

Міністерство освіти і науки України  
Сумський державний університет  
Кафедра комп'ютеризованих систем управління

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри КСУ

\_\_\_\_\_ Т. В. Коротка

\_\_\_\_\_ 2021 р.

## **КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА**

зі спеціальності 151- Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології  
на тему: "Нейронна мережа в задачі управління параметрами клімату при зберіганні борошна "

Керівник роботи

к.ф.-м.н., доц.

Журба В.О.

Дипломник

студент гр. СУ.м-01

Александренко Т. В.

Суми – 2021

Міністерство освіти і науки України  
Сумський державний університет  
Кафедра комп'ютеризованих систем управління

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри КСУ

\_\_\_\_\_ Т. В. Коротка

\_\_\_\_\_ 2021 р.

## ЗАВДАННЯ

на магістерську роботу студенту

Александренко Тетяна Володимирівна

1. Тема проекту: Нейронна мережа в задачі управління параметрами клімату при зберіганні борошна.

Затверджено наказом ректора університету № 0866-VI від «19» листопада 2021 р.

2. Термін здавання студентом закінченої роботи «6» грудня 2021 р.
3. Вхідні дані до проекту: звіт з переддипломної практики, наукові публікації, статті, технічна документація та перелік літературних джерел з матеріалами опису технологічного процесу відповідної установки.

#### 4. Календарний план досліджень

Номер етапу	Зміст етапу проектування	Термін виконання (початок - кінець)
1	Аналіз завдання кафедри. Підбір та аналіз літератури	1.11.2021 – 5.11.2021
2	Розгляд загальних технологічних питань	8.11.2021 – 10.11.2021
3	Опанувати засоби оптимізації та моделювання, розробка критерія керування	11.11.2021 – 26.11.2021
4	Розроблення імітаційної моделі	29.11.2021 – 01.12.2021
5	Обговорення структури пояснювальної записки	02.12.2021 – 03.12.2021
6	Технічне оформлення проекту. Погодження роботи з керівником	13.12.2021 – 14.12.2021

5. Дата видачі завдання «\_\_» \_\_\_\_ 2021 р.

Керівник проекту:

к.ф.-м.н., доц. Журба В.О.

Студент-дипломник:

гр. СУ.м-01 Александренко Т.В.

## РЕФЕРАТ

Александренко Тетяна Володимирівна. Нейронна мережа в задачі управління параметрами клімату при зберіганні борошна. Магістерська робота. Сумський державний університет. Суми, 2021. Проект містить 82 сторінки, 36 рисунків. При виконанні дипломного проекту було використано 25 літературних джерел.

Приведений аналіз технологічного процесу зберігання борошна як об'єкта автоматизації; огляд та аналіз сучасних способів застосування нейронних мереж для управління складними технічними системами; розробка структурно-параметричної моделі безтарного зберігання борошна; розробка математичної моделі об'єкта управління; розробка структури та алгоритму нейромережевого регулятора; побудова імітаційної моделі безтарного зберігання борошна в AnyLogic.

Ключові слова: керування параметрами клімату силоса, математичне та імітаційне моделювання.

## ABSTRACT

Aleksandrenko Tetyana Volodymyrivna. Neural network in the task of climate parameters controlling during flour storage. Master thesis. Sumy State University. Sumy, 2021. The project contains 82 pages, 36 figures. 25 literature sources were used during the diploma project.

The analysis of the technological process of flour storage as an object of automation is given; review and analysis of modern methods of using neural networks to control complex technical systems; development of a structural-parametric model of bulk storage of flour; development of a mathematical model of the control object; development of the structure and algorithm of the neural network regulator; construction of a simulation model of bulk storage of flour in AnyLogic.

Key words: control of silage climate parameters, mathematical and simulation modeling.

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	8
1 АНАЛІЗ ТЕХНОЛОГІЧНИХ СХЕМ ЗБЕРІГАННЯ БОРОШНА, ВИКОРИСТОВУВАНИХ ТЕХНОЛОГІЧНИХ МЕТОДІВ І ЗАСОБІВ АВТОМАТИЗАЦІЇ.....	10
1.1 Аналіз технологічного процесу зберігання борошна як об'єкта автоматизації. 10	
1.1.1 Аналіз технологічних схем зберігання борошна. ....	10
1.1.2 Аналіз впливу параметрів клімату на якість готової продукції.....	13
2.1 Огляд та аналіз сучасних способів застосування нейронних мереж для керування складними технічними процесами.....	16
2.1.1 Архітектура та різновиди нейронних мереж.....	16
2.1.2 Нейромережевий регулятор. ....	20
2 РОЗРОБКА МАТЕМАТИЧНИХ ТА СТРУКТУРНО-ПАРАМЕТРИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ БЕЗТАРНОГО ЗБЕРІГАННЯ БОРОШНА.....	25
2.1 Параметрична модель об'єкта управління.....	25
2.2 Математичне моделювання технологічного процесу.....	27
2.3 Структурно-параметрична модель об'єкту управління.....	32
2.4 Вихідні припущення при побудові та уточненні математичної моделі технологічного процесу.....	37
2.5 Рівняння теплового балансу для клімату силосу.....	39
2.6. Вплив керуючих та збудуючих параметрів на температуру повітря у силосі .....	41
2.7. Вплив збудуючих та керуючих впливів на абсолютну вологість повітря в силосі.....	44
2.8. Вплив керуючих та збудуючих впливів на вміст CO <sub>2</sub> у силосі.....	47
2.9 Побудова структури взаємозв'язку параметрів клімату з керуючими факторами.....	51
3 РОЗРОБКА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО РЕГУЛЯТОРА ДЛЯ УПРАВЛІННЯ ПРОЦЕСОМ ЗБЕРІГАННЯ БОРОШНА.....	53
3.1 Постановка задачі.....	53

3.2	Етапи реалізації нейромережевого регулятора .....	55
3.3	Розробка структурної схеми нейромережевого регулятора .....	57
3.4	Математичний опис нейромережевого регулятора і алгоритм навчання нейромережі .....	59
3.4.1	Розробка архітектури, підбір кількості шарів та нейронів кожного шару нейронної мережі. ....	60
3.4.2.	Розробка алгоритму та проведення навчання нейронної мережі. ....	64
3.4.3.	Алгоритм роботи інтелектуального комплексу адаптивного керування параметрами клімату процесу БЗБ. ....	69
4	ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ БЕЗТАРНОГО ЗБЕРІГАННЯ БОРОШНА .....	71
4.1	Обґрунтування вибору імітаційного моделювання для побудови моделі.....	71
4.2	Варіанти реалізації моделі .....	72
4.3	Мультиагентне імітаційне моделювання .....	74
4.4	Агент регулювальник виробничого процесу .....	77
	ВИСНОВКИ.....	80
	СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ .....	81

## СПИСОК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

1. АСУТП – автоматизована система управління технологічним процесом.
2. ОУ – об'єкт управління.
3. БЗБ – безтарне зберігання борошна.
4. АРМ – автоматизоване робоче місце.
5. ПІД-регулятор – пропорційно-інтегральний регулятор.
6. НМТ – нейромережеві технології.
7. НМ-О – нейромережева модель об'єкта.
8. НММ - нейромережева модель об'єкта.
9. ШНМ – штучна нейронна мережа.
10. НМ-Р – нейромережевий регулятор.
11. ВРТТ – backpropagation through time (зворотне поширення за часом).
12. БД – база даних.
13. СУБД – система управління базою даних.
14. БК – блок компенсації.
15. ПЛК – програмований логічний контролер.
16. ППП – пакет прикладних програм.
17. САУ – система автоматичного управління.
18. ПТК – програмно-технічний комплекс.
19. ФСА – функціональна схема автоматизації.

## ВСТУП

*Актуальність:* у сучасному розвитку країни на перший план виходить розвиток харчової промисловості. Як наслідок, багаторазово зростають вимоги до якості та безпеки готового продукту. Серед безлічі галузей харчової промисловості найважливіша роль належить борошномельній. А це означає, що до якості цієї готової продукції висувуються особливо підвищені вимоги. Зберігання борошна є одним із найважливіших етапів технологічного процесу виробництва борошна. Безтарне зберігання борошна (БЗБ) у силосах є складним технологічним процесом, який значною мірою схильний до впливу навколишнього середовища. Якщо не вживати відповідних заходів, то під впливом зазначених факторів властивості борошна будуть змінюватися і виходити за межі припустимих значень, тобто борошно може зіпсуватися.

На процес зберігання і дозрівання борошна діють різні збурюючі фактори, крім цього самі параметри клімату тісно пов'язані між собою. Отже, важливо не тільки стабілізувати окремі параметри в гранично-допустимих значеннях, але і підтримувати необхідне співвідношення між цими параметрами. Стандартні пропорційно-інтегральні регулятори (ПІД-регулятори) не можуть вирішити це завдання, тому що не можуть врахувати нелінійність і багатозв'язковість параметрів клімату. Досягти високої якості можна за допомогою створення автоматизованих систем управління технологічними процесами із застосуванням інтелектуальних технологій.

На сьогоднішній день найбільш перспективним є використання нейромережових регуляторів для управління параметрами клімату в процесі зберігання борошна. Створення такої системи дозволить: покращити адаптаційні здібності регулятора за рахунок застосування більш гнучкої технології управління, підвищити якість управління, підвищити економічну ефективність виробництва внаслідок більш точної підтримки основних технологічних параметрів та, відповідно,



зниження витрати матеріальних та енергетичних ресурсів, зменшити відсоток псування.

*Мета роботи.* Метою роботи є розробка нейронної мережі для управління параметрами клімату процесів зберігання борошна (на прикладі силосу для безтарного зберігання борошна) та підвищення ефективності управління технологічним процесом (ТП) зберігання борошна шляхом використання інтелектуальних технологій.

*Об'єктом дослідження* є типовий силос для безтарного зберігання борошна, а також процеси збору, аналізу та обробки інформації, в задачах безперервного контролю показників клімату в процесі зберігання борошна.

*Предметом дослідження* є сукупність теоретичних, методологічних та практичних завдань, пов'язаних із створенням нейронної мережі для адаптивного управління параметрами клімату процесів зберігання борошна та відповідне інформаційне, математичне, алгоритмічне та програмне забезпечення.

*Методи та засоби досліджень.* У роботі використовуються аналітичні методи дослідження, методи комп'ютерного моделювання та експериментальні дослідження. Поставлені в роботі задачі вирішені з використанням методологічних та математичних основ побудови адаптивних систем підтримки та прийняття рішень, основних положень теорії автоматичного управління, теорії нейронних мереж, загальних принципів математичного моделювання, елементів теорії штучного інтелекту, методів системного аналізу та математичної статистики.

# 1 АНАЛІЗ ТЕХНОЛОГІЧНИХ СХЕМ ЗБЕРІГАННЯ БОРОШНА, ВИКОРИСТОВУВАНИХ ТЕХНОЛОГІЧНИХ МЕТОДІВ І ЗАСОБІВ АВТОМАТИЗАЦІЇ.

## 1.1 Аналіз технологічного процесу зберігання борошна як об'єкта автоматизації

Зберігання борошна один із найважливіших етапів технологічного процесу її виробництва. При комплексному підході до проектування та автоматизації складу БЗБ борошно не втратить своїх хлібопекарських властивостей.

**1.1.1 Аналіз технологічних схем зберігання борошна.** Технологічний процес на складі БЗБ складається з наступних етапів: прийом борошна з млина, зберігання його в силосах та випуск до вантажівки.

На складі БЗБ передбачено роздільне зберігання борошна за сортами та застосування аерозольного транспорту для передачі його з борошномельного заводу в силосі (рисунок 1.1). При заповненні силосів здійснюється аерація стисненим повітрям через перфоровані системи труб. У кожному силосі є датчики визначення верхнього і нижнього рівня борошна. Розвантаження силосів та завантаження вантажівок борошном здійснюється за допомогою аерозольного транспорту.

Борошно із силосів прямує до бункерів. До вступу в шлюзовий живильник, борошно проходить через машини, що її просіюють. Система безтарного зберігання борошна є цілим комплексом обладнання, основними складовими якого є силоси для зберігання, транспортні системи, а також системи для вимірювання об'єму продуктів в силосі.

**Силоси для зберігання борошна.** За своєю конструкцією силоси для сипучих речовин виготовляються вертикально, які виконані на металевих опорах із системою верхнього завантаження продукту і роздачі його у нижній частині силосу.

Металевий силос (рисунок 1.1) складається з циліндричного резервуару вертикального виконання з плоским верхом та конічним днищем, встановленого на опорний каркас. Висота опорного каркаса варіюється в залежності від типу та способу забору продукту з силосу. Для обслуговування силосу на даху встановлюється

оглядовий люк для доступу всередину резервуара. Для підйому на силос передбачені сходи-драбини з проміжними майданчиками на корпусі та майданчик з огорожею на даху.



Рисунок 1.1 – Силоси для зберігання борошна

**Промисловий фільтр.** Силос є засобом для зберігання різних матеріалів. Однак так як силоси мають досить значні розміри і являють собою закриті приміщення, необхідна установка спеціального обладнання, призначеного для очищення повітря в приміщенні, і для того, щоб пил від матеріалів не потрапляв в навколишнє середовище. Засобом очищення силосу є промисловий фільтр (рисунок 1.2).



Рисунок 1.2 – Промислові фільтри

Сьогодні дуже ефективно застосовується повітряний промисловий фільтр. Цей фільтр дозволяє швидко усунути пил у приміщенні та очистити повітря. Промисловий фільтр має корпус, який виготовлений з нержавіючої сталі, що дозволяє йому протистояти всім можливим впливам зовнішнього середовища та кліматичним змінами. Це дуже компактний пристрій, який ефективно працює з очищенням повітря і, причому його робота не припиняється при наповненні силосу борошном [1].

