – 7,0748°. Тривалість регулювання для ПД-регулятора становив 9с, для НМ-регулятора – 7,6с. Із наведених значень середньоквадратичного відхилення очевидно, що використання в контурі регулювання НМ-контролера забезпечує менше значення похибки, порівняно із ПД-регулятором:

$$\sigma = \frac{7,3020^\circ - 7,0748^\circ}{7,0748^\circ} \cdot 100\% = 3\%$$

Відповідно, НМ-регулятор здатний прогнозувати поведінку керованої системи і виробляти такий сигнал керування, щоб перемістити вісь антени в бажане положення за n -кроків.

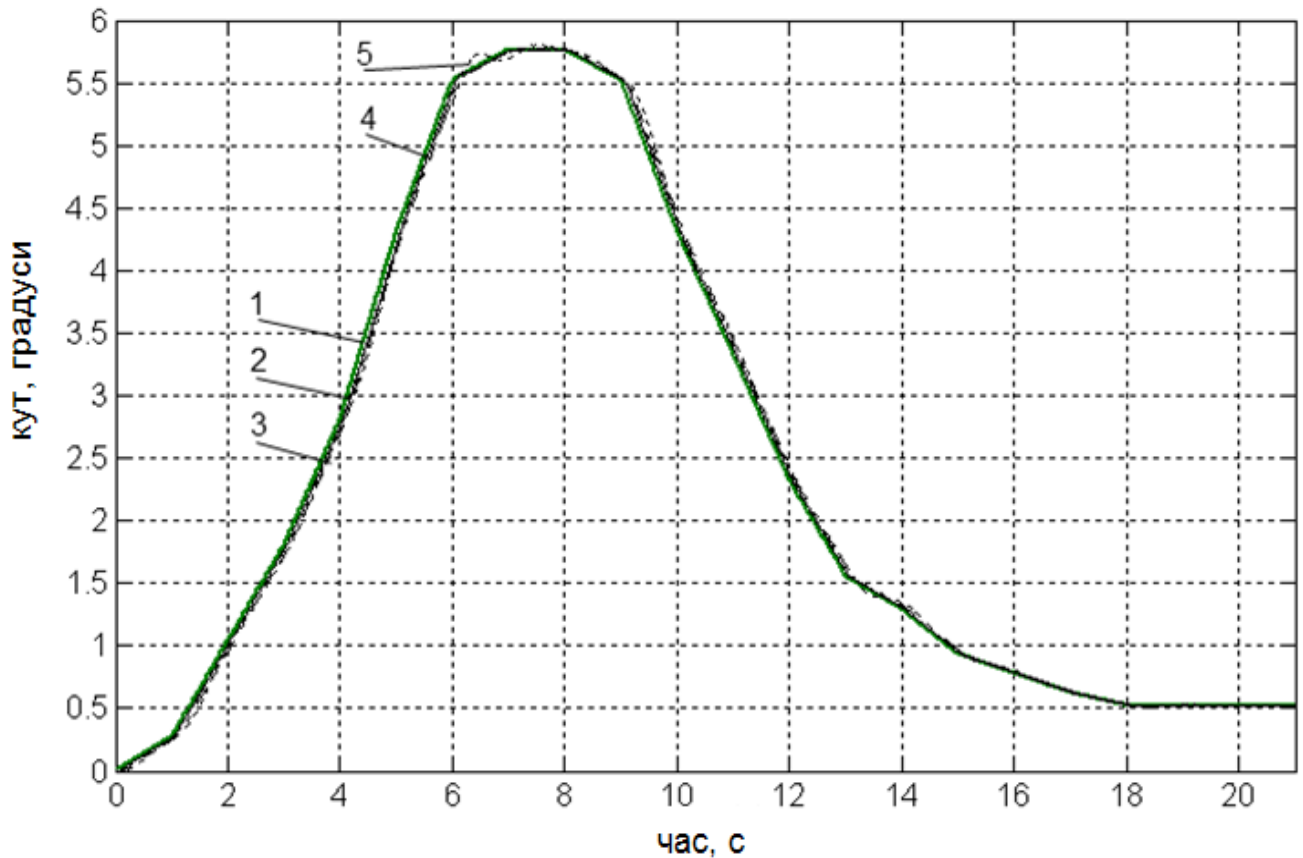


Рис. 4.9. Проведення антени заданою траєкторією

На вхід регулятора подавалася тестова траєкторія (рис. 4.9), яка має характерні похилі та круті ділянки. Саме проведення антени по такій траєкторії дозволить визначити якість регулювання, оскільки можна охоплювати значний діапазон зміни швидкостей для електромеханічного приводу. На рис. 4.9 відображено такі складові: 1 – задана траєкторія, 2 – вихідне кутове положення при застосуванні в контурі керування нейромережевого контролера, синтезованого на відтворенні інверсної динаміки антени, 4 – кутове положення при застосуванні в контурі керування ПІД-контролера, коефіцієнти якого розраховані методом, описаним у 3-му розділі. Під час дослідження було задано траєкторію для проведення антени по азимутальній осі та осі кута місця. Проведено повторне тестування для проведення антени по траєкторії (рис. 4.9. 3 – кутове положення наведення АС із використанням нейромережевого регулятора, 5 - кутове положення при застосуванні в контурі керування ПІД-контролера). На рис. 4.10 показано значення похибки при наведенні антени.

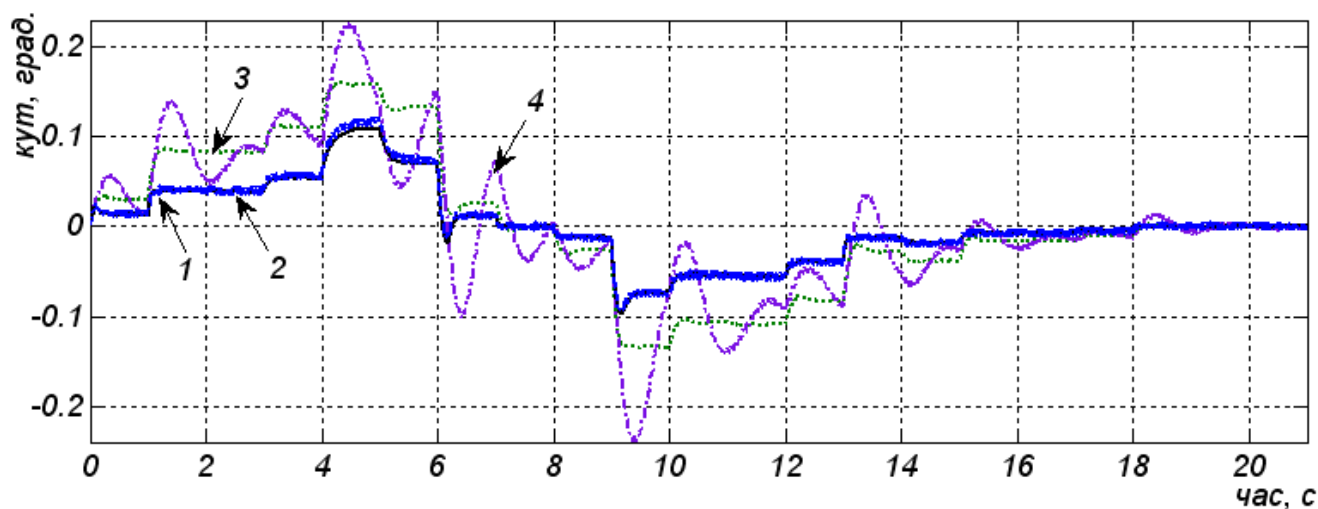


Рис. 4.10. Значення похибки регулювання

Результати похибки тестування НМ та ПІД-контролера наведені в табл. 4.2.