Промисловий фільтр для борошна необхідний, щоб забезпечити чистоту повітря в приміщенні та запобігти утворенню вологи, яка є головним ворогом такої продукції. Правильно підібрані промислові фільтри забезпечать максимальну чистоту та надійність зберігання будь-якого виду продукції.

**Фізико-механічні та біохімічні властивості борошна.** При проектуванні та експлуатації установки безтарного зберігання борошна необхідно враховувати вплив всього різноманіття властивостей збереженого матеріалу. Особливо важливо при цьому виділити ті властивості, які визначають умови його безоплатного зберігання, аерацію, випуск та транспортування[1].

До цих властивостей відносяться такі фізико-механічні властивості, як вологість, об'ємна маса, щільність частинок, гранулометричний склад, морфологічна характеристика, властивості, що характеризують зсувні та деформаційні процеси.

Вологість один із найважливіших показників фізичних властивостей сипких матеріалів. При зберіганні борошна її вологість може змінюватися до величини рівноважної вологості, що відповідають відносній вологості повітря в приміщенні складу. Вологість борошна коливається до 12,5% до 15%.

Температура є фактором, що сприяє протіканню в борошні як шкідливих, так і корисних процесів. Температурний режим вибирається виходячи з термінів зберігання та потрібної температури борошна.

Об'ємна маса необхідна для розрахунків та проектування силосів, а також для визначення сипкості продукту.

Щільність сипучого матеріалу це щільність складових частинок або відношення маси частинок до їх обсягу. Щільність муки різна в залежності від сорту.

Гранулометричний склад – це кількісний розподіл частинок сипучого матеріалу за класами крупності. Під терміном крупність частинок мають на увазі середній розмір частинок. Морфологічна характеристика борошна це наявність різного вмісту частинок округлої та неправильної форми і виходячи з цього, визначають ступінь відносної рухливості борошна того чи іншого сорту при випуску її з силосу.

Фрикційні властивості є основними факторами, що визначають зсувні та деформаційні процеси в борошні, початковий опір зсуву, внутрішнє та зовнішнє тертя, зціплення, кут природного укосу.

У сукупності розглянуті фактори визначають поведінку борошна при зберіганні.

До біохімічних властивостей борошна відносяться: вміст крохмалю, вміст білків, клітковина, вміст золи, кислотність, кількість жиру, кислотне число жиру.

**1.1.2 Аналіз впливу параметрів клімату на якість готової продукції.** Можна виділити такі показники якості борошна, які при недотриманні зберігання впливають на якість готової продукції:

- Вологість (р).
- Кислотність (рН).

Під час зберігання борошна, у ньому відбувається ряд процесів, що викликають зміну її якості. Залежно від вихідних властивостей борошна, тривалості та умов зберігання її якість може покращуватися (дозрівання борошна), або погіршуватися (псування борошна)[2].

Після зберігання в нормальних умовах хлібопекарські властивості тільки змеленого борошна покращуються. Тісто і хліб з борошна, що пройшло період дозрівання, мають нормальні для цього борошна властивості. На прикладі пшеничного борошна розглянемо зміни, що відбуваються з борошном.

Зміна вологості. Як вже було сказано вище, вологість борошна при зберіганні змінюється до величини вологості, що відповідає параметрам повітрі у складі.

Зміна кольору. Під час зберігання колір борошна стає світлішим. Причиною є окислення пігментів, що містяться в борошні.

Зміна кислотності. При зберіганні після помелу кислотність борошна інтенсивно зростає протягом перших 15-20 днів. При подальшому зберіганні її кислотність зростає незначно.

В результаті дозрівання борошна стає сильнішим. Відповідно до цього змінюються і показники якості хліба. Збільшується об'єм хліба, покращується пористість м'якші.

До псування борошна наводять такі процеси:

Прогоркання. Є наслідком зміни жиру та борошна внаслідок гідролітичних та окисних процесів. Таке борошно має меншу харчову цінність, а іноді й токсичність.

Пліснявіння. Є наслідком ураження борошна цвілевими грибами. Зазвичай активні осередки з'являються на стінках силосу. Розвиток грибка супроводжується підвищенням вологості борошна і появою затхлого стійкого запаху.

Прокисання. Характеризується появою в борошні специфічного смаку та запаху та значним підвищенням кислотності. Відбувається в результаті розвитку в борошні кислото утворюючих бактерій, що зброджують цукор.

Самозігрівання. Відбувається під впливом мікроорганізмів. Якщо не вжити термінових заходів боротьби з самозігріванням, температура в масі борошна може досягати 50-60 і борошно буде зовсім зіпсоване. Воно набуває затхлого запаху, втрачає сипкість і хлібопекарські властивості.

Ущільнення та злежування. Виражаються у зміні структури маси борошна. Ущільнення є природним фізичним процесом в будь-якому борошні, що полягає в тому, що борошно з часом під вплив власної маси ущільнюється. Злежуванням називається ущільнення, що відбувається за несприятливих умов, у результаті різко зменшується сипкість борошна. Зберігання в силосах потребує спонукального розпушування борошна шляхом нагнітання повітря.

Резюмуючи вищезгадане, можна виділити основні параметри, які безпосередньо впливають на якість готового продукту і процес дозрівання.

Першим і найбільш важливим параметром є температура повітря в силосі, зростання якої призведе до процесу самозігрівання борошна та її остаточного псування (затхлий запах, втрата хлібопекарських властивостей), зниження ж

температури призведе до уповільнення процесу дозрівання, що також призведе до непридатності борошна для використання її при випікання хлібобулочних виробів.

Наступним важливим параметром є вологість повітря в силосі, при підвищенні якої може з'явитися пліснява, а зниження даного параметра також веде до уповільнення процесу дозрівання борошна. Також на процес зберігання впливає хімічний склад повітря, що змінюється за допомогою інтенсивності вентиляції.

На параметри клімату в технологічному приміщенні впливає також зовнішні збурення. Основними збуреннями такого типу є кліматичні умови довкілля, такі як температура складу повітря атмосфери. У різний час року характер впливу мінливий і несе складну залежність. Взимку провітрювання свіжим повітрям веде до різкого збільшення енерговитрат. Аналогічно в літню пору, коли температура і вологість атмосферного повітря перевищує встановленого нормами, що також вимагає процедур підготовки і відповідно енерговитрат. Найбільш енерговитратною процедурою у забезпеченні клімату є підтримка концентрації вуглекислого газу в заданих межах[3]. Підвищення концентрації вуглекислого газу дозволяє значно знизити енерговитрати, особливо в зимовий час, при низькій температурі зовнішнього повітря. Основну трудність при цьому становить вибір оптимального поєднання параметрів технологічного процесу на основі суперечливих вимог до обсягу та якості її отримання.

Все вищевикладене показує, що якісні параметри борошна визначаються переважно лабораторними методами і залежать від параметрів клімату силосу. Тому для підтримки стабільності технологічного процесу зберігання доцільно керувати саме параметрами клімату в силосі. При цьому необхідно врахувати, що параметри борошна і параметри клімату тісно пов'язані між собою і схильні до різноманітних зовнішніх факторів, що збурюються.

Таким чином, технологічний процес зберігання борошна є нестаціонарним з безліччю нелінійних зв'язків. Завдання оптимізації та адаптації процесу в конкурентних умовах функціонування, як правило вирішується технологом, що веде процес шляхом зміни установок параметрів режиму для локальних регуляторів, що дуже суб'єктивно і трудомістко. Для управління подібними системами не підходять

традиційні ПІД-регулятори, вони не зможуть врахувати нелінійність і багатозв'язковість параметрів даного процесу[4]. Тому для вирішення цього завдання доцільно використовувати інтелектуальні технології нового покоління, які є стратегічним напрямом для управління подібними технологічних процесів. Найбільш перспективним в даний час є використання нейромережових технологій.

## 2.1 Огляд та аналіз сучасних способів застосування нейронних мереж для керування складними технічними процесами

Технологічні процеси харчових виробництв є досить складними, багато параметричними, з безліччю нелінійних зв'язків. Стандартні засоби автоматизації вже не забезпечують необхідного рівня надійності та швидкодії. У сучасних умовах жорсткої конкуренції необхідно застосовувати нові, прогресивні способи контролю та управління якісними показниками готової продукції.

Найбільш перспективним є використання штучних нейронних мереж. В останнє десятиліття зросла кількість наукових публікацій, присвячених досить вдалому впровадженню нейромережових технологій у різні технологічні процеси, у тому числі в харчові виробництва[5].

**2.1.1 Архітектура та різновиди нейронних мереж.** Такі вчені, як Кохонен, Хопфільд, Румельхарт, Хінтон та Вільямс першими почали вивчати застосування нейронних мереж для практичних завдань. Саме вони вперше описали навчання багатосарового персептрону[6].

Основа нейронної мережі – нейрон. Як правило, це багато вхідний обчислювальний елемент з одним виходом та нелінійною обчислювальною функцією. У більшості літературних джерел описані такі нейрони:

- нейрони із сигмаїдальною функцією;
- нейрони з радіально-базисною функцією.

Вихідний сигнал у сигмоїдального нейрона обчислюється за рівнянням (1.1):



$$y = \Phi(\sum_{j=1}^n w_j X_j + w_0) \quad (1.1)$$

Функція активації  $\Phi$  зазвичай має вигляд сигмоїди (рисунок 1.3а). Персептронами називаються мережі, побудовані з урахуванням нейронів сигмоїдального типу. Для вирішення нетривіальних обчислювальних завдань необхідно як мінімум два шари, тоді такі мережі називають багатошаровими. Радіально-базовий нейрон складається лише з одного шару нейромережі. Вихідний сигнал у радіально-базової нейрон обчислює за рівнянням (1.2):

$$y = \sum_{j=1}^n w_j R_j(X) + w_0 \quad (1.2)$$

$$R_j(X) = \phi(X, C_j) \quad (1.3)$$

де  $C_j$  - координати заздалегідь вибраних центрів, що відповідають нульовим входам нейрона. Функція  $\phi$ , як і у випадку із сигмоїдальним нейроном, може бути реалізована різними способами, але має характерний вигляд, наведений на рисунку 1.3б.

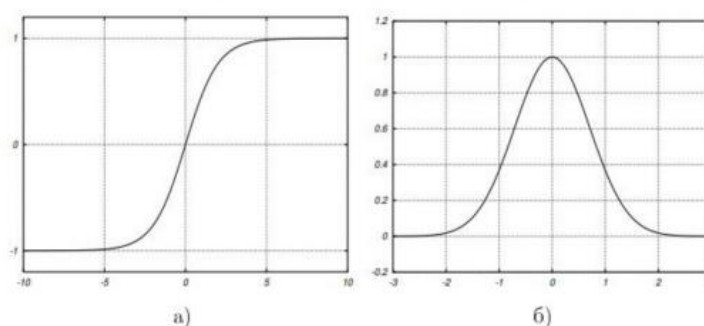


Рисунок 1.3 - Функція  $\phi$  сигмоїдального (а) та радіально-базисного (б) типів

В архітектурі багатошарового персептрону нейрони поєднуються в мережу пошарово. Вихід кожного нейпону  $i$ -го шару подається на кожен із нейронів  $(i+1)$ -го шару. На рисунку 1.4 представлена багатошарова нейронна мережа прямого розподілу.

Архітектуру багат шарової нейронної мережі можна позначити як  $N_{n_0, n_1, \dots, n_{m-1}, n_m}$ , де  $n_0$  - число входів першого (вхідного) шару мережі,  $n_1, \dots, n_{m-1}$  - число нейронів в послідовно розташованих прихованих шарах,  $n_m$  - число нейронів (і виходів) останнього, вихідного шару.

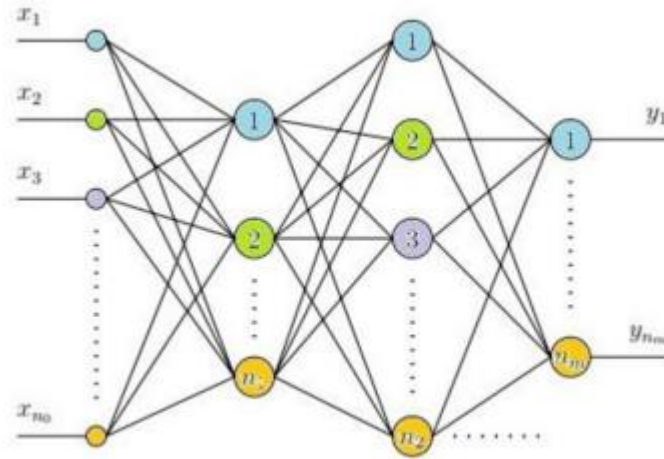


Рисунок 1.4 - Багат шарова нейронна мережа прямого розподілу

Складним завданням тут є вибір кількості нейронів та шарів у нейромережі[7]. Іншими словами, необхідно визначитися з числом вагових коефіцієнтів нейромережі. У різних джерелах кількість нейронів визначається кількістю образів, що розпізнаються[8].

Найчастіше точне число нейронів не визначається, достатнім вважається приблизна оцінка.

З деякого числа наукових джерел [9] видно, що з використанням трьох- і чотиришарових мереж підвищується швидкість збіжності. Можливо також додавати або видаляти нейрони для підбору їх оптимальної кількості при вирішенні необхідної задачі[10]. Такий спосіб застосовують при значній невизначеності та складності завдання.

Виходи в нейронній мережі прямого розподілу однозначно обчислюються її входами. Існує кілька способів надання динаміки нейромереж:

- паралельна подача на вхід системи регулювання (СР) значень у послідовні моменти часу(рисунок 1.5а);

- створення локальних зворотних зв'язків на нейронній мережі[10];
- використання глобальних зворотних зв'язків у нейронних мережах: мережі Хопфілда та зворотний розподіл помилки у часі (рисунок 1.5б)[9].

Налаштування нейронної мережі здійснюється за допомогою ітерації завдання  $w_j$  - вагових коефіцієнтів нейронів.

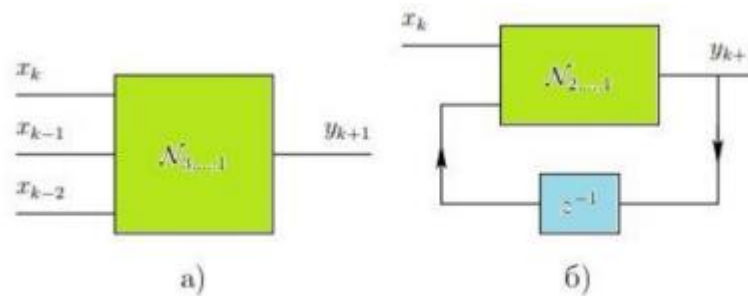


Рисунок 1.5 - Способи надання динамічних властивостей нейронної мережі за допомогою розкладання у часовий ряд (а) та глобальним зворотнім зв'язком (б)

При використанні радіально-базових нейронів необхідно задати  $c_j$  - центри функцій. У тому числі, якщо налаштування СР ведеться для вирішення задачі апроксимації деякої невідомої функції, заданої таблично, такий процес називають навчанням з вчителем.

$$y_k = f(x_k)$$

$$\sum_k (y_k - N(x_k))^2 \rightarrow \min \quad (1.4)$$

Найбільш поширеним є метод навчання нейронної мережі з учителем. Дане навчання тісно пов'язане з методами оптимізації, які бувають градієнтні та стохастичні (випадкового пошуку).

Базовим градієнтним методом навчання СР є зворотнє поширення помилки. Він відповідає градієнтному методу оптимізації першого порядку, при якому для вибору напрямку використовується інформація про певну похідну функцію помилки. Недоліки цього методу пов'язані з лінійністю процедури пошуку мінімуму. Перевага

градієнтного методу у високій швидкості збіжності. Але при цьому процедура може видати нам локальний мінімум, а не глобальний, тому не завжди можна використовувати градієнтний спуск.

Замість градієнтного спуску можна використовувати групи методів випадкового пошуку. Один з них, алгоритм *alorex*, що заснований на кореляції помилки та варіації вагових коефіцієнтів з використанням отриманої інформації для їх оновлення у потрібному напрямку. Недолік випадкового пошуку полягає в тому, що він діє набагато повільніше, ніж градієнтний метод.

Узагальнюючи все вищевикладене, можна дійти висновку, що застосування нейромереж у різних технологічних процесах виступає у наступних елементах:

- регулятор[11];
- методи об'єкта управління[12];
- оптимальний фільтр об'єкта управління[13];
- регулятор спільно з регулятором іншого типу: лінійним та нечітково-логічним[14];
- настроювача регулятора іншого типу[15];
- класифікатора або розпізнавача образів[11].

**2.1.2 Нейромережевий регулятор.** У сучасних умовах при розробці систем управління часто потрібно управління об'єктом, чия математична модель дуже складна або невідома. При цьому підхід до синтезу систем управління класичними методами бувають або вкрай трудомісткими, або неможливими.

Для вирішення завдань такого роду добре зарекомендували себе підходи адаптивного управління. В даний час відомі різні способи адаптивного управління із застосуванням нейромережевих алгоритмів[6], що знаходяться в стадії промислового впровадження та дослідно-промислових розробок чи суто теоретичних пропозицій. Усі вони поєднують у своїй структурі як класичні (ПД) алгоритми регулювання, як і алгоритми адаптивного (нейромережевого) управління. Але, володіючи великими перевагами, вони все ж таки мають обмежений простір оптимізації, що скорочує варіанти пошуку оптимальних керуючих впливів. Крім того, вони не здатні вести

багато параметричне управління і слабо піддаються адаптації, оскільки налаштування кожного ПД-регулятора проводиться окремо один від одного, при коригуванні впливів, не враховуються нелінійні взаємозв'язки між ними[16].

Таким чином, важливим є підвищення адаптаційних властивостей регулятора. Для поліпшення якості управління складним технологічним процесом пропонується використовувати структуру автоматизованої системи управління на основі нейромережових алгоритмів - нейромережні регулятори.

Нейромережні регулятори можуть підключатися до контуру регулювання по збуренню та по відхиленню. При управлінні за відхиленням нейронна мережа регулятора має зовнішню архітектуру виду  $N(e_k)$ .

Комбіновані схеми включення нейромережового регулятора зазвичай мають архітектуру входів виду:  $N(r_k, u_k)$ , де  $u_k$  - вихід об'єкта управління. Враховуючи здатність нейронних мереж до реалізації різноманітних функцій, інформаційно цей варіант еквівалентний  $N(e_k, u_k)$  і  $N(e_k, r_k)$ , оскільки  $e_k = r_k - u_k$ . Схема комбінованого нейромережового управління використовується для оптимального керування динамічним нелінійним об'єктом. Одна з нейронних мереж ( $N^{FFC}$ ) є регулятором з обурення, а інша ( $N^{FBC}$ ) використовує інформацію із зворотного зв'язку контуру управління і має зворотний зв'язок. Керуюча дія на об'єкт обчислюється відповідно до рівняння (1.5):

$$u_k = N^{FFC}(r_k) + N^{FBC}(r_k, u_k, u_{k-1}) \quad (1.5)$$

де  $r_k$  - установка,  $u_k$  - вихід об'єкта управління, що спостерігається,  $u_{k-1}$  - керуючий вплив, сформований в попередній момент часу.

Для надання динамічних властивостей нейромережний регулятор (НМ-Р) використовується різна кількість параметрів на вході, подача на вхідний шар нейронної мережі установки та дискретні похідні першого і другого порядку. Також як входи можна використовувати похідні сигнали помилки:  $N(e_k, e'_k)$ ,  $N(e_k, e''_k, e'''_k, \dots, e_k^{(n)})$ .

На рисунку 1.6б зображено НМ-Р, включений у контур управління як регулятор збурення. Мережа може налаштовуватися поза контуром керування за накопиченими даними. Для реалізації динамічних властивостей пропонується подавати паралельно на вхід НМ-Р затримані в часі спостережені на виході значення об'єкта (рисунок 1.6а). У процесі налаштування нейронна мережа навчається прямої інверсії об'єкта управління. Після закінчення навчання НМ-Р входить у контур управління, але на її вхід подаються не спостережені значення  $y_k$ ,  $y_{k-1}$ , а бажані  $r_k$ ,  $r_{k-1}$ . Здійснюючи інверсію, нейронна мережа генерує управляючу дію  $u_k$ , щоб вихід об'єкта став рівним бажаному.

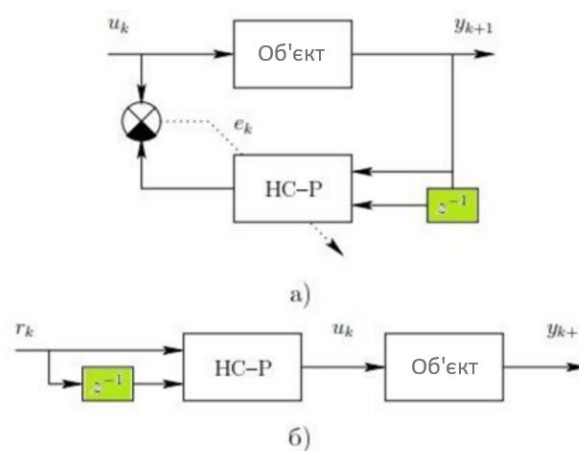


Рисунок 1.6 Схема навчання (а) і робочого функціонування (б)

Основний недолік цих схем у тому, що для кращої збіжності, об'єкт управління повинен бути зворотним, але в ряді випадків це неможливо.

На малюнку 1.7 представлено спеціалізоване навчання, воно передбачає підстроювання вагових коефіцієнтів нейронної мережі в процесі її робочого функціонування. Градієнтний алгоритм навчання НМ-Р використовує інформацію про помилку управління і активується кожен такт часу. Для приведення помилки до виходу нейромережевого регулятора необхідно знати миттєве значення якобіана об'єкта управління[17]. Це не завжди можливо, тому часто задовольняються знаком якобіана, що показує напрямок, в якому треба змінювати управляючий вплив, для зменшення помилки управління.

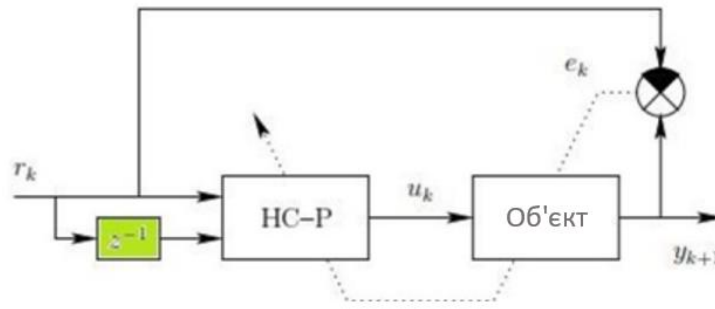


Рисунок 1.7 – Схема спеціалізованого навчання

Очевидним недоліком описаного підходу є невизначеність виходу нейронної мережі у момент навчання  $u_0$ . Оскільки одночасно з навчанням НМ-Р управляє об'єктом, по суті випадкове значення  $u_0$  може принести в реальній системі управління до катастрофічних наслідків.

Як зазначалося, оцінка миттєвого значення якобіана об'єкта управління становить певні труднощі. Варіант навчання НМ-Р з використанням нейромережевої оцінки якобіана (рисунок 1.8) називається по-різному: непрямим адаптивним управлінням, зворотним поширенням у часі (Вербос), навчанням з нейроемулятором[14].

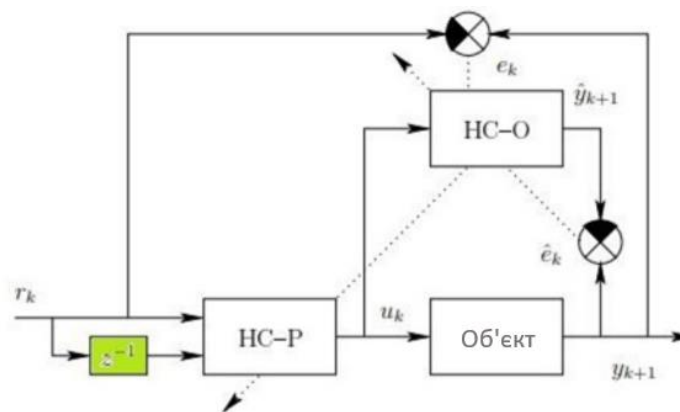


Рисунок 1.8 - Схема непрямого адаптивного нейромережевого регулювання

Цей метод можна порівняти зі спеціалізованим навчанням, крім способу оцінки якобіана. Нейромережна модель об'єкта управління (НМ-О) дозволяє на такті зворотного поширення помилки оцінити якобіана досить точно, що дозволяє при

дотриманні певних вимог до параметрів градієнтного алгоритму навчати НМ-Р і НМ-О одночасно. Очевидно, що підстроювання обох нейронних мереж дозволяє адаптувати систему керування до зміни параметрів об'єкта та зовнішніх умов.

Часто розглянута схема асоціюється з одним з методів навчання нейронних мереж зі зворотними зв'язками - зворотним поширенням у часі (backpropagation through time - ВРТТ). Однак, при використанні архітектури НМ без зворотних зв'язків можливе застосування непрямого адаптивного управління разом з іншими, більш простими, ніж ВРТТ, методами навчання нейронних мереж[18].



## 2 РОЗРОБКА МАТЕМАТИЧНИХ ТА СТРУКТУРНО-ПАРАМЕТРИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ БЕЗТАРНОГО ЗБЕРІГАННЯ БОРОШНА

Модель технологічного процесу це сукупність функціональних схем, рівнянь, логічних операторів, номограм, таблиць, за допомогою яких характеристики стану системи визначаються залежно від параметрів процесу, вхідних сигналів і часу.

Побудова математичного опису технологічного процесу із необхідним ступенем домовленості називається його формалізацією. Результат формалізації технологічного процесу – побудова його моделі. Розробка моделі ґрунтується на поданні технологічного процесу як складної системи, параметри якої в загальному випадку залежать від часу і мають імовірнісний характер. Складність побудови математичного опису конкретного технологічного процесу обумовлена ступенем його вивченості та необхідної деталізації моделі.

### 2.1 Параметрична модель об'єкта управління

Зберігання борошна є невід'ємною та важливою частиною загального технологічного процесу приготування хліба та хлібобулочних виробів. Одним із параметрів якості борошна, на який впливають умови безтарного зберігання, є кислотність борошна (рН).

Кислотність борошна залежить від вихідної кислотності зерна, зумовленої наявністю у ній кислих фосфатів. При зберіганні борошна кислотність зазвичай зростає внаслідок накопичення вільних кислот. Підвищення температури та вологості борошна за рахунок підвищення температури навколишнього середовища і відносної вологості повітря інтенсифікує цей процес, внаслідок чого борошно може прокиснути. Кислотність борошна, до спрямування його в силос, зростає особливо в літку

і майже не змінюється взимку, виходячи з чого необхідно підходити до вибору періоду зберігання борошна на складі.

Не менш важливим параметром є вологість борошна, яка визначає напрямок та інтенсивність процесів, що протікають при зберіганні борошна.

Борошно має властивість гігроскопічності (здатність швидко реагувати на вологість навколишнього середовища), у вологій атмосфері борошно швидко поглинає воду, тим самим утворюючи середовище для шкідливих мікроорганізмів, що в результаті веде до псування борошна.

Для створення умов стійкого зберігання борошна необхідно підтримувати відносну вологість повітря на певному рівні, який повинен встановлюватись залежно від вологості борошна, пори року та необхідної тривалості зберігання.