Таблиця 4.2

Значення похибок при використанні ПІД-регулятора та НМ-контролера в контурі наведення АС

	середньоквадратичне відхилення наведення антени, вісь кута місця, (градуси)	середньоквадратичне відхилення наведення антени, вісь азимута, (градуси)
ПІД-контролер	0,0757	0,0806
НМ регулятор	0,0417	0,0433

Розрахуємо підвищення точності наведення антени із використанням значень похибки регулювання, наведених в табл. 4.2.

Для керування наведення азимутальною віссю:

$$(\text{середньоквадратичне відхилення (НМ}_{AZ}) - \text{середньоквадратичне відхилення(ПІД}_{AZ})) \cdot 100\% = (0,0806 - 0,0757) \cdot 100\% = 0,49\%.$$

Для керування наведення віссю кута місця:

$$(\text{середньоквадратичне відхилення (НМ}_{El}) - \text{середньоквадратичне відхилення(ПІД}_{El})) \cdot 100\% = (0,0757 - 0,0417) \cdot 100\% = 3,4\%.$$

В ході роботи провели дослідження вплив кількості глобальних зворотніх

зв'язків для модифікованою НМ Елмана, під час якого було оцінено середньоквадратичного відхилення для тестової траєкторії (табл. 4.3).

Таблиця 4.3

Похибка неведення НМ-регулятором антени залежно від кількість зворотних зв'язків НМ

Кількість зворотних зв'язків	Середньоквадратичне значення похибки наведення	
	Азимутальна вісь, (градуси)	Вісь кута місця, (градуси)
1	0,0462	0,0453
2	0,0457	0,0441
3	0,0455	0,0432
4	0,0446	0,0422
5	0,0438	0,0421
6	0,0433	0,0417
7	0,0446	0,0429
8	0,0456	0,0435
9	0,0460	0,0437
10	0,0480	0,0442

Провели дослідження впливу вході НМ на якість роботи НМ-регулятора результати приведено в табл. 4.4.

Таблиця 4.4

Похибки відпрацювання тестової траєкторії НМ залежно від кількості входів

Кількість входів	Середньоквадратичне значення похибки наведення	
	Азимутальна вісь, (градуси)	Вісь кута місця, (градуси)
1	0,0451	0,0381
2	0,0442	0,0401
3	0,0435	0,0402
4	0,0426	0,0412
5	0,0428	0,0414
6	0,0433	0,0417
7	0,0436	0,0419
8	0,0441	0,0425
9	0,0445	0,0431
10	0,0451	0,0437

4.5. Висновки до розділу 4

1. Розроблена розподілена система керування наведенням антени, яка використана для дослідної установки, забезпечує проводити дослідження та порівнювати роботу НМ- та ПДД-регуляторів .

2. Отримано експериментальні підтвердження дієвості методу вибору величини горизонту прогнозу для синтезу НМ-регулятора керування наведенням антени, для якого було проведено серію експериментів та дано оцінку середньоквадратичного відхилення від заданої траєкторії під час супроводу осі кута місця антени.

3. Встановлено, що введення додаткових глобальних зворотних зв'язків через лінію затримки із виходу НМ Елмана на вхід підвищує ефективність роботи нейромережевого регулятора, про що свідчить зменшення середньоквадратичної похибки регулювання для вхідного гармонічного (синусного) сигналу та відсутності постійної складової похибки при реагуванні на ступінчастий вхідний сигнал із амплітудою $3,22^\circ$.

4. Під час проведенні тестування НМ-контролера та ПДД-регулятора для наведення антени підтверджено якісні показники роботи нейромережевої структури, оскільки середньоквадратичне відхилення для тестової вибірки при наведенні азимутальної осі менша на $0,49\%$ та на $3,4\%$ для осі кута місця.

Результати даного розділу опубліковані у роботах [117, 126, 127].

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішено важливу наукову задачу – розвитку теоретичних засад побудови системи наведення антенної установки. Проведені дослідження дали змогу покращити точність, надійність та ефективність використання нейромережевих технологій в задачах керування наведенням антени.

1. Запропоновано використання контролера на основі рекурентної НМ для наведення антени, який шляхом реалізації нейромережевого емулятора забезпечує відображення інверсної динаміки системи наведення антени, яке не потребує знання точної математичної моделі керованого об'єкту і дозволяє уникнути громіздких розрахунків на стадії опису моделі керування.

2. Запропоновано нове застосування методу ідентифікації параметрів антенної системи, при реалізації якого подані на вхід тестові сигнали та врахування перехідного процесу дало змогу формувати послідовності для проведення навчання нейромережевого контролера наведення антени без використання детального математичного опису керованого об'єкту.

3. Запропоновано метод вибору способу навчання рекурентної НМ Елмана для наведення антени, при відтворенні інверсної динаміки керованого об'єкту, який забезпечує зменшення похибки при проведенні навчання синтезованої нейромережевої структури.

4. Удосконалено метод синтезу нейроконтролера керування антенним пристроєм на основі рекурентної нейронної мережі Елмана введенням глобальних зворотних зв'язків, що дало змогу підвищити точність керування при супроводі антенною системою тестової траєкторії на 3,7% у порівнянні з розрахованим та налаштованим аналітичним методом ПД-регулятором.

5. Удосконалено метод керування наведенням антенної установки для розподіленої системи, застосування якого підвищило швидкодію регулятора на 3% у порівнянні з налаштованим ПД-регулятором..

6. Результати дослідження використані для нейромережевого контролера, синтезованого засобами Matlab, і який через послідовний інтерфейс зчитує

поточне значення положення осей антенної системи та виробляє керуючу дію для супроводу та наведення АС, що може бути використано для керування та супроводу по траєкторії в системах наведення реальних антен.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Astrom K.J. Adaptive Control / K.J. Astrom, B. Wittenmark. – New York: Addison-Wesley, 1995. – 580 p.
2. Astrom K.J. Advanced PID control / K.J. Astrom, T. Hagglund. – Department of Automatic Control, 2005. – 461 p.
3. Basu A. Detecting faults in a nuclear power plant by using dynamic node architecture artificial neural networks / Basu A., Bartlett E. // Nuclear science and engineering. – 1994. – Vol. 116, no. 4. – P. 313-325.
4. Bouchard M. New recursive-least-squares algorithms for non-linear active control of sound and vibration using neural networks / Bouchard M. // IEEE Trans. on Neural Networks. – 2001. – Vol. 12, no. 1. – P. 135-147.
5. Brown M. Neural networks for modeling and control / M. Brown, C. Harris // Advances in Intelligent Control – London: Taylor and Francis. – 1994. – P.17-55.
6. Dias F.M. Comparison between Different Control Strategies using Neural Networks / F.M. Dias, A.M. Mota // 9th Mediterranean Conference on Control and Automation, – Dubrovnik, Croatia, 2001. – P. 1-12.
7. Elman J.L. Finding structure in time / Elman J.L. // Cognitive Science. – 1990. – vol. 14. – P.179-211.
8. Garcia C. Model predictive control: theory and practicea survey / C. Garcia, D. Prett, M. Morari // Automatica. – 1989. – Vol.25. – P. 335-348.
9. Golovko V. Computing of Lyapunov exponents using neural networks / Golovko V., Savitsky Y. // International Scientific Journal of Computing. – 2004. – Vol.3, – P. 93-95.
10. Golovko V. Estimation of Lyapunov spectrum from one-dimensional observations using neural networks // Proc. of Second IEEE Int. Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems, Lviv, September 8-10. – 2003. – P. 95-98.
11. Golovko V. Neural networks for signal processing in measurement analysis and industrial applications: The case of Chaotic signal processing / Golovko V., Savitsky Y., Maniakov N. // Chapter of NATO book «Neural networks for