Температура борошна є важливим чинником щодо умов зберігання. Якщо температура борошна при надходженні в силос занадто велика, що, наприклад, може бути результатом попереднього сушіння борошна, то неправильний температурний режим зберігання, а також сезонні коливання температур можуть привести до втрати хлібопекарських властивостей борошна. Щоб уникнути подібного розвитку подій після теплової обробки, борошно необхідно охолодити приблизно до 25°C.

Під тяжкістю власної ваги в борошні відбувається ущільнення, крайньою стадією якого є злежування, тому вибір висоти силосів має важливе значення при проектуванні складів БЗБ.

Таким чином, виходячи з проведених досліджень побудовано параметричну модель складу безтарного зберігання борошна в силосах (рисунок 2.1)[19].

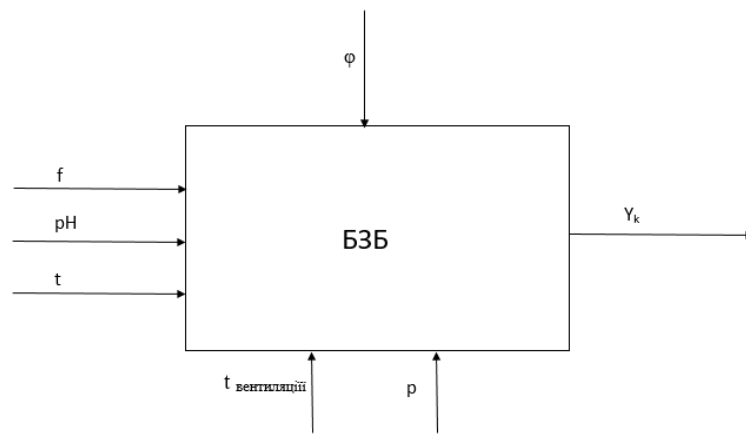


Рисунок 2.1 - Параметрична модель складу БЗБ

Де:  $\phi$  - відносна вологість повітря (20 - 90%);

$f$  - Вологість борошна (13.5 – 14.5%);

$pH$  - кислотність борошна (2.5 - 6°Т);

$t$  - температура борошна (25 - 40°С);

$t_{\text{вентиляції}}$  – температура вентиляції (16 – 25°С);

$P$  - витрати повітря на 1 тону борошна;

$Y_k$  - критерій якості.

Далі необхідно описати математичну модель технологічного процесу безтарного зберігання борошна.

## 2.2 Математичне моделювання технологічного процесу

Зберігання борошна на складах є складним технологічним процесом, який значною мірою схильний до впливу навколишнього середовища. Якщо не вживати відповідних заходів, то під впливом зазначених факторів технологічні властивості борошна будуть змінюватися і виходити за допустимі значення, борошно змінює свій стан і переходить з початкового в проміжний стан, а потім - в кінцевий. У зв'язку з цим виникає необхідність розробки математичної моделі у просторі станів[20].

Початковий стан борошна моделюватимемо множиною  $Y = \{y_i\}, (i=1, \dots, n)$ . Проміжний і кінцевий стан – множиною  $X = \{x_j\}, (j=1, \dots, m)$ , при

цьому  $m > n$ . Фактори навколишнього середовища, що впливають, будемо моделювати множиною  $V = \{v_l\}, (l=1, \dots, k)$ , а процеси, що виникають під впливом цих факторів, відображенням множини  $V$  в  $Y$ ,  $\alpha_{bij} = \{V\} \Rightarrow \{Y\}$ , де  $\alpha$  - символ пропорційного відображення елементів однієї множини в іншу;  $b_{ij}$  - коефіцієнт пропорційності, що враховує вплив атмосферних факторів на продукт.

Процеси переходу борошна з одного стану в інший відбувається в результаті накопичення впливів атмосферних факторів, тому ці процеси моделюватимемо інтегральними відображеннями,  $\alpha_j \{Y\} \Rightarrow \{X\}$ , де  $\alpha_j$  - символ інтегрального відображення,  $\int$  - лінійний інтегральний оператор.

Для збереження якості борошна при зберіганні її розміщують в силоси, які здатні протидіяти атмосферним впливам. Ступінь протидії буде залежати від типу силосу та умов зберігання. Отже, в процесі зберігання має місце пропорційне відображення, яке враховує опірність борошна атмосферному впливу  $\alpha_{aij} = \{X\} \Rightarrow \{Y\}$ , де  $\alpha_{ij}$  - коефіцієнт пропорційності. Таким чином, процес зберігання можна подати у вигляді спрямованого динамічного графа вершинами якого є початкові, проміжні, кінцеві стани та фактори атмосферного впливу. Дугами спрямованого динамічного графа є:

$\alpha_{bij} = \{V\} \Rightarrow \{Y\}$  - процеси атмосферного впливу на продукт.

$\alpha_j \{Y\} \Rightarrow \{X\}$ ,  $\alpha_j \{X\} \Rightarrow \{X\}$  - процеси, що виникають під час переходу з одного стану до іншого.

$\alpha_{aij} \{X\} \Rightarrow \{Y, X\}$  - процеси опірності продукту до атмосферних впливів.

Вихідна математична модель процесу зберігання може бути представлена спрямованим динамічним графом:

$$G(t) \{V(t), Y(t), X(t), A(t), B(t), \int_t\} \quad (2.1)$$

з відображенням

$$\begin{aligned} \alpha_b \{V(t)\} &\Rightarrow \{Y(t)\}, \\ \alpha_j \{Y(t)\} &\Rightarrow \{X(t)\}, \alpha_j \{X\} \Rightarrow \{X\}, \\ \alpha_a \{X(t)\} &\Rightarrow \{Y(t)\}. \end{aligned} \quad (2.2)$$

Коефіцієнти та лінійні оператори є функціями часу. Індекс  $i$  - вихідний адрес відображення, індекс  $j$  - адрес, куди направлено відображення вершини графа.

Вирази (2.1) та (2.2) описують вихідну математичну модель процесу зберігання у множині. Для простоти подальшого викладу способу приймемо:  $k=2$ ,  $n=3$ ,  $m=6$ . Користуючись виразами (2.1) і (2.2), побудуємо спрямований динамічний граф на безлічі вершин як певну топологічну фігуру.

$$\begin{aligned} V(t) &= \{v_1(t), v_2(t), Y(t) = \{y_1(t), y_2(t), y_3(t)\}, \\ X(t) &= \{x_1(t), \dots, x_6(t)\}. \end{aligned} \quad (2.3)$$

Враховуючи опірність муки атмосферним впливам коефіцієнт відображення  $\alpha_{ij}(t)$  матиме знак, протилежний знаку коефіцієнта, що враховує вплив атмосферних факторів  $b_{ij}(t)$ .

Аналіз спрямованого динамічного графа показує, що вихідні стани  $y_i(t)$  борошна визначаються сумою алгебраїчних результатів атмосферних впливів і реакцій виробів на ці впливи. Отже, вихідний стан процесу зберігання можна представити як системи рівнянь.

$$\begin{aligned} y_1(t) &= -a_{21}(t)x_2(t) - a_{11}(t)x_1(t) + b_{11}(t)v_1(t) + b_{21}(t)v_2(t), \\ y_2(t) &= -a_{42}(t)x_4(t) - a_{32}(t)x_3(t) + b_{12}(t)v_1(t) + b_{22}(t)v_2(t), \\ y_3(t) &= -a_{63}(t)x_6(t) - a_{53}(t)x_5(t) + b_{13}(t)v_1(t) + b_{23}(t)v_2(t). \end{aligned} \quad (2.4)$$

Для моделювання графа моделюємо вихідний стан суматорами, інтегральне відображення графа – інтеграторами, а дуги пропорційного відображення – відповідними коефіцієнтами. З отриманої схеми змінних станів отримуємо:

$$\begin{aligned} x_1(t) &= x_2(t), \\ x_2(t) &= -a_{11}(t)x_1(t) - a_{21}(t)x_2(t) + b_{11}(t)v_1(t) + b_{21}(t)v_2(t), \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
x_3(t) &= x_4(t), \\
\dot{x}_4(t) &= -a_{32}(t)x_3(t) - a_{42}(t)x_4(t) + b_{12}(t)v_1(t) + b_{22}(t)v_2(t), \\
x_5(t) &= x_6(t), \\
\dot{x}_6(t) &= -a_{53}(t)x_5(t) - a_{63}(t)x_6(t) + b_{13}(t)v_1(t) + b_{23}(t)v_2(t).
\end{aligned} \tag{2.5}$$

Отримана система диференціальних рівнянь являє собою шукану математичну модель процесу зберігання виробів і описує його поведінку при впливі атмосферних факторів у формі Коші. Отриману систему можна представити у більш компактній векторно-матричній формі:

$$\dot{X}(t) = A(t)X(t) + B(t)V(t), \tag{2.6}$$

$$Y(t) = HX(t). \tag{2.7}$$

Рівняння (2.6) описує поведінку процесу зберігання, а рівняння (2.7) - це рівняння виміру стану (фазових координат) процесу, де:

$X(t) = [x_1(t), \dots, x_6(t)]^T$  - вектор фазового стану;

$\dot{X}(t) = [\dot{x}_1(t), \dots, \dot{x}_6(t)]^T$  - похідна вектор фазового стану;

$A(t)$  - динамічна матриця процесу зберігання, що характеризує його параметричний простір та визначається із системи рівнянь (2.5) у вигляді:

$$A(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -a_{11}(t) & -a_{21}(t) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -a_{32}(t) & -a_{42}(t) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -a_{53}(t) & -a_{63}(t) \end{bmatrix} \tag{2.8}$$

$B(t)$  - матриця атмосферних впливів на вироби, що зберігаються, визначається з системи рівнянь (2.5) у вигляді:

$$B(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ b_{11}(t) & b_{21}(t) \\ 0 & 0 \\ b_{12}(t) & b_{22}(t) \\ 0 & 0 \\ b_{13}(t) & b_{23}(t) \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

$V(t)$  - вектор, що характеризує атмосферні впливи, що визначається із системи рівнянь (2.5) у вигляді:

$$V(t) = \begin{bmatrix} v_1(t) \\ v_2(t) \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Матриця вимірів  $H$  вказує на те, скільки і які фазові координати вимірюються. Так як в даному випадку не весь фазовий простір вимірюється, то матриця вимірювань є одиничною матрицею виду:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

і відповідно матиме місце неповний вектор вимірів  $Y \neq X$ .

Для знаходження математичної моделі процесу зберігання в класичній диференціальній формі перейдемо до нової незалежної змінної  $Z(t)$  і позначимо кінцеві стани:

$$\begin{aligned} x_1(t) &= Z_1(t) \\ x_3(t) &= Z_2(t) \\ x_5(t) &= Z_3(t) \end{aligned} \quad (2.12)$$

Враховуючи, що процес диференціювання є дія, зворотна процесу інтегрування отримаємо схему змінних станів процесу зберігання, з якої маємо:

$$\begin{aligned} \dot{Z}_1(t) &= b_{11}(t)v_1(t)+b_{21}(t)v_2(t)-a_{21}(t)Z_1(t)-a_{11}(t)Z_1(t), \\ \dot{Z}_2(t) &= b_{12}(t)v_1(t)+b_{22}(t)v_2(t)-a_{42}(t)Z_2(t)-a_{32}(t)Z_2(t), \\ \dot{Z}_3(t) &= b_{13}(t)v_1(t)+b_{23}(t)v_2(t)-a_{62}(t)Z_3(t)-a_{52}(t)Z_3(t). \end{aligned} \quad (2.13)$$

або у класичній диференціальній формі:

$$\begin{aligned} \dot{Z}_1(t) + a_{21}(t)Z_1(t)+a_{11}(t)Z_1(t) &= b_{11}(t)v_1(t)+b_{21}(t)v_2(t), \\ \dot{Z}_2(t) + a_{42}(t)Z_2(t)+a_{32}(t)Z_2(t) &= b_{12}(t)v_1(t)+b_{22}(t)v_2(t), \\ \dot{Z}_3(t) + a_{62}(t)Z_3(t)+a_{52}(t)Z_3(t) &= b_{13}(t)v_1(t)+b_{23}(t)v_2(t). \end{aligned} \quad (2.14)$$

Отримана математична модель (2.14) характеризує функціональну структуру процесу зберігання борошна та дозволяє знайти параметричну передатну функцію для аналізу характеристики перехідного процесу. Однак подальше дослідження математичної моделі дозволяє отримати лише орієнтовні результати, використовуючи аналітичні методи доводиться йти на спрощене уявлення реального процесу. Аналітичні моделі математично чітко відображають зв'язок між вхідними та вихідними змінними та параметрами, але їх структура не відображає внутрішній пристрій об'єкта[6].

### 2.3 Структурно-параметрична модель об'єкту управління

Найбільш ефективним виявляються комбіновані методи побудови математичної моделі об'єкта, коли використовуючи аналітично отриману структуру об'єкта, її параметри визначають під час натурних експериментів.

Структурно-параметричне моделювання систем будь-якої фізичної та соціальної природи зводиться до побудови матриць взаємозв'язків між



згрупованими параметрами стану та мети окремих функціональних блоків системи аналогічно до параметричної матриці суміжності. При цьому головним завданням є відшукання порівнянних показників між параметрами стану технологічної системи з подальшою побудовою ситуаційної моделі стану системи з алгоритмізацією процедур його ідентифікації та прогнозування.

На першому етапі характеристики зв'язків між спостережуваними параметрами задаються експертним шляхом з послідуочим уточненням в результаті обробки статичних даних методами кореляційного та регресійного аналізу.

Вихідні дані формуються як масив випадкових спостережень. У нашому випадку сюди входять:

X1 - вологість борошна;

X2 - температура борошна;

X3 - відносна вологість повітря при вентиляції;

X4 - температура вентиляції;

X5 - витрата повітря на вентиляцію на 1 т борошна;

X6 - кислотність борошна.

Припустимо, що під час проведення випадкових вимірів було отримано такі статистичні дані:

Таблиця 2.1 - Статистичні дані при випадкових вимірах

X1	X2	X3	X4	X5	X6
13.6	27	70	16	1.2	3
13.6	27	70	16	1.2	3
13.5	27	65	16	1.3	2.5
13.5	27	70	20	1.3	3

Продовження таблиці 2.1 - Статистичні дані при випадкових вимірах

X1	X2	X3	X4	X5	X6
13.5	26	70	25	1.3	3
13.5	26	65	25	1.3	3

На основі отриманих даних при  $k=1, n; j=1, m$  для  $m$ -параметрів у  $n$  спостереженнях сформуємо таблицю кореляційних зв'язків. Для цього скористаємося формулою:

$$r_{ij} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n \frac{(x_{kj} - \bar{x}_j)}{\sigma_j} * \frac{(x_{ki} - \bar{x}_i)}{\sigma_i} \quad (2.15)$$

де - середньоквадратичні відхилення  $i$ -го та  $j$ -го факторів від їхнього математичного очікування  $X_i, X_j$ .

Таблиця 2.2 - Кореляційні зв'язки

X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	0.5	0.387298	-0.64373	-1	0.316228
0.5	1	-0.19365	-0.93633	-0.5	-0.31623
0.387298	-0.19365	1	0.294644	-0.3873	0.979796
-0.64373	-0.93633	0.294644	1	0.643726	0.407128
-1	-0.5	-0.3873	0.643726	1	-0.31623
0.316228	-0.31623	0.979796	-0.407128	-0.31623	1

Отриману таблицю кореляційних зв'язків необхідно піддати перевірці значимості за критерієм Стьюдента. В результаті отримуємо перебрану матрицю коефіцієнтів кореляції  $R_{ij}$ .

Таблиця 2.3 - Матриця коефіцієнтів кореляції

X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	0.5	0	-0.64373	-1	0
0.5	1	0	-0.93633	-0.5	0
0	0	1	0	0	0.979796
-0.64373	-0.93633	0	1	0.643726	0
-1	-0.5	0	0.643726	1	0
0	0	0.979796	0	0	1

Для кожного рядка кореляційної матриці  $R_{ij}$  складається індексний масив параметрів, тісно пов'язаних з  $i$ -м фактором і розраховуються коефіцієнти лінійної множинної регресії:

$$x_i = \sum_{j=0}^{n_i} P_{ind_{ij}} x_{ind_j} \quad (2.16)$$

Знайдені коефіцієнти записуються в регресійну матрицю зв'язків:

Таблиця 2.4 - Регресійна матриця

X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	0.08	0	-0.37	0.9	0
0.45	1	0	0.63	-0.61	0
0	0	1	0	0	0.95
0.26	0.29	0	1	0.88	0
-0.79	-0.3	0	0.53	1	0
0	0	0.13	0	0	1

Отримана матриця коефіцієнтів регресії перераховується в матрицю безрозмірних зіставних характеристик зв'язків та коригується з урахуванням логістики технологічної системи:

$$c_{ij} = P_{ij} \frac{\Delta x_j^0}{\Delta x_i^0} \quad (2.17)$$

Таблиця 2.5 - Матриця безрозмірних зв'язків

X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	0.16	0	-0.58	0.502	0
0.225	1	0	0.369	-0.801	0
0	0	1	0	0	0.47
0.35	0.48	0	1	0.53	0
-0.59	-0.602	0	0.27	1	0
0	0	0.39	0	0	1

Описані моделі та алгоритми структурно-параметричного моделювання та ідентифікації можуть бути використані для розробки інтерактивної системи аналізу технологічної системи БЗБ.

Виходячи з отриманих характеристик зв'язків між параметрами, можна підібрати критерій якості, що задовольняє поточним вимогам регулювання технологічного процесу, що відбувається на складі БЗБ. У загальному вигляді критерій записується так:

$$y_k = C_1 X_1 + C_2 X_2 + C_3 X_3 + \dots + C_n X_n \quad (2.18)$$

Звідси отримуємо наступний критерій якості:

$$y_k = 0.35 X_1 + 0.16 X_2 + 0.39 X_3 - 0.58 X_4 + 0.5 X_5 + 0.47 X_6 \quad (2.19)$$

Як вже зазначалося вище, якісні параметри борошна в процесі зберігання залежать від численних зовнішніх факторів і від параметрів клімату всередині силосу. Тому доцільно контролювати та керувати саме кліматом. А для цього необхідно уточнити математичну модель об'єкта керування під час розгляду його в автоматизованій системі. Модель повинна враховувати багато зв'язковості параметрів технологічного режиму, що у більшості відомих підходів не береться до уваги. Для цієї мети скористаємося формалізованим методом опису, в основі якого лежить фізичний підхід до моделювання динамічних систем, і який полягає в їх побудові балансних рівнянь відповідних параметрів, де кожен параметр носить фізичну інтерпретацію.

#### 2.4 Вихідні припущення при побудові та уточненні математичної моделі технологічного процесу

Як зазначалося, на якісні показники борошна при її зберіганні впливають такі параметри клімату, як температура, вологість і концентрація повітря. Також необхідно визначити динамічні залежності цих параметрів від керуючих впливів та основних впливових збурень. На рисунку 2.2 наведено схему силосу як об'єкта автоматизації з урахуванням основних параметрів регулювання, а також керуючих та обурювальних впливів.

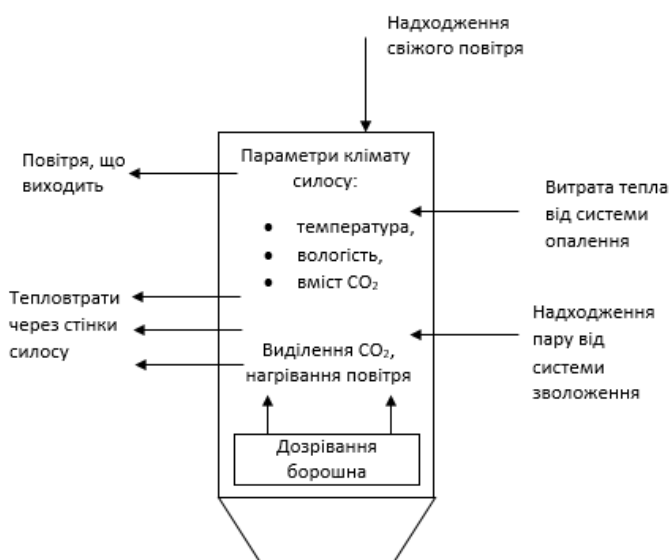


Рисунок 2.2 - Основні параметри клімату в силосі і діючих на них впливів, що збурюють

Необхідний клімат забезпечується за рахунок зміни інтенсивності вентиляції та підготовки повітря, що надходить. Для підготовки повітря широко розповсюджується прямоточна система повітряного опалення[2]. Особливістю такого типу підготовки повітря є наявність високої кратності повітрообміну, необхідної для підтримання заданого рівня зимового складу повітря та щодо низьких постійних часів у каналах управління. Процес отримання необхідної температури повітря у технологічному приміщенні відбувається шляхом подачі підготовленого до розрахункової величини повітря від промислового кондиціонера.

Кондиціонер підключено до системи гарячого водопостачання. Змінюючи за допомогою триходового клапана співвідношення подачі гарячої води зі зворотною, встановлюється кількість відданого теплообмінником промислового кондиціонера тепла на нагрівання повітря, що підготовляється, з урахуванням таких зовнішніх збурень, як тепловтрати через зовнішні огорожі та тепловтрати на підготовку повітря з зовнішньою температурою. Регулювання вологості відбувається зміною кількості поданої пари системою зволоження в канал промислового кондиціонера від парогенератора. Кількість поданого пару регулюється клапаном у міру заміщення повітря технологічного приміщення свіжим повітрям системою вентиляції.

Управління хімічним складом повітря у технологічному приміщенні відбувається за рахунок підмішування свіжого повітря до повітря всередині шляхом зміни продуктивності системи вентиляції. Встановлена система шиберів зміни аеродинамічний опір в канал вентиляції визначає інтенсивність подачі свіжого повітря від активної системи вентиляції в технологічне приміщення.

## 2.5 Рівняння теплового балансу для клімату силосу

Рівняння формалізації опису температурного режиму технологічного процесу використовуємо як вихідну модель систему автоматичного регулювання температури[4]. При управлінні температурою необхідно враховувати теплові потоки, що входять і виходять із системи, а також накопичення теплової енергії внаслідок кумулятивної здатності об'єкта. Враховуватимемо існування трьох теплових потоків:

1.  $Q_{\text{надходж}}$  - тепло надходження від роботи системи опалення.
2.  $Q_{\text{огор}}$  - тепловтрати через огорожувальні конструкції будівлі.
3.  $Q_{\text{свіж}}$  – тепловтрати на обігрів свіжого повітря.

Знаючи обсяг внутрішнього повітря приміщення( $V$ ), щільність повітря( $\rho$ ), питому теплоємність повітря( $C$ ) і використовуючи методику

складання енергетичного балансу, напишемо рівняння теплової енергії, що впливає на зміну температури повітря поза приміщенням:

$$\rho V C \frac{dT(t)}{dt} = Q_{\text{надходж.}}(t) - (\sum Q_{\text{огор.}}(t) + Q_{\text{свіж.}}(t)) \quad (2.20)$$

де  $\rho$  - щільність повітря (кг/м<sup>3</sup>);

$V$  - об'єм повітря (м<sup>3</sup>);

$C$  - питома теплоємність повітря (Дж/град \* кг);

$T(t)$  - температура повітря усередині приміщення (град);

$Q_{\text{надходж.}}(t)$  - теплові надходження від системи обігріву (Вт);

$\sum Q_{\text{огор.}}(t)$  - тепловтрати через огороджувальні конструкції будівлі (Вт);

$Q_{\text{свіж.}}(t)$  - тепловтрати на обігрів свіжого повітря (Вт).

Визначимо тепловтрати через огороджувальні конструкції силосу:

$$Q_{\text{огор.}}(t) = \sum k * F * (T_B(t) - T_H(t)), \quad (2.21)$$

де  $k$  - коефіцієнт теплопередачі огороджувальної конструкції силосу (Дж/(м<sup>2</sup>\*с\*°C)),

$F$  - площа огороджувальних конструкцій (м<sup>2</sup>),

$T_B(t)$  - температура повітря всередині будівлі (град),

$T_H(t)$  - температура повітря зовнішня (град).

Тепловтрати на підігрів свіжого повітря:

$$Q_{\text{свіж.}}(t) = G_{\text{свіж.}}(t) * C_{\text{повіт.}}(T_B(t) - T_H(t)), \quad (2.22)$$

де  $G_{\text{свіж.}}(t)$  - витрата свіжого повітря для вентиляції приміщення (кг/с),

$C_{\text{повіт.}}$  - питома теплоємність повітря (Дж/кг\*град),

$T_B$  - температура повітря усередині будівлі(град),

$T_H$  - температура повітря зовнішня (град).



Уточнимо вихідне рівняння (2.20) для зміни температури:

$$pVC \frac{dT(t)}{dt} = Q_{\text{надходж.}}(t) - \sum kF(T_B(t) - T_H(t)) - G_{\text{свіж.}}(t)C_{\text{повітр.}} \Delta T,$$

Приклад значення  $T_B(t)$  за діючу температуру повітря у приміщенні (силосі)  $T(t)$ . Виразимо  $T(t)$ :

$$pVC \frac{dT(T)}{dt} + kFT(t) = Q_{\text{надходж.}}(t) + kFT_H(t) - G_{\text{свіж.}}(t)C_{\text{повітр.}} \Delta T.$$

Розділимо обидві частини рівняння на  $kF$ , отримаємо:

$$\frac{pVC}{kF} \frac{dT(T)}{dt} + T(t) = \frac{1}{kF} Q_{\text{надходж.}}(t) + T_H(t) - \frac{1}{kF} G_{\text{свіж.}}(t)C_{\text{повітр.}} \Delta T. \quad (2.23)$$

Рівняння (2.23) являє собою диференціальне рівняння першого порядку, що описує зміну температури повітря в залежності від завдають і обурення.

Позначимо  $T_T = \frac{pVC}{kF}$  - постійна часу та напишемо рівняння в операторній формі:

$$(T_T p + 1)T(t) = \frac{1}{kF} Q_{\text{надходж.}}(t) + T_H(t) - \frac{1}{kF} G_{\text{свіж.}}(t)C_{\text{повітр.}} \Delta T. \quad (2.24)$$

З отриманого рівняння 2.24 випливає, що  $T(t)$  залежить від  $Q_{\text{надходж.}}(t)$ ,  $T_H(t)$  і  $G_{\text{свіж.}}(t)$ . Далі слід досліджувати вплив цих параметрів.

## 2.6. Вплив керуючих та збурюючих параметрів на температуру повітря у силосі

1. Значення температури зовнішнього повітря  $T_H$  визначається середньорічним графіком температур для конкретного географічного

положення технологічного приміщення [4]. Знайдемо передатну функцію для зміни внутрішньої та зовнішньої температур з (2.24.):

$$W_{T1}(p) = \frac{T(p)}{T_H(p)} = \frac{1}{(T_T p + 1)}$$

де  $T(p)$  - зображення Лапласа для внутрішньої температури,

$T_H(p)$  - зображення Лапласа для зовнішньої температури,

$T_T$  - постійна часу.

Процес зміни температури має інерційність і описується типовою інерційною ланкою. У зимову пору року процес можна охарактеризувати охолодженням будівлі силосу за відсутності активної системи опалення та інших джерел теплових потоків, що впливають на баланс температури.