- instrumentation, measurement and related industrial applications». – Amsterdam: IOS Press. – 2003. – P. 119-143.
12. Gundy-Burlet K. Augmentation of an Intelligent Flight Control System for a Simulated C-17 Aircraft / K. Gundy-Burlet, K. Krishnakumar, G. Limes, D. Bryant // *J. of Aerospace Computing, Information, and Communication*. – 2004. – Vol. 1, N 12. – P. 526-542.
 13. Hagan M.T. Training feedforward networks with the Marquard algorithm / Hagan M.T., Menhaj M. // *IEEE Transactions on Neural Networks*. – 1994. – Vol. 5 N 6. – P. 989-993.
 14. Hagan M.T. *Neural Network Design* / M.T. Hagan, H.B. Demuth, M.H. Beale // Boston, MA: PWS Publishing, 1996. – 1012 p.
 15. Haykin S. Optimum nonlinear filtering / Haykin S., Yee P., Derbez E. // *IEEE Trans. On Signal Processing*. – 1997. – Vol. 45, no. 11. – P. 1-13.
 16. Hornik K. Multilayer feedforward networks are universal approximators / K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White // *Neural Networks*. – 1989. – P. 359-366.
 17. Hsuan-Ming Feng A self-tuning fuzzy control system design. - *IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference*. – 2001. – P. 209-214.
 18. Hunt K.J. Neural networks for control systems – a survey / Hunt K.J., Sbarbaro D., Zbikowski R., Gawthrop P.J. // *Automatica*. – 1992. – Vol. 28, No. 6. – P. 1083-1112.
 19. Jordan M.I. Attractor Dynamics and Parallelism in a Connectionist Sequential Machine / Jordan M.I. // *Proc. of the Eight Annual Conf. of the Cognitive Science Society*, Erlbaum, Hillsdale NJ. – 1986.– P. 531-546.
 20. Kato M. A Skill-Based PID Controller Using Artificial Neural Networks. / M. Kato, T. Yamamoto, S. Fujisawa // *Computational Intelligence for Modeling, Control and Automation*. – 2005. – P. 702-707.
 21. Kawafuku R. Self-tuning PID control of a flexible micro-actuator using neural networks / R. Kawafuku, M. Sasaki, S. Kato // *Systems, Man, and Cybernetics*, 11-14 Oct 1998. – 1998. – Vol. 3. – P. 3067-3072.
 22. Ku C.-C. Diagonal recurrent neural networks for dynamic systems control /

- Ku C.-C. Levin A.U., Narendra K.S. // Recursive identification using feedforward neural networks. *International journal of control*. 1995. – Vol. 61, no. 3. – P. 533-548.
23. Lendaris G.G. A Retrospective on Adaptive Dynamic Programming for Control / Lendaris G.G. // *Pro-ceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, Atlanta, USA, June 14-19. – 2009. – P. 1750-1757.
 24. Li Y. Neuro-controller design for nonlinear fighter aircraft maneuver using fully tuned RBF networks / Y. Li, N. Sundararajan, P. Saratchandran // *Automatica*. – 2001. – Vol.37,N8. – P. 1293-1301.
 25. Lippman R.P. An introduction to Computing with Neural Nets // *IEEE ASSP Magazine*. – 1987. – №4. – P. 4-22.
 26. Mamdani E. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller / E. Mamdani, S. Assilian // *Int. J. Man-Mach. Stud.* – 1975. – vol. 7, – P. 1-13.
 27. Mamdani E.H. Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant / Mamdani E.H. // *Proc. Inst. Elect. Eng. Contr. Sci.* – 1974. – vol. 121 – P. 1585-1588.
 28. Mann G.K.I. Fuzzy PID controller structures / G.K.I. Mann, B.G. Hu, R.G. Gosine // *IEEE 1997 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, 25-28 May. – 1997 – vol. 2. – P. 788-791.
 29. Mann G.K.I. Analysis of direct action fuzzy PID controller structures / G.K.I. Mann, Hu. Bao-Gang, R.G. Gosine // *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B*, Issue 3, Jun. – 1999. – vol. 29 – P. 371-388.
 30. Mann G.K.I. Two-level tuning of fuzzy PID controllers / G.K.I. Mann, B.G. Hu, R.G. Gosine // *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B*, Issue 2, Apr. – 2001. – vol. 31 – P. 263 – 269.
 31. Narendra K. Identification and control of dynamical systems using neural networks / K. Narendra, K. Parthasarathy // *IEEE Trans. on Neural Networks*. – 1990. – P. 4-26.
 32. Nguyen O. The truck backeruper: And example of selflearning in neural networks / O. Nguyen and B. Widrow // *Intemational Joint Conference on Neural*

- Networks. – 1989. – Vo1. II, – P. 357-363.
33. O'Dwyer A. PID compensation of time delayed processes 1998-2002: a survey / O'Dwyer A. // Proceedings of the American Control Conference, Denver, Colorado, June 4-6.ZW3. – 2003. – P. 1494- 1499.
 34. Palamar M. Synthesis and Optimization of Neural Network Parameters to Control Non-linear Objects / M. Palamar, M. Aleksander, V. Pohrebennyk, M. Strembickyy // Przegląd elektrotechniczny, ISSN 0033-2097, R. 90 NR 5/201. – 2014. – P. 207–210.
 35. Parks P.C. Lyapunov redesign of model reference adaptive control systems / Parks P.C. // IEEE Journal Transactions of Automatic Control. – 1966. – Vol. 11. – P. 362 – 367.
 36. Pham D. Neural Networks for Identification, prediction and Control / D. Pham, X. Liu // London: Springer–Verlag, 1995. – 238 p.
 37. Psaltis D. A Mul-tilayered Neural Network Controller / D. Psaltis, A. Sideris, A. Yamamura // IEEE Control Systems Magazine. – 1988. – Vol. 8, Issue 2. – P. 17 – 21.
 38. Ronco E. Incremental Polynomial Controller Networks: Two Self-Organising Non-Linear Controllers // Ph.D. Disseration Thesis, Glasgow, 1997. – 207 p.
 39. Rossiter J.A. Model-based Predictive Control: a Practical Approach // CRC Press, 2003. – 318 p.
 40. Rumelhart D.E. Learning internal representations by error propagation / Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. // Cambridge, MA, USA:MIT Press, 1986. Pp.318–362. ISBN: 0-262-68053-X.URL: <http://portal.acm.org/citation.cfm?id=104279.104293>.
 41. Saerens M. Neural controller based on back-propagation algorithm / Saerens M. and A. Soquet // IEEE Proceedings (London), Part . – 1991. – vol. 138. – P.55-62.
 42. Saiful A. Neuromorphic self-tuning PID controller / A. Saiful, S. Omatu // Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, San Francisco, USA. – 1993. – P. 552-557.
 43. Schiffman W.H. Adaptive control of dynamic systems by back propagation