2. Складова  $\frac{2}{kF} Q_{\text{надходж.}}(t)$  враховує вплив системи опалення, що забезпечує необхідну кількість тепла для підтримки теплового балансу приміщення. Передатна функція для зміни температури повітря всередині під впливом тепла, що надходить, буде виглядати наступним чином:

$$W_{T2}(p) = \frac{T(p)}{Q_{\text{надходж.}}(p)} = \frac{k_1}{(T_T p + 1)}$$

де  $T(p)$  - зображення Лапласа для внутрішньої температури повітря,

$Q_{\text{надходж.}}(p)$  - зображення Лапласа для роботи системи опалення,

$k_1 = \frac{1}{kF}$  - коефіцієнт дії системи опалення,

$T_T$  - постійна часу.

Цей процес зміни температури також представлений типовою інерційною ланкою.

3. Складова  $-\frac{1}{kF} G_{\text{свіж.}} G_{\text{пов.}} \Delta T$  враховує витрати тепла, обумовлені компенсацією перепаду температури  $\Delta T$  припливного та внутрішнього повітря

у приміщенні. Витрата свіжого повітря  $G_{\text{свіж.}}$  залежить від продуктивності системи вентиляції і приймає значення, встановлене контуром управління для стабілізації значення якісного складу повітря. Опишемо взаємозв'язок між зміною температури повітря  $T(p)$  та витратою свіжого повітря  $G_{\text{свіж.}}(p)$ :

$$W_{T3}(p) = \frac{T(p)}{G_{\text{свіж.}}(p)} = \frac{k_2}{(T_T p + 1)}$$

де  $T(p)$  - зображення Лапласа для внутрішньої температури повітря,

$G_{\text{свіж.}}(p)$  - зображення Лапласа для витрати свіжого повітря,

$K_2 = -\frac{1}{kF} G_{\text{пов.}} \Delta T$  коефіцієнт дії системи вентиляції,

$T_T$  - постійна часу.

Процес інерційний та представлений типовою інерційною ланкою. Збільшення витрати повітря призведе до зниження температури повітря за умови наявності позитивного перепаду температур і збільшення - при негативному.

Комплексний вплив на температуру внутрішнього повітря зовнішніх чинників можна описати структурної схемою, показаної рисунку 2.4.

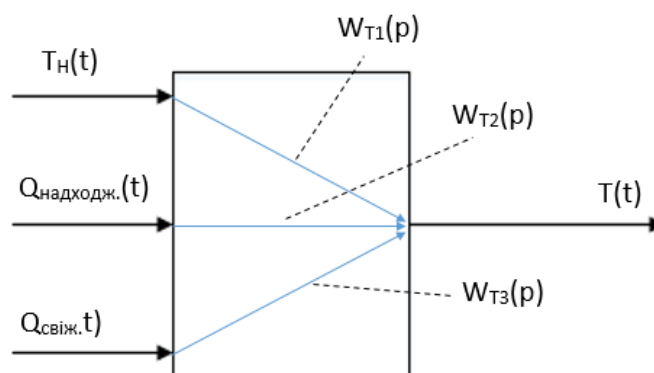


Рисунок 2.3 - Взаємозв'язок температури повітря всередині силосу та різних обурювальних та керуючих параметрів

Таким чином, температуру внутрішнього повітря  $T(t)$  як об'єкт управління можна уявити динамічною системою, на яку впливають три вхідні величини: один керуючий вплив  $Q_{\text{надходж.}}(t)$  і два збурюючих  $T_H(t)$  і  $G_{\text{свіж.}}(t)$ . Керуючий вплив, представлений подачею тепла від системи опалення з передавальною функцією  $W_{T2}(p)$ , спрямовано на компенсацію збурень у вигляді втрат тепла через огорожувальні конструкції (при позитивному перепаді внутрішньої  $T(t)$  та зовнішньої температур  $T_H(t)$ ), описані передавальною функцією  $W_{T1}(p)$ , та втрат тепла у процесі роботи системи вентиляції щодо підготовки свіжого зовнішнього повітря. Витрата свіжого повітря  $G_{\text{свіж.}}(t)$  визначається в процесі роботи контуру стабілізації якості повітря, та її впливом на температуру  $T(t)$  описано передавальною функцією  $W_{T3}(p)$ .

## 2.7. Вплив збурюючих та керуючих впливів на абсолютну вологість повітря в силосі

З використанням розглянутого вище підходу опишемо динамічний зв'язок вологості повітря в технологічному приміщенні з керуючими впливами та обуреннями, що впливають. Вихідним рівнянням для опису вмісту вологи повітря приймемо наступне рівняння [21] :

$$pV \frac{dx(t)}{dt} = G_{\text{свіж.}}(t)M_{\text{свіж.}}(t) - G_{\text{відх.}}(t)M_{\text{відх.}}(t) + G_{\text{пар.}}(t) \quad (2.26)$$

де  $p$  - щільність повітря (кг/м<sup>3</sup>),

$V$  - об'єм повітря (м<sup>3</sup>),

$M(t)$  - абсолютна вологість повітря в технологічному приміщенні (силосі) (кг<sub>води</sub>/кг<sub>повітря</sub>),

$G_{\text{свіж.}}(t)$  – витрата свіжого повітря (кг/с),

$M_{\text{свіж.}}(t)$  – абсолютна вологість свіжого повітря (кг<sub>води</sub>/кг<sub>повітря</sub>),

$G_{\text{відх.}}(t)$  – витрата повітря, що відходить (кг/с),

$M_{\text{відх.}}(t)$  – абсолютна вологість повітря, що відходить (кг<sub>води</sub>/кг<sub>повітря</sub>),

$G_{\text{пар.}}(t)$  – витрата пари (кг/с).

Для прямої системи вентиляції витрата свіжого повітря  $G_{\text{свіж.}}$  приблизно дорівнює витраті повітря  $G_{\text{відх.}}$  (за умови, що повітря не стискаємо, має постійну щільність ( $p=\text{const.}$ ), і розміри кімнати незмінні ( $V=\text{const.}$ )), так само в першому наближенні вважатимемо, що вологість повітря, що йде з приміщення, дорівнює дійсному значенню вологості повітря  $M_{\text{відх.}}(t)=M(t)$ . Тоді вихідне рівняння набуде вигляду:

$$pV \frac{dM(t)}{dt} + G_{\text{відх.}}(t)M(t) = G_{\text{свіж.}}(t)M_{\text{свіж.}}(t) + G_{\text{пар.}}(t) \quad (2.27)$$

Перетворимо рівняння, розділивши його на  $G_{\text{відх.}}(t)$ :

$$\frac{pV}{G_{\text{відх.}}} \frac{dM(t)}{dt} + M(t) = \frac{G_{\text{свіж.}}}{G_{\text{відх.}}} M_{\text{свіж.}}(t) + \frac{G_{\text{пар.}}(t)}{G_{\text{відх.}}(t)}$$

Позначимо  $\frac{pV}{G_{\text{відх.}}} = T_X$  і запишемо рівняння в операторному вигляді:

$$(T_M p + 1)M(t) = \frac{G_{\text{свіж.}}}{G_{\text{відх.}}} M_{\text{свіж.}}(t) + \frac{1}{G_{\text{відх.}}(t)} G_{\text{пар.}}(t) \quad (2.28)$$

1. Вологість повітря  $M_{\text{свіж.}}$  визначається кліматичними умовами регіону. Необхідно врахувати вплив параметра через передавальну функцію, яку знайдемо з диференціального рівняння:

$$W_{M1}(p) = \frac{M(p)}{M_{\text{свіж.}}(p)} = \frac{1}{(T_M p + 1)} \quad (2.29)$$

де  $M(p)$  - зображення Лапласа для вологості повітря всередині технологічного приміщення,

$M_{\text{свіж.}}(p)$  – зображення Лапласа для вологості свіжого повітря,

$T_M = \frac{pV}{G_{\text{відх.}}}$  - постійна часу процесу зволоження.

Як видно з передавальної функції, процес є інерційним та описується типовою інерційною ланкою. Процес представляє собою провітрювання приміщення зовнішнім повітрям, що за відсутності зовнішніх впливів зміна вологості повітря, призводить вологість у приміщенні до значення вологості зовнішнього повітря.

2. Витрата пари  $G_{\text{пар.}}$  є задаючим впливом, що компенсує дефіцит вологості в повітрі. Врахуємо вплив параметра передавальної функції, що зв'язує вологість повітря  $M(t)$  і впливом  $G_{\text{пар.}}(t)$ :

$$W_{M2}(p) = \frac{M(p)}{G_{\text{пар.}}(p)} = \frac{k_3}{(T_M p + 1)} \quad (2.30)$$

де  $M(p)$  - зображення Лапласа для вологості повітря всередині технологічного приміщення,

$G_{\text{пар.}}(p)$  – зображення Лапласа для витрати пари,

$k_3 = \frac{1}{G_{\text{відх.}}}$  – коефіцієнт перетворення витрати пари,

$T_M = \frac{pV}{G_{\text{відх.}}}$  - постійна часу процесу зволоження.

Процес також інерційний і описується типовою інерційною ланкою.

2. Розглянемо взаємозв'язок між вологістю повітря та витратою повітря від системи вентиляції. Позначимо  $\frac{1}{G_{\text{відх.}}(t)}$  за  $G'(t)$  і знайдемо передавальну функцію для зв'язку між вологістю повітря та витратою свіжого повітря  $G'(t)$ :

$$W_{M3}(p) = \frac{M(p)}{G'(p)} = \frac{k_4}{(T_M p + 1)} \quad (2.31)$$

де  $M(p)$  - зображення Лапласа для вологості повітря всередині технологічного приміщення,

$G(p)$  - зображення Лапласа для витрати свіжого повітря,

$k_4 = G_{\text{пар.}}$  - коефіцієнт перетворення з витрат свіжого повітря,

$T_M = \frac{pV}{G_{\text{відх.}}}$  - постійна часу процесу зволоження.

На підставі отриманих передавальних функцій залежність вологості повітря в технологічному приміщенні від факторів, що впливають, можна описати структурою, представленою на рисунку 2.5 являє собою структуру багатозв'язної системи [4].

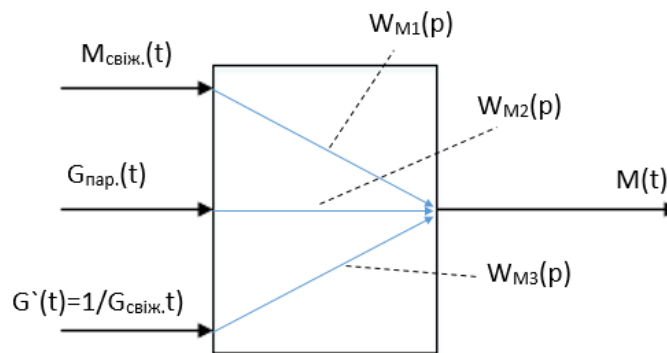


Рисунок 2.4 - Структура зв'язків між вологістю повітря в технологічному приміщенні та факторами, що впливають

Тоді вологість внутрішнього повітря  $M(t)$  представлена динамічною системою з 3-а вхідними величинами: керуючий вплив  $G_{\text{пар.}}(t)$  і два обурювальних  $X_{\text{свіж.}}(t)$  і  $G(t)$ . Керуюча дія, описана передавальною функцією  $W_{M2}(p)$ , спрямована на компенсацію вологості повітря, внаслідок роботи обурень, описаних передатними функціями  $W_{M1}(p)$  і  $W_{M3}(p)$ , в результаті роботи системи вентиляції з продуктивністю  $G_{\text{свіж.}}(t)$  та з вологістю свіжого зовнішнього повітря  $M_{\text{свіж.}}(t)$ .

## 2.8. Вплив керуючих та збурюючих впливів на вміст $\text{CO}_2$ у силосі

Розглянемо процес з прикладу зміни концентрації вуглекислого газу  $\text{CO}_2$  повітря технологічного приміщення. Концентрація вуглекислого газу

залежатиме від кратності повітрообміну технологічного приміщення та від виділення CO<sub>2</sub> біомасою [4].

Цю залежність можна описати диференціальним рівнянням наступного виду [21]:

$$pV \frac{dCO_2(t)}{dt} = G_{\text{свіж.}}(t)CO_{2\text{свіж.}}(t) - G_{\text{відх.}}(t)CO_{2\text{відх.}}(t) + oxi(t, m) \quad (2.32)$$

де  $p$  - щільність повітря (кг/м<sup>3</sup>),

$V$  - обсяг повітря (м<sup>3</sup>),

$CO_2(t)$  - абсолютний вміст CO<sub>2</sub> в атмосфері технологічного приміщення (кгCO<sub>2</sub>/кгповітр.),

$G_{\text{свіж.}}(t)$  - витрата свіжого повітря (кг/с),

$CO_{2\text{свіж.}}(t)$  - абсолютний вміст CO<sub>2</sub> в атмосфері (кгCO<sub>2</sub>/кг),

$G_{\text{відх.}}(t)$  - витрата повітря, що виходить (кг/с),

$CO_{2\text{відх.}}(t)$  - абсолютний вміст CO<sub>2</sub> у повітрі, що виходить з приміщення (кгCO<sub>2</sub>/кг),

$oxi(t, m)$  - процес виділення CO<sub>2</sub> біомасою в повітря (кгCO<sub>2</sub>/с).

У прямо точній системі вентиляції можна прийняти значення витрати свіжого повітря  $G_{\text{свіж.}}$  - рівним витраті повітря  $G_{\text{відх.}}$ , а концентрацію CO<sub>2</sub> у повітрі, що виходить, за концентрацію CO<sub>2</sub>( $t$ ) в повітрі приміщення. Тоді запишемо рівняння з урахуванням припущень:

$$pV \frac{dCO_2(t)}{dt} = G(t)CO_{2\text{свіж.}}(t) - G(t)CO_2(t) + k(t, m)$$

Виразимо CO<sub>2</sub>( $t$ ) у лівій частині рівняння:

$$pV \frac{dCO_2(t)}{dt} + G(t)CO_2(t) = G(t)CO_{2\text{свіж.}}(t) + k(t, m)$$



Розділимо обидві частини рівняння на  $G(t)$ :

$$\frac{pV}{G(t)} \frac{dCO_2(t)}{dt} + CO_2(t) = CO_{2\text{свіж.}}(t) + \frac{1}{G(t)} k(t, m)$$

Запишемо рівняння в операторному вигляді (2.33):

$$(T_{CO_2}p + 1)CO_2(t) = CO_{2\text{свіж.}}(t) + \frac{1}{G(t)} k(t, m) \quad (2.33)$$

де  $T_{CO_2}p = \frac{pV}{G(t)}$  - постійна часу системи вентиляції.

Отриманий вираз описує взаємозв'язок концентрації  $CO_2$  в повітрі приміщення з вмістом  $CO_2$  в припливному повітрі і з виділенням  $CO_2$  біомасою. Розглянемо ці фактори окремо:

1. Вплив концентрації  $CO_{2\text{свіж.}}(t)$  у припливному повітрі висловимо передавальною функцією:

$$W_{CO_2-1}(p) = \frac{CO_2(p)}{CO_{2\text{свіж.}}(p)} = \frac{1}{(T_{CO_2}p+1)} \quad (2.34)$$

де  $CO_2(p)$  - зображення Лапласа для концентрації вуглекислого газу  $CO_2$  всередині технологічного приміщення,

$CO_{2\text{свіж.}}(p)$  - зображення Лапласа для концентрації вуглекислого газу  $CO_2$  у свіжому повітрі,

$T_{CO_2} = \frac{pV}{G}$  - постійна часу процесу вентиляції.

Як видно з передавальної функції, процес інерційний.

2. Взаємозв'язок між концентрацією  $CO_2$  повітря і задаючим впливом, висловивши витрату повітря системи вентиляції, прийнявши величину  $\frac{1}{G(p)}$  за  $G'(p)$ . Таким чином, запишемо передатну функцію по витраті повітря:

$$W_{CO_2-2}(p) = \frac{CO_2(p)}{G(p)} = \frac{k_5}{(T_{CO_2}p+1)} \quad (2.35)$$

де  $CO_2(p)$  - зображення Лапласа для концентрації вуглекислого газу  $CO_2$  всередині технологічного приміщення,

$G(p) = \frac{1}{G(p)}$  - зображення Лапласа для витрати повітря в системі вентиляції,

$k_5=k(p,m)$  - коефіцієнт перетворення з витрати повітря,

$T_{CO_2} = \frac{pV}{G}$  - постійна часу процесу вентиляції.

3. Знайдемо передатну функцію для зміни концентрації  $CO_2(t)$  у повітрі технологічного приміщення по зміні значення функції  $k(p,m)$ :

$$W_{CO_2-3}(p) = \frac{CO_2(p)}{oxi(p,m)} = \frac{k_6}{(T_{CO_2}p+1)} \quad (2.36)$$

де  $CO_2(p)$  - зображення Лапласа для концентрації вуглекислого газу  $CO_2$  всередині технологічного приміщення,

$oxi(p,m)$  - зображення Лапласа для виділення вуглекислого газу  $CO_2$  біомаси,

$k_6=1/G$  - коефіцієнт перетворення по виділенню вуглекислого газу біомасою,

$T_{CO_2} = \frac{pV}{G}$  - постійна часу процесу вентиляції.

Передатна функції  $W_{CO_2-3}(p)$  функції представлена типовою інерційною ланкою з постійною часу  $T_{CO_2} = \frac{pV}{G}$  і пропорційним коефіцієнтом  $k_6=1/G$ .

Структура зв'язків концентрації  $CO_2$  в повітрі технологічного приміщення з впливаючими факторами показана на рисунку 2.6.

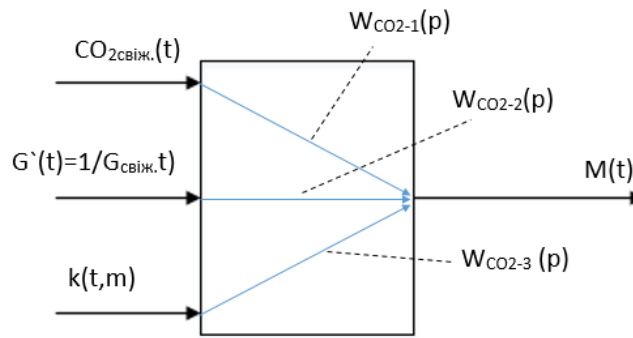


Рисунок 2.5 - Вплив керуючих та обурювальних впливів на CO<sub>2</sub>

Концентрацію CO<sub>2</sub> внутрішнього повітря, як об'єкт управління, можна представити у вигляді динамічної системи з наступними вхідними величинами: керуюча дія  $G'(t)$  та обурювальні впливи  $k(t,m)$  та  $CO_{2\text{свіж.}}(t)$ . Робота керуючого впливу, представлена зміною продуктивності системи вентиляції та передавальної функції  $W_{CO_2-2}(p)$ , спрямована на стабілізацію концентрації CO<sub>2</sub> внутрішнього повітря від постійного підвищення в результаті біологічної активності виробленої продукції, представлена передавальною функцією  $W_{CO_2-3}(p)$ , шляхом регулювання потоку свіжого повітря з концентрацією  $CO_{2\text{свіж.}}(t)$ , вплив якого на ефективність процесу описано передатною функцією  $W_{CO_2-1}(p)$ .

## 2.9 Побудова структури взаємозв'язку параметрів клімату з керуючими факторами

Параметри клімату тісно пов'язані між собою і схильні до впливу різних керуючих і факторів, що збурюють[4]. Ці зв'язки та впливи можна врахувати, розглядаючи багато зв'язкову систему автоматичного регулювання, структурна схема якої наведена на рисунку 2.6.

На рисунку 2.6 видно, що система вентиляції, шляхом зміни витрати свіжого повітря, впливає на контури регулювання всіх параметрів клімату. При цьому, зовнішня температура також впливатиме і на інші параметри клімату.

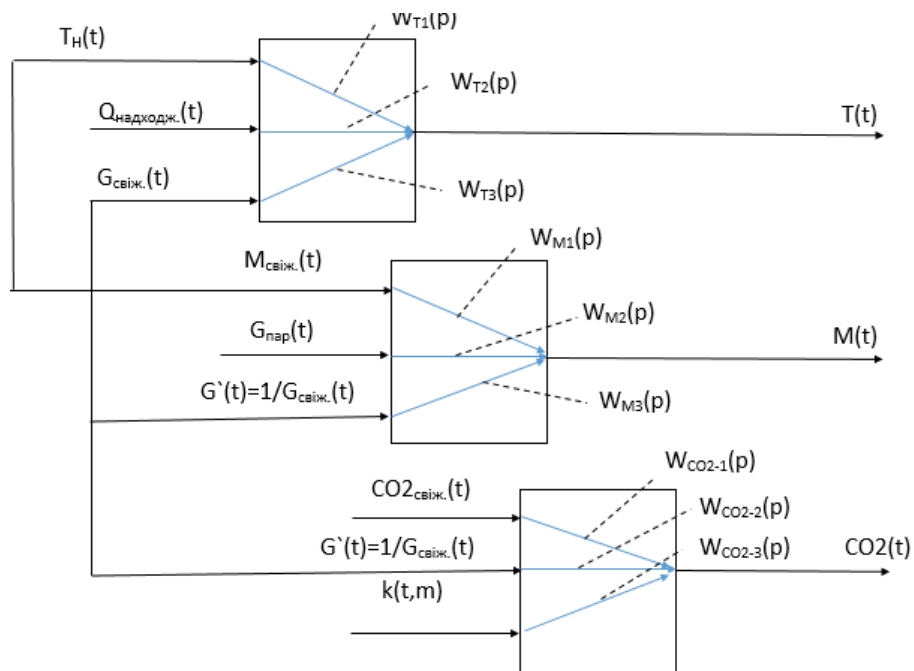


Рисунок 2.6 - Загальна структура взаємозв'язку вхідних та вихідних параметрів клімату силосу

Об'єкт є багато зв'язковим, тому стабілізація параметрів клімату вимагає використання спеціальних і складних алгоритмів управління.

Класичний ПД регулятор у цій задачі управління не дасть бажаний результат, тому що не зможе врахувати багато зв'язковість параметрів і не лінійність цих зв'язків.

Просто підтримка параметрів у заданих межах також повною мірою не вирішить завдання керування, оскільки найбільш важливим є підтримка оптимального співвідношення між основними параметрами клімату.

У зв'язку з цим є перспективним використання інтелектуальних технологій управління процесами харчової промисловості з максимальним урахуванням рекомендацій виробництва та результатів досліджень різних процесів харчового виробництва. Важливим тут також є підвищення адаптаційних властивостей регуляторів. Для поліпшення якості управління складним технологічним процесом пропонується використовувати структуру автоматизованої системи управління на основі побудови та використання нейромережевого регулятора.

### 3 РОЗРОБКА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО РЕГУЛЯТОРА ДЛЯ УПРАВЛІННЯ ПРОЦЕСОМ ЗБЕРІГАННЯ БОРОШНА

#### 3.1 Постановка задачі

Підходи лінійної теорії автоматичного регулювання широко застосовуються на практиці в різних областях. У багатьох випадках використання лінійних регуляторів і лінійних моделей об'єктів управління дозволяють досягти необхідної якості систем управління. Однак, у міру вдосконалення науки і техніки, все більш актуальними стають завдання нелінійного керування. Зокрема, це пов'язано як з підвищенням вимог до якості управління, коли облік нелінійних властивостей виходить на перший план, вирішення яких за допомогою лінійної теорії управління виявляється неможливим. Штучні нейронні мережі є одним із сучасних підходів, що дозволяють реалізувати нелінійне управління у технічних системах[22]. Видається актуальним розробити і запропонувати нейромережевий регулятор, а також виявити фактори, що впливають на якість імітації вихідного регулятора нейронних мереж.

Розглянемо систему автоматичного регулювання (САР) із зворотним зв'язком, зображену на рис. 3.1. Будемо вважати, що стан одновимірного лінійного об'єкта безпосередньо вимірюється на виході, проте в каналі спостереження присутня адаптивна перешкода  $n(t)$  з деякими постійними властивостями. Параметри об'єкта керування постійні у часі. У системі є лінійний регулятор, що підтримує стан об'єкта, близьким до заданої траєкторії  $r(t)$ .



Рисунок 3.1. - Вихідна система керування.

Вирішимо задачу синтезу нейромережевого регулятора (НМ-Р). Як приклад вихідного візьмемо ПД-регулятор як найбільш типовий і поширений в промислових

системах автоматичного регулювання. Вважаючи, що вихідний регулятор забезпечує стійкість та деяку задовільну якість управління, можна очікувати, що досить точний імітатор керуватиме системою подібно. Якість навчання штучної нейронної мережі визначається вибором архітектури, навчальних даних та параметрів методики навчання. Досліджуємо вплив перелічених факторів у задачі імітації вихідного регулятора. Розглянемо систему управління та її складові в дискретному часі з постійним кроком дискретизації, щоб охопити всю значущу для даної системи смугу частот. Даний підхід дозволяє моделювати саму САР та нейронні мережі на комп'ютері. Подаємо дію вихідного лінійного регулятора з рис. 3.1 з управління об'єктом як функцію  $f(\cdot)$ :

$$u_k = f(e_k, s) \quad (3.1)$$

де  $s$  - внутрішній стан регулятора ("пам'ять"), що змінюється кожен такт часу за деяким правилом. Нейромережний регулятор  $N^p(\cdot)$  повинен забезпечити імітацію  $f(\cdot)$  фізично реалізованим способом. Використовуючи квадратичний критерій, завдання синтезу НМ-Р постає у вигляді:

$$\sum_k (f(e_k, s) - N^p(i_k))^2 \rightarrow \min_{\forall i_k \in I} \quad (3.2)$$

Таким чином, завдання створення НМ-Р може бути розділена на наступні розв'язувані послідовно під задачі [15]:

1. Вибір архітектури НМ-Р, у т. ч., вектору інформації про систему  $i_k$
2. Збір навчальних даних.
3. Власне навчання НМ-Р.
4. Перевірка якості імітації та функціонування НМ-Р.

### 3.2 Етапи реалізації нейромережевого регулятора

У багатьох наукових та літературних джерелах давно вирішується питання про своєчасне коригування контрольованими параметрами технологічного процесу, зокрема значень клімату технологічного приміщення[4].

Найбільш перспективним способом вирішення даної проблеми може бути побудова та інтеграція в інтелектуальну автоматизовану систему нейромережевого регулятора, який, використовуючи значення інших параметрів ТП зберігання борошна, так чи інакше пов'язаних з шуканими значеннями показників клімату, буде їх прораховувати автоматично. Оскільки, як було показано раніше, ТП зберігання борошна є складною системою взаємодіючих факторів, кореляцію між якими часто складно або не можна виразити в математичному еквіваленті, побудова адекватної математичної моделі для такого процесу і подальше створення на цій основі регулятора, можливе на основі штучної нейронної мережі

Проведений в 1 розділі огляд та аналіз розвитку нейромережевих технологій (НМТ) та розв'язуваних ними завдань, показав перспективність їх використання для автоматичного контролю поточних значень клімату в силосі для безтального зберігання борошна. При цьому робота НМ полягає у перетворенні вхідних величин у вихідну, за допомогою обчислення заданих функцій активації та підстроювання вагових коефіцієнтів. Формування значень вагових коефіцієнтів відбувається завдяки адаптації НМ під конкретне завдання. Цей процес називається навчанням. Навчання може здійснюватися різними способами залежно від структури НМ, що використовується.

Застосування методу заснованого на роботі НММ дозволяє працювати з наборами вхідних параметрів будь-якого рівня декомпозиції та враховувати вплив кожного параметра на оцінку величини параметрів клімату, а саме температури, за допомогою значень вагових коефіцієнтів.