- networks / Schiffman W.H. and H.W. Geffers. // *Neural Networks*. – 1993. – Vol. 6. – P. 517-524.
44. Soloway D. Neural Generalized Predictive Control / D. Soloway, P. Haley // *Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control*. – 15 – 18 September. – 1996. – P. 277-281.
 45. Sontag E.D. Recurrent neural networks: Some learning and systems-theoretic aspects / Sontag E.D. // Department of Mathematics, Rutgers University. - New Brunswick, NJ. – 1996. – P. 73-79.
 46. Suykens J.A.K. Artificial Neural Networks for Modeling and Control of non Linear Systems / J.A.K. Suykens, J.P.L. Vandewalle and B.L.R. DeMoor. – Dordrecht, The Netherlands: Kuwer, 1996. – 233 p.
 47. Tariq S. Neurocontrol: Concepts and Practical Considerations / Tariq S. – *Intelligent control systems: theory and applications*, 1996. – 820 p.
 48. Vasickaninov'a A. Neural Network Predictive Control Of A Chemical Reactor / Vasickaninov'a A., Bakosov'a M. // *Proceedings 23rd European Conference on Modelling and Simulation*. Madrid: Spain. – 2009. – P. 21–36.
 49. Wai R.-J. Hybrid controller using fuzzy neural networks for identification and control of induction servo motor drive / Wai R.-J., Lin H.-H., Lin F.-J // *Neurocomputing*. – 2000. – № 35. – P. 91-112.
 50. Widrow B. Pattern-recognizing control systems / B. Widrow, F. Smith // *Proceedings of Computer and Information Sciences*. – Washington, USA – 1964. – Vol. 12. – P. 288-317.
 51. Widrow B. Adaptive Inverse Control / B. Widrow B. and E. Walach // *Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall*. - 1996. P. 1 - 6.
 52. Widrow B. Adaptive Signal Processing / B. Widrow and D. Steins. - Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1985. – 329 p.
 53. Wolpert D. Multiple Paired Forward and Inverse Models for Motor Control / D. Wolpert, M. Kawato // *Neural Networks*. – 1998. – Vol. 11. Issue 7 – № 8. – P. 1317 – 1329.
 54. Yesil E. Internal model control based fuzzy gain scheduling technique of pid

- controllers / E. Yesil; M. Guzelkaya, I. Eksin // World Automation Congress, 2004. Proceedings, 28 June - 1 July. – 2004. – Vol. 17. – P.501 – 506.
55. Zadeh L.A. Fuzzy sets / Zadeh L.A. // Information and Control. – 1965. – №8. – P. 338-353.
56. Zell A. Simulation neuronaler Netze / Zell A. – Miinchen: R. Oldenburg Verlag, 1997. – 36 p.
57. Ziegler J.G. Optimum settings for automatic controllers / Ziegler J.G., Nichols N.B // Trans. ASME. – 1942. – vol. 64 – P.759-768.
58. Агафонов С. А. Дифференциальные уравнения / С.А. Агафонов, А.Д. Герман, Т.В. Муратова .– Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. – 352 с.
59. Алиев Ф.А. Об одном методе линеаризации для нелинейных систем / Алиев Ф.А., Исмаилов Н.А // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2012. – № 6(135). – С. 2–6.
60. Андреев В.Д. Основы проектирования следящих систем / В.Д. Андреев, В.С. Ивкин, В.С. Кулешов. – М. : Машиностроение, 1978. – 391 с.
61. Анисимов А.А. Идентификация элекромеханычных систем с использованием искусственной нейронной сети / А.А. Анисимов, М.Н. Горячев // Вестник ИГЭУ. – 2008. – № 3. – С. 1–5.
62. Белянский П.В. Управление наземными антеннами и радиотелескопами / П.В. Белянский, Б.Г. Сергеев. – М. Советское радио, 1980. – 280 с.
63. Беркинблит Б.И. Нейронные сети / Б.И. Беркинблит. – М.: МИРОС и ВЗМШ РАО, 1993. – 96 с.
64. Бодянский Е.В. Адаптивный нейрорегулятор для нелинейного динамического объекта / Е. В. Бодянский, О.В. Запорожец – Изв. РАН. Теория и системы управления. – 2002. – №2. – С. 92 – 96.
65. Бодянский Е.В. Прогнозирующая Σ -П искусственная нейронная сеть / Е.В. Бодянский, В.В. Колодяжный, Н.Е. Кулишова // Матеріали Міжнар. конф. з управління «Автоматика –2001». – Одеса, 2001. – Т.2. – С. 141.

66. Бодянский Е.В. Синтез нейросетевых регуляторов с адаптивной прогнозирующей моделью для систем управляемого теплоснабжения / Е.В. Бодянский, Г.К. Вороновский, Л. М. Любчик // Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут». Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – Харків: НТУ “ХПІ”. – 2002. – № 13. – С. 9-15.
67. Бодянский Е.В. Адаптивный нейрорегулятор пониженного порядка / Запорожець О.В., Островская Ж.Н. // Вестник Харьковского государственного политехнического университета. – Харьков: ХГПУ. – 1999. - Вып.70. – С. 112-117.
68. Борзов А.В. Вариант построения регулятора возбуждения синхронных электрических генераторов, обеспечивающий оптимизацию параметров переходных процессов в сопряженной энергосистеме / Борзов А.В., Бумагин А.В., Гондарь А.В., Лихоеденко К.П. // Издатель ФГБОУ “МГТУ им. Н.Э. Баумана”. Эл № ФС 77. – 2012. – С. 329-350.
69. Борисенко В.Ф. Построение ПИД-регулятора на основе нечеткой логики и нейронных сетей при регулировании производительности насосов / Борисенко В.Ф., Овсянников В.П., Плис П.С. // Наукові праці ДонНТУ. Серія: Гірничо-електромеханічна. – Донецьк. – 2009. – Випуск 17(157). – С. 110-122.
70. Волков В.Н. Нейросетевая идентификация электропривода постоянного тока [Электронный ресурс] / Волков В.Н., Кожевников А.В. // Современные научные исследования и инновации. 2013. № 4. URL: <http://web.snauka.ru/issues/2013/04/23648> (дата обращения: 27.03.2016).
71. Выбор архитектуры и адаптивное обучение рекуррентной нейронной сети для прогнозирования временных рядов / [В. Головкин, Ю. Савицкий, А. Саченко та ін.]. // Вісник Тернопільської академії народного господарства. – 2000. – №10. – С. 37-42.
72. Галушкин А. И. Теория нейронных сетей / А.И. Галушкин – М.: ИПРЖР,

2000. – 480 с. (Кн.1: Учебное пособие для вузов).
73. Головкин В. Нейросетевые методы определения спектра Ляпунова хаотических процессов / В. Головкин, Ю. Чумерин // «Нейрокомпьютеры: Разработка и применение». – 2004. – №1. – С. 1-15.
 74. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Нейрокомпьютеры и их применение. / В. А. Головкин // Радиотехника, 2001. – 255 с.
 75. Гроп Д. Методы идентификации систем: Пер с англ. / Д. Гроп. – М.: Мир, 1979. – 302 с.
 76. Давыдов Н. И. Определение параметров настройки ПИД-регулятора по переходной характеристике объекта управления / Н.И. Давыдов, О.М. Идзон, О.В. Симонова // Теплоэнергетика. – 1995. – №10. – С.17-22.
 77. Денисенко В. ПИД-регуляторы: вопросы реализации / Денисенко В. // Современные технологии автоматизации, – 2008. – №1. – С.86-99.
 78. Дьяконов В.П. Matlab. Анализ идентификация и моделирование систем / В.П. Дьяконов // Специальный справочник. – Санкт-Петербург: Питер, 2001. – 448с.
 79. Егупова Н.Д. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления. Учебник / Под ред. Н.Д. Егупова. – Изд. 2-е. М.: Изд-во МГТУ им. Бауман, 2002. – 744 с.
 80. Емельянов С.В. Способ получения сложных законов регулирования с использованием лишь сигнала ошибки или регулируемой координаты и ее первой производной / Емельянов С.В. // Автоматика и телемеханика.– 1975. – №10 – С.874-875.
 81. Жучков А.А. Применение нейросетей для реализации типовых задач АСУТП ядерных реакторов с привлечением критериев снижения рисков / Жучков А.А. // Труды VIII Всероссийской конференции “Нейрокомпьютеры и их применение” с международным участием НКП-2002. Москва. – 2002. – С. 592-593.
 82. Змеу К.В. Безмодельное прогнозирующее инверсное нейруправление с

- регенерируемым эталонным переходным процессом / Змеу К.В., Марков Н.А., Шипитько И.А., Ноткин Б.С. // Интеллектуальные системы. – 2009. – №3. – С.109-117.
83. Змеу К.В. Безмодельное прогнозирующее нейруправление / Змеу К.В., Марков Н.А., Дьяченко П.А // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2006. – №9. – С.8-15
84. Змеу К.В. Прогнозирующее инверсное нейруправление пневмоприводом в условиях неконтролируемых возмущений / Змеу К.В., Марков Н.А., Ноткин Б.С. // Интеллектуальные системы. – 2011. – №4. – С.166-123.
85. Змеу К.В. Прогнозирующее инверсное нейруправление позиционно-следящим пневмоприводом / Змеу К.В., Марков Н.А., Ноткин Б.С. // Информатика и системы управления. – 2011. – №3. – С.104- 117.
86. Змеу К.В. Синтез системы управления нежестким шестимассовым механизмом на основе прогнозирующего инверсного нейруправления / Змеу К.В., Невмержицкий М.Н, Ноткин Б.С. // Вестник инженерной школы ДВФУ. – 2012. - №4(13). – С.50-57.
87. Изерман Р. Цифровые системы управления / Р. Изерман. – М.: Мир, 1984. – 541 с.
88. Калацкая Л.В. Организация и обучение искусственных нейронных сетей / Л.В. Калацкая, В.А. Новиков, В.С. Садов. – Экспериментальное учеб. Пособие, Минск: Изд-во БГУ, 2003 – 72с.
89. Кочан В.В. Нейросетевые методы распознавания выходного сигнала мультиплексора / В.В. Кочан, А.О. Саченко, І.В. Турченко // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2011. – №2. – С. 137 –144.
90. Кузнецов Б.И. Нейруправление нелинейным динамическим объектом с использованием метода обобщенного управления с предсказанием / Б.И. Кузнецов, Т.Е. Василец, А.А. Варфоломеев // Електротехніка і Електромеханіка. – 2008. – 4. – С. 34-41.
91. Кузнецов Б.И. Разработка и исследование нейросетевой системы наведения и

- стабилизации вооружения легкобронированных машин / Б.И. Кузнецов, Т.Е. Василец, А.А. Варфоломеев // Збірник наукових праць Харківського університету Повітряних Сил ім.І.Кожедуба. – 2008. – 3(18). – С.141-146.
92. Кузнецов Б.И. Синтез нейросетевого регулятора NARMA-L2 controller для системы наведения и стабилизации / Б.И. Кузнецов, Т.Е. Василец, А.А. Варфоломеев // Електротехніка і електромеханіка. – 2011. – № 4. – С. 41-46.
93. Льюнг Л. Идентификация систем [Текст]: Пер с англ. / Л. Льюнг. – М.: Наука, 1991. – 432 с.
94. Марков Н.А. Прогнозирующее инверсное нейруправление экспериментальной аэродинамической установкой / Марков Н.А. // Вестник инженерной школы ДВФУ. – 2012. – № 4 (13) С.5-63.
95. Медведев В. С. Нейронные сети. MATLAB 6 / Медведев В.С., Потёмкин В.Г. – М: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496с.
96. Минский М. Персептроны / Пер. с англ. М.Л. Минский, С. Пейперт – М.: Мир, 1971. – 258 с.
97. Моделювання електромеханічних систем: Підручник / [О. П. Чорний, А. В. Луговой, Д. Й. Родькін та ін.]. – Кременчук, 2001. – 410 с.
98. Наконечний М.В. Аналіз шляхів побудови нейроконтролерів для систем автоматичного керування динамічними об'єктами / М.В. Наконечний, П.В. Муравчук, Ю.М. Наконечний // Збірник наукових праць VIII Міжнародної конференції «Контроль і управління в складних системах» (КУСС–2005). – Вінниця, 24–27 жовтня 2005. – С.11.
99. Наконечний М. В. Варіанти побудови нейроконтролерів для систем автоматичного керування динамічними об'єктами / Івахів О.В., Наконечний М.В., Наконечний Ю.М. // XV Міжнародний семінар метрологів “Методи і техніка перетворення сигналів при фізичних вимірюваннях – МСМ’07”: Тези доповідей. – Львів – Ряшів, 24–27 вересня 2007. – С.68.
100. Наконечний М. В. Особливості ідентифікації динамічних об'єктів за

- допомогою рекурентних нейронних мереж / М.В. Наконечний, Ю.М. Наконечний // Вісник НУ “Львівська політехніка”, “Автоматика, вимірювання та керування”. – 2009. – № 639. – С.107-116.
101. Нейромережевий підхід до комп’ютерного розпізнавання облич / А.О. Саченко, І.О. Палій, С.Г. Антощук, Т.О. Бурак. // Искусственный интеллект. – 2010. – №3. – С. 378-387.
102. Олексів М. Дослідження алгоритмів навчання нейронної мережі прямого поширення для ідентифікації літаків / М. Олексів, В. Пуйда // Національний університет "Львівська політехніка" кафедра електронних обчислювальних машин. – 2008. – С. 87-91.
103. Орловський І.А. Використання нейроконтролерів в електромеханічних системах / Орловський І.А., Горбань Є.І. // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2014. – № 1. – С.177-188.
104. Паламар М.І. Використання модифікованої рекурентної нейронної мережі Елмана для ідентифікації динамічних об’єктів / М.І. Паламар, М.О. Стрембіцький, В.О. Стрембіцький // Матеріали Всеукраїнської науково-технічної конференції “Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки і приладобудування” (5 – 6 червня). – Тернопіль, 2013р. – С.25.
105. Паламар М.І. Дослідження динамічних похибок системи прецизійного керування антеною з асинхронним електроприводом / М. Паламар, Ю. Пастернак, А. Паламар // Вісник ТНТУ. – Тернопіль: ТНТУ, 2014. – Том 76. – 4. – С.164 – 173.
106. Паламар М.І. Дослідження ефективності застосування нейронної мережі в контурі систем керування динамічними об’єктами із невизначеними параметрами / М. Паламар, О. Гнатюк, М. Стрембіцький // Матеріали науково-технічної конференції молодих учених та студентів “Актуальні задачі сучасних технологій” (19-20 грудня). – Тернопіль, 2012р. – С.117-118.
107. Паламар М. І. Дослідження ефективності застосування нейронної мережі в системі керування нелінійними динамічними об’єктами / М.І. Паламар, Ю.В. Пастернак, М.О. Стрембіцький // Автоматика, вимірювання та

- керування. – Вісник НУ “Львівська політехніка”, 2013. – № 753. – С.8–14.
108. Паламар М.І. Дослідження ефективності структури нейронних мереж для керування динамічними об’єктами / М.І. Паламар, Ю.В. Пастернак, М.О. Стрембіцький // Матеріали XII Міжнародної науково-технічної конференції “Приладобудування: стан і перспективи”, Київ, 23-24 квітня 2013р. – К.: 2013 – С. 280.
109. Паламар М.І. Застосування рекурентної нейронної мережі для керування об’єктами з невизначеними динамічними параметрами / М. Паламар, О. Гнатюк; М. Стрембіцький // Матеріали XI Міжнародної конференції “Контроль і управління в складних системах” (КУСС-2012) (09 – 11 жовтня). – Вінниця: ВНТУ. – 2012 – С. 28.
110. Паламар М.І. Застосування рекурентної нейронної мережі для керування об’єктами з невизначеними динамічними параметрами / М.І. Паламар, О.Б. Гнатюк, М.О. Стрембіцький // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2013. – № 2(107) – С. 5–10.
111. Паламар М.І. Керування наведенням антени з опорно-поворотним пристроєм на основі платформи Стюрта / М.І. Паламар, Ю.В. Пастернак, М.О. Стрембіцький // Матеріали XV наукової конференції ТНТУ ім. І.Пулюя (14-15 грудня 2011 р.). – Тернопіль, 2011. – С. 85.
112. Паламар М.І. Керування слідкуючими антенами із невизначеними динамічними параметрами для супроводу низькоорбітальних космічних апаратів / Паламар М.І. // Вісник “Львівська політехніка”. – 2006. – № 401 – С. 3-38.
113. Паламар М. І. Навчання рекурентної НМ для прямого інверсного керування динамічним об’єктом / М.І. Паламар, М.О. Стрембіцький // Матеріали четвертої науково-технічної конференції “GEO-UA”, Київ, 26-30 травня 2014р. – К.: 2014. – С. 171-174.
114. Паламар М.І. Нові антенні станції прийому даних ДЗЗ для геоінформаційних систем / М.І. Паламар, Ю.В. Пастернак, М.О. Стрембіцький // Матеріали Четвертого міжнародного спеціалізованого

- симпозіуму «Космос и глобальная безопасность человечества», Євпаторія, 03-07 вересня 2012р. – 2012 – С. 56.
115. Паламар М.І. Синтез нейромережевого контролера для керування наведення антенної системи / М. Паламар, О. Гнатюк, М. Стрембіцький // Матеріали XI Міжнародної конференції "Контроль і управління в складних системах" (КУСС-2014) (14-16 жовтня). – Вінниця: ВНТУ. – 2014 – С. 13.
116. Паламар М.І. Управління двигуном безконтактним моментним без зворотнього зв'язку / М.І. Паламар, М.О. Стрембіцький // Матеріали науково-технічної конференції ТНТУ ім. І.Пулюя «Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки і приладобудування» (11-12 травня 2011 р.). – Тернопіль: ТНТУ. – 2011 – С. 39-40.
117. Пат. 102637, МПК (2013. 01) G06F 3/033 Спосіб введення графічної інформації в комп'ютер / М.І. Паламар, М.О. Стрембіцький, Я.М. Паламар; заявник і патентовласник Тернопільський національний технічний університет ім. І. Пулюя. – u201504498; заявл. 18.05.2015; опубл. 10.11.2015, Бюл. №21.
118. Пупков К. А. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления / К.А. Пупков, Н.Д. Егупов – Учебник. М.: Узд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2001. – 744 с.
119. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 383 с.
120. Сагдатуллин А.М. Неройсетевой контролер для управления скоростью асинхронного двигателя / Сагдатуллин А.М. // XII Всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ–2014, Москва, 16–19 июня. – 2014. – С.4485-4498.
121. Сейдж Э.П. Идентификация систем управлений / Сейдж Э.П., Мелса Дж.Л.М. – Наука, 1974. – 248с.
122. Сигеру О. Нейроуправление и его приложения: Пер. с англ. Н. В. Батина под общ. ред. А.И. Галушкина и В.А. Птичкина / Сигеру О., Марзуки К.,

- Рубия Ю. - М: ИПРЖР, 2000. – 272с.: (Серия «Нейрокомпьютеры и их применение». Кн. 2).
123. Смирнов Н.И. О корректности настройки ПИД – регулятора при аппроксимации переходной характеристики объекта регулирования апериодическим звеном с транспортным запаздыванием / Н.И. Смирнов, В.Р. Сабанин, А.И. Репин // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2007. – №1. – С. 35-39.
124. Справочник по теории автоматического управления / Под. ред. А.А. Красовского. - М: Наука, 1987. – 712с.
125. Стрембіцький М. Дослідження ефективності алгоритмів навчання модифікованої нейронної мережі Елмана / Стрембіцький М. // Вісник Тернопільського національного технічного університету. – 2014. – №4 (76). – С. 182-188.
126. Стрембіцький М. Алгоритм керування обробкою при тонкому точінні багато різцевою головкою / Луців І.В., Шарик В., Стрембіцький М. // Науковий журнал «Технологічні комплекси». – Луцьк, 2014. – №1(9) – С.57-62.
127. Стрембіцький М.О. Комп'ютерна програма Моделювання роботи антенної системи супроводу низькоорбітальних супутників дистанційного зондування Землі "ACS_SAT_Track" / М.І. Паламар, М.О. Стрембіцький, Я.М. Паламар // А.с. про реєстрацію авторського права на твір № 47062. «Комп'ютерна програма Моделювання роботи антенної системи супроводу низькоорбітальних супутників дистанційного зондування Землі "ACS_SAT_Track"» [Текст]. – 2013.
128. Терехов В. А. Нейросетевые системы управления / В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин - М.: Изд. журнала "Радиотехника", 2002. – 480 с.
129. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления: Учеб. пособие для вузов / В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин – М.: Высш. школа, 2002. – 183 с.
130. Терехов В.А. Синтез нейрорегулятора нелинейных динамических объектов на основе одной модели бифуркаций / В.А. Терехов, А.Н. Никонов // Мехатроника, автоматизация, управление, №1, – 2010. – С. 31-42.

131. Тюкин И.Ю. Алгоритмический синтез нейросетевых систем управления нелинейными динамическими объектами в условиях неопределенности: дис. канд. тех. наук: 05.13.01 / Тюкин И.Ю. – Санкт–Петербург, 2001. – 273с.
132. Усков А.А. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика / А.А. Усков, А.В. Кузьмин. – М.: "Горячая линия-Телеком", 2004. – 143 с.
133. Федокин У.М. Математическое моделирование технологических процессов. Теория реакторов, рециркуляции и погранслоя / У.М. Федокин, У.Ю. Бурлей, Н.А. Рюмшин // . – К., 2003. – 415 с.
134. Фомин В. Л. Адаптивное управление динамическими объектами / Фомин В.Л., Фрадков А.Л., Якубович В.А. – М.: Наука, 1981. – 441с.
135. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс: Пер с англ. Н.Н. Куссуль и А.Ю. Шелестова под ред. Н. Н. Куссуль. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
136. Хасіянов Д.Я. Моделювання динамічних систем / Д.Я. Хасіянов, І.І. Харченко, А.В. Шатирко // Основи моделювання динамічних систем. Частина 1 – К., 2004. – 68 с.
137. Чернодуб А.М. Вибір нейроемулятора на основі методу керуючих локальних градієнтів у методі нейроуправління з еталонною моделлю / Чернодуб А.М. // Математичні машини і системи, 2012. №3. – С.61-68.
138. Чернодуб А.Н. Обзор методов нейроуправления / А.Н. Чернодуб, Д.А. Дзюба // Проблемы программирования. – 2011. – № 2. – С. 79-94.
139. Шайхутдинов Д.В. К выбору типа регулятора для решения задачи управления электромагнитным приводом / Шайхутдинов Д.В., Дубров В.И., Леухин Р.И., Наракидзе Н.Д., Щучкин Д.А., Январев С.Г. // Фундаментальные исследования. – 2015. – № 10-1. – С. 107-116.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

Акт впровадження результатів дисертаційної роботи в
Тернопільському державному науково-технічному підприємстві «Промінь»

Ф 01-12

ПРОМІНЬ
Анени та системи супутникового зв'язку

УКРОБОРОНПРОМ
Державний концерн

Тернопільське державне науково-технічне підприємство «Промінь»

Україна, 46016, м. Тернопіль, вул. Текстильна, 28, тел./факс 25-45-29
Р/р 2600400026981, філія ВАТ «Укресімбанк», код ЄДРПОУ 14040960, МФО 338879.
Свідоцтво про державну реєстрацію №26740973, індивідуальний податковий номер №140409619183
E-mail: Tdntp@ukroboronprom.com Web-сайт: www.zavod-promin.te.ua

ЗАТВЕРДЖУЮ
Директор ТДНТП «Промінь»
В.Д. Підручний
« » 2015 р.

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ
результатів наукових досліджень

Даний акт складено в тому, що у Тернопільському державному науково-технічному підприємстві (ТДНТП) «ПРОМІНЬ» впроваджено систему керування антенним комплексом для наведення та слідкування за супутниками космічного зв'язку розроблену у Тернопільському національному технічному університеті ім. І. Пулюя. Розробка виконана за результатами виконання НДР за державними замовленнями «Розробка та дослідження нових поворотних платформ антенних станцій та систем керування для дистанційного зондування Землі» (№ держреєстрацій 0113U000257) та внаслідок виконання господарських договорів. Науковий керівник робіт д.т.н., доц. Паламар М.І., відповідальні виконавці Стрембіцький М.О., Пастерняк Ю.В., Паламар А.М.

Особливості та науково-технічні переваги розробленої системи керування полягають у наступному:

- містить функцію адаптивного налаштування параметрів - інтелектуальних регуляторів, що дає змогу використовувати систему керування з різними опорно-поворотними пристроями антен та підвищити точність керування;
- забезпечує менші статичні та динамічні похибки наведення на задані координати і супровід супутника завдяки опрацюванню інформації від інтелектуальних кутових сенсорів та розроблених алгоритмів керування;
- містить гнучке багатофункціональне ПЗ з інтелектуальними функціями самодіагностики, підтримки бази даних супутників, прогнозним розрахунком траєкторій орбіт, пошуком максимуму сигналу.

Розроблена система керування пройшла випробування і використовується у складі антенного комплексу «Витязь-7» на об'єкті замовника, де підтвердила високі технічні характеристики та надійність у експлуатації.

Економічний ефект від впровадження не підраховувався.
Даний акт не є підставою для фінансових розрахунків.

Заступник директора з виробництва

І.М. Дручик

Акт впровадження результатів дисертаційної роботи в
Тернопільському науково-технічному підприємстві «ТЕХАС-К»

ДЕРЖАВНЕ НАУКОВО – ТЕХНІЧНЕ ПІДПРИЄМСТВО „ТЕХАС – К”

46016, м. Тернопіль, вул. Текстильна, 38, тел./ факс 0352 42 02 14;
а/с № 975; texas@mail.te.ua

ЗАТВЕРДЖУЮ
Директор ДНТП «ТЕХАС-К»

Ю.А. Умзар
« » 2014 р.



АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

результатів наукових досліджень Стрембіцького М.О.

Даний акт складено в тому, що у Державному науково-технічному підприємстві (ДНТП) «ТехАС-К» впроваджено систему керування антенним комплексом та елементами радіотракту АС, розроблені у Тернопільському національному технічному університеті (ТНТУ) ім. І. Пулюя. Науковий керівник роботи д.т.н., доц. Паламар М.І., відповідальний виконавець Стрембіцький М.О.

Особливістю системи керування є розширені функціональні можливості (інтелектуальні функції) завдяки використанню програмно-технічних засобів та алгоритмів на основі нейромережових технологій.

Основними параметрами і перевагами розробленої системи керування є:

- адаптивне налаштування нейромережевого регулятора для забезпечення надійного керування в умовах невизначеності;
- підвищення точності керування та розширення функцій діагностики системи керування антенним комплексом із суміщеним радіотрактом у порівнянні з існуючими аналогами.

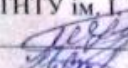
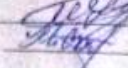
Результати отримані внаслідок виконання НДР за держбюджетними замовленнями (№ держреєстрацій 0113U000257, та № 0114U002995) а також на основі господарського договору з ДНТП «ТехАС-К» (г/д № 316-12).

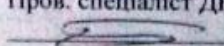
Зареєстроване авторське право на комп'ютерну програму (свідоцтво № 47062 UA від 08.01.13 «Моделювання роботи антенної системи супроводу низькоорбітальних супутників дистанційного зондування Землі "ACS_SAT_Track"» // М.І. Паламар, М.О. Стрембіцький, Я.М. Паламар).

Розроблена система керування ефективно використовується у складі антенного комплексу на об'єкті замовника і на протязі 2-х років експлуатації підтвердила високі технічні характеристики та надійність у експлуатації.

Економічний ефект від впровадження систем керування не підраховувався.

Даний акт не є підставою для фінансових розрахунків.

Зав. каф. ПВ, ТНТУ ім. І. Пулюя
д.т.н., доц.  М.І. Паламар
асис. каф. ПВ  М.О. Стрембіцький

Пров. спеціаліст ДНТП ТехАС-К,
 В.В. Свередок

ДОДАТОК Б

Лістинг програми для синтезу НМ та навчання керування наведення антени

```

S2 = 14;%кількість нейронів у рекурентному шарі

S3 = 2;%кількість нейронів у вихідному шарі

net_Elman = newelm([-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1
1;-1 1;-1 1],[S2 S3],{'tansig','purelin'},'trainbr');%

net_Elman.inputWeights{1,1}.delays = [0 1 2 3 4 5 6];%формування
ліній затримки на вхідний сигнал

net_Elman.trainParam.epochs = 50000;
%число циклів навчання

net_Elman.trainParam.goal = 0.010;
%граничне значення критерію навчання

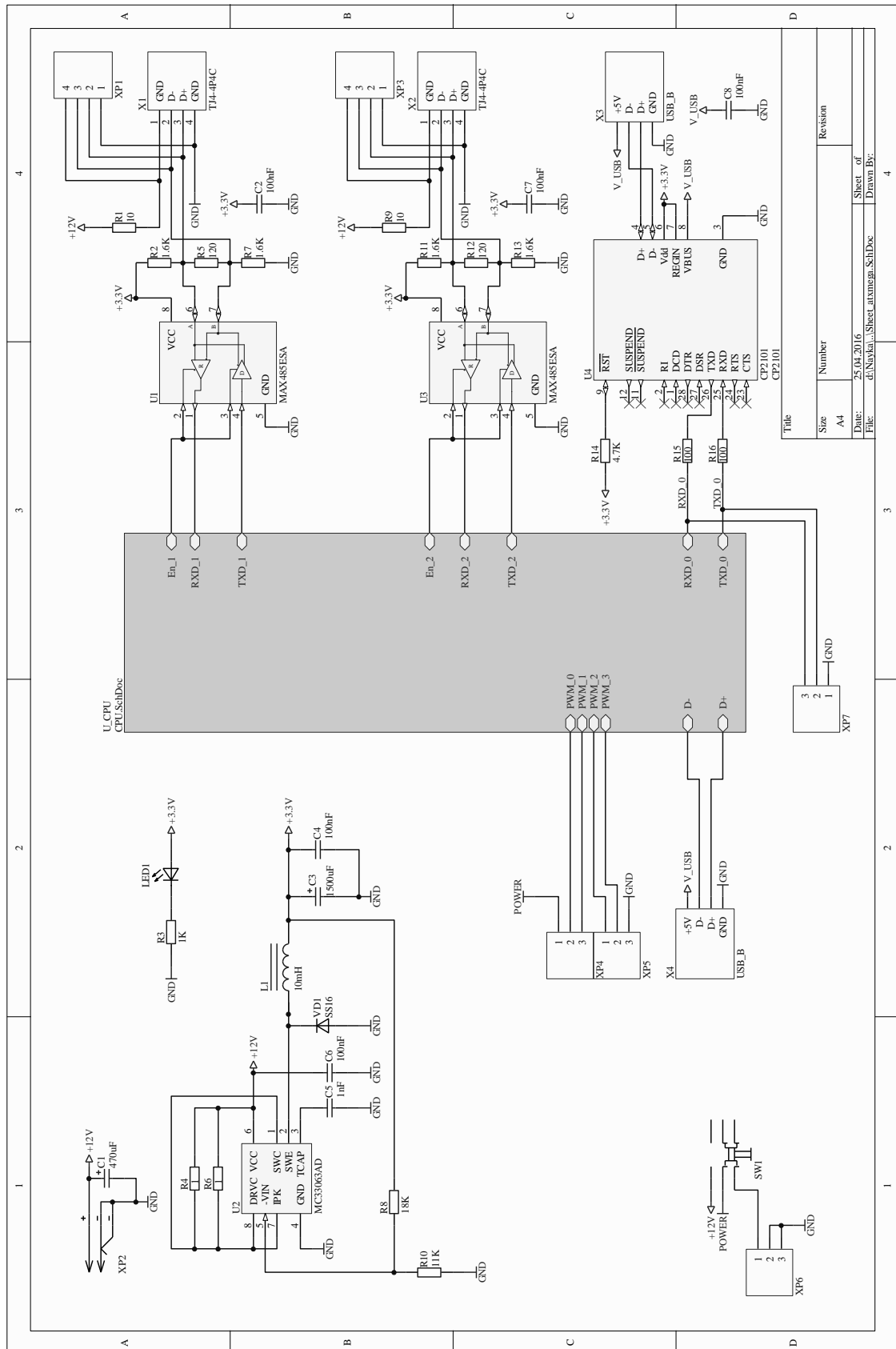
net_Elman=train(net_Elman,[input(:,1)';input(:,2)';input(:,3)';...
input(:,4)';input(:,5)';input(:,6)';input(:,7)';input(:,8)';...
input(:,9)';input(:,10)';input(:,11)';input(:,12)'],...
[tr_El(:,1)';tr_Az(:,1)']]);

gensim(net_Elman,0.01)

```

ДОДАТОК В

Схема електрична принципова драйвера керування антени.



Title	Size	Number	Revision
U1.CPU	A4		
File:	25.04.2016	Sheet of	Sheet of
File:	di.Nobak...Sheet.dwg	Drawn By:	Drawn By:

ДОДАТОК Г

Програма контролера драйвера антени

```

//Програма для керування наведенням антени по 2-х осях//
//Зчитування поточного значення від давачів кутового положення//
//Передаємо результати в Matlab//
//Приймаємо з послідовного порту значення потужності на електромеханічні приводи 2-х осей
#include <io.h>
#include <delay.h>
#include <init_perif.h>
#include <control.h>
void usartd0_init(void)
{
//Швидкість передачі USART (зв'язок з ПК): 115200 бод
//Дійсна швидкість передачі: 115211,5
USARTD0.BAUDCTRLA=0x2E;
USARTD0.BAUDCTRLB=((0x09 << USART_BSCALE_bp) & USART_BSCALE_gm) | 0x08;
USARTD0.CTRLB=(USARTD0.CTRLB & ~(USART_RXEN_bm | USART_TXEN_bm | USART_CLK2X_bm |
USART_MPCM_bm | USART_TXB8_bm))) |
    USART_RXEN_bm | USART_TXEN_bm;
}
void usartel_init(void)
{
//Налаштування USART для прийому даних від давача кута місця, швидкість: 9600 бод
//Дійсна швидкість передачі: 9601,0 (x1 Mode)
USARTE1.BAUDCTRLA=0xF5;
USARTE1.BAUDCTRLB=((0x0C << USART_BSCALE_bp) & USART_BSCALE_gm) | 0x0C;

USARTE1.CTRLB=(USARTE1.CTRLB & ~(USART_RXEN_bm | USART_TXEN_bm | USART_CLK2X_bm |
USART_MPCM_bm | USART_TXB8_bm))) |
    USART_RXEN_bm | USART_TXEN_bm;
}
void usartf0_init(void)
{
//Налаштування USART для прийому даних від давача осі азимута, швидкість: 9600 бод
//Дійсна швидкість передачі: 9601,0 (x1 Mode)
USARTF0.BAUDCTRLA=0xF5;
USARTF0.BAUDCTRLB=((0x0C << USART_BSCALE_bp) & USART_BSCALE_gm) | 0x0C;

USARTF0.CTRLB=(USARTF0.CTRLB & ~(USART_RXEN_bm | USART_TXEN_bm | USART_CLK2X_bm |
USART_MPCM_bm | USART_TXB8_bm))) |
    USART_RXEN_bm | USART_TXEN_bm;
}
void main(void)
{
init_periph();
usartd0_init();
usartel_init();
usartf0_init();
adca_init();

#asm("sei")
while (1)
{
    read_sensor_El();
    read_sensor_Az();
    write_power_Az_El();
    write_power_Az_Az();
};
}

```