Отримані значення порівнюються з контрольними показниками шляхом статистичної обробки даних, у результаті розраховується відхилення величини

значення температури від еталонного і видається результат відповідності параметра клімату для продовження або вибору конкретного режиму зберігання борошна.

Переваги нейромережових методів у наступному:

- з'являється можливість відмовитися від дорогих та складних приладів;
- істотно скорочується тривалість вимірювань, зменшуються тимчасові витрати на реєстрацію і на етапи підготовки та обробки вимірювань;
- підвищується об'єктивність досліджень;
- можливість виміру показника в режимі реального часу в потоці.

Недоліками нейромережового підходу можна назвати наступні:

- необхідність попереднього налаштування;
- збирання та виявлення основних вхідних та вихідних інформаційних масивів даних;
- необхідність навчання ІНМ[13].

При вирішенні даної задачі була отримана структурно-параметрична модель складу БЗБ для встановлення залежності між вихідними параметрами і від параметрів борошна, що відлежалось при її зберіганні. Також використовувалися залежності різних зовнішніх і внутрішніх факторів на підтримання значень клімату в силосі.

Розв'язання задачі побудови НМ-Р на основі нейромережових технологій та інтеграції його в інтелектуальний комплекс адаптивного керування параметрами клімату у загальному випадку складається з наступних етапів, представлених на рисунку 3.2 [23].



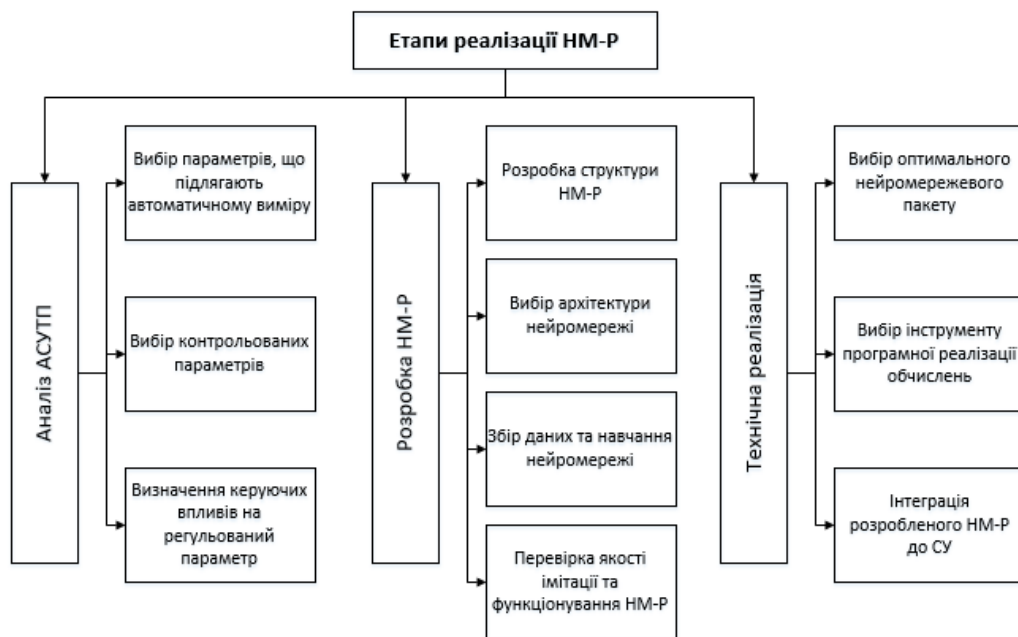


Рисунок 3.2 - Етапи реалізації НМ-Р

Для реалізації практично всіх етапів розробки НМ-Р необхідні бази даних параметрів, що автоматично вимірюються, контрольованих, а також керованих.

### 3.3 Розробка структурної схеми нейромережевого регулятора

Структурна схема системи управління з нейромережевим регулятором представлена рисунку 3.3.



Рисунок 3.3 - Робота під управлінням нейромережі, що ввібрала в себе досвід оператора.

Дані про процес тут збираються з датчиків, сумуються з впливами, що збурюють, а також із завданням і передаються на нейронну мережу, що відтворює

поведінку оператора. Нейронна мережа або НМ-Р формує керуючий вплив і передає його на виконавчий механізм для стабілізації контрольованого процесу.

Розроблений нейромережевий регулятор виконаний у вигляді інформаційно-обчислювального комплексу, що складається з чотирьох основних блоків: база даних, нейромережа, модуль навчання, модуль формування рішення [24]. Структура розробленого нейромережевого регулятора представлена малюнку 3.4.

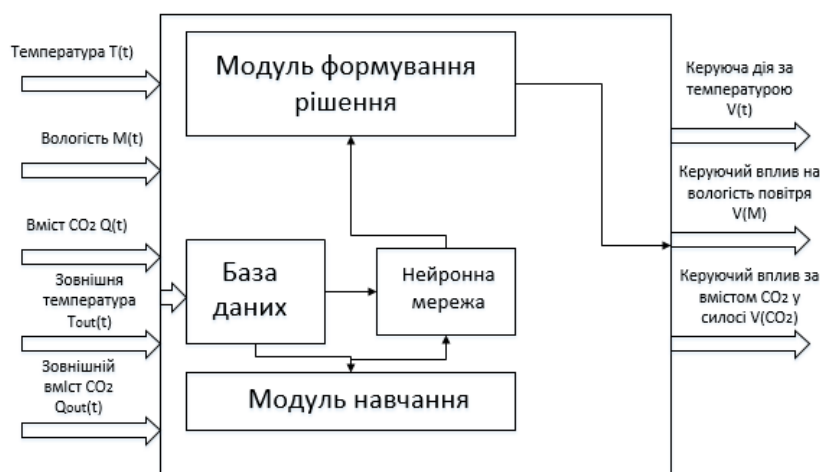


Рисунок 3.4 - Структура нейромережевого регулятора.

На вхід регулятора подаються такі вхідні параметри, як температура  $T(t)$ , вологість  $M(t)$ , вміст CO<sub>2</sub>  $Q(t)$ , а також збурюючі параметри: зовнішня температура  $T_{out}(t)$  та зовнішній вміст CO<sub>2</sub>  $Q_{out}(t)$ . НМ-Р складається із чотирьох основних блоків. Від системи збору даних, наприклад SCADA-системи, відомості про параметри і впливи об'єкта управління, що збурюють, надходять в базу даних, яка передає параметри на модуль навчання, де відбувається навчання нейромережі. Разом з вхідними параметрами база даних передає на нейромережу також попередні значення параметрів клімату, значення управляючих впливів і інформацію про вихідну якість сировини.

Далі навчена нейромережа за допомогою модуля формування рішення, видає рекомендації про управління технологічним процесом оператору-технологу, або спрямовує керуючі впливи безпосередньо на виконавчі механізми у разі автоматизованого режиму управління.

Відповідно на виході НМ-Р видаються фізичні величини керуючого впливу на температуру  $V_T(t)$ , вологість  $V_M(t)$  і вміст  $CO_2$   $V_{CO_2}(t)$  в силосі. Застосування нейромережевого регулятора дозволить:

1. Поліпшити адаптаційні можливості регулятора за рахунок застосування більш гнучкої технології управління.
2. Підвищити якість управління та якісні показники технологічного процесу.
3. Підвищити економічну ефективність виробництва, у результаті точнішої підтримки основних технологічних параметрів і, зниження витрати матеріальних і енергетичних ресурсів, зменшення відсотка браку тощо.

### 3.4 Математичний опис нейромережевого регулятора і алгоритм навчання нейромережі

На функціональній схемі 3.5 представлений класичний контур регулювання контрольованих параметрів. На даній схемі НР - нейромережевий регулятор, ДП - датчик збору параметрів технологічного процесу, ОУ - об'єкт управління.

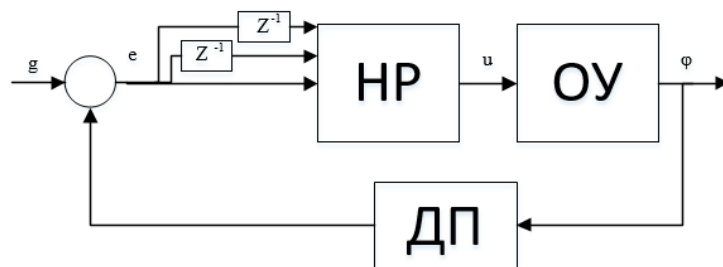


Рисунок 3.5 - Функціональна схема системи керування за допомогою нейромережевого регулятора

У контур управління включений нейромережевий регулятор, на вхід якого подаються завдання параметрів  $g$ , неузгодженість від зворотного зв'язку  $e$ , а також попередні значення регульованих параметрів на один або два таймерні цикли в залежності від динаміки системи. Нейромережевий регулятор на підставі даних, що приходять на нього, обробляє і формує керуючий вплив  $U$ , передаючи його на об'єкт

управління, а саме на виконавчі механізми, що відповідають за регулювання необхідних параметрів.

**3.4.1 Розробка архітектури, підбір кількості шарів та нейронів кожного шару нейронної мережі.** При розробці нейромережевої моделі (НММ) для вирішення задач контролю параметрами повітряного середовища в силосі, в першу чергу необхідно вибрати найбільш підходящий тип і архітектуру НМ. Вибір структури НМ здійснювався відповідно до складності вирішуваного завдання. Необхідно використання мережі типу багатошарового персептрона з одним прихованим шаром, оскільки в цьому випадку результат навчання виявиться значно кращим, ніж при використанні мережі одношарового типу. Аналіз одношарових НМ показав непридатність їх для вирішення поставленого завдання через їх низьку обчислювальну здатність. Подальша експериментальна частина роботи проводилася із застосуванням багатошарових НМ прямого поширення, типу багатошаровий персептрон. Мережа такого типу має структуру, показану на рисунку 3.8, і є найбільш перспективною для вирішення поставлених завдань.

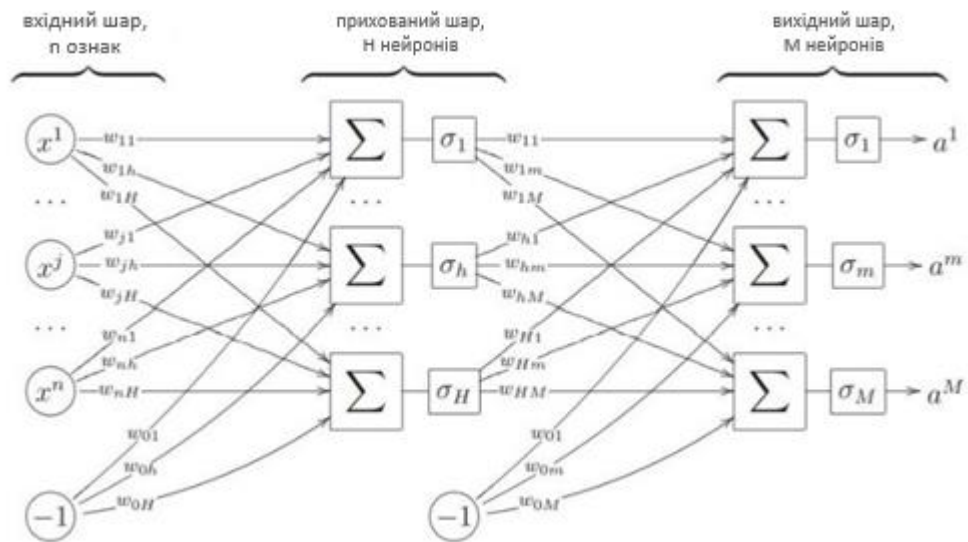


Рисунок 3.6 - Багатошарова мережа з одним прихованим шаром

Після проведення підбору архітектури мережі необхідно визначити кількість прихованих шарів і кількість нейронів кожного шару, що сприяє отриманню найменшої помилки під час функціонування ІНС [25].

Кількість прихованих шарів для мережі типу багатошаровий перцептрон у багатьох практичних випадках вибирається експериментальним шляхом під час проведення навчання. Теоретичне обґрунтування вибору кількості прихованих шарів у мережі визначає теорема Колмогорова [18], в якій говориться, що будь-яка безперервна функція, визначена на розмірному одиничному кубі, може бути представлена у вигляді суми  $2n+1$  супер позицій безперервних та монотонних відображень одиничних відрізків:

$$f(x_1 \dots x_n) = \sum_{q=1}^{2n+1} g_q \sum_{p=1}^n \varphi_{pq}(x_p) \quad (3.3)$$

$$x = (x_1 \dots x_n), \quad 0 \leq x_i \leq 1 \quad (3.4)$$

Подані структури НМ наведемо навчання відповідно до алгоритму зворотного поширення помилки. На вхід НМ подається однакова навчальна вибірка. Для мережі, що реалізується, вихідний сигнал  $i$ -го нейрона прихованого шару в загальному вигляді матиме вигляд:

$$v_i = f(\sum_{j=0}^N W_{ij}^1 x_j) \quad (3.5)$$

Тоді для вихідного шару, де формуються значення величин температури, вологості та  $CO_2$  у силосі буде справедливо наступне:

$$y = f(\sum_{i=0}^K W_{1i}^{(2)} v_i) = f(\sum_{i=1}^K W_{1i}^{(2)} f(\sum_{1i}^N W_{ij}^{(1)} x_j)) \quad (3.6)$$

Звідси випливає, що значення вихідного сигналу впливають ваги обох шарів, тоді як сигнали, що виробляються в прихованому шарі, не залежать від ваг вихідного

шару. Оскільки як функція активації нейронів для цієї мережі була обрана сигмоїдальна уніполярна форма:

$$f(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (3.7)$$

то (3.5,) набуде наступного кінцевого вигляду:

$$v_i = \frac{1}{1+e^{-\sum_{j=0}^N W_{ij}^{(1)} x_j}} \quad (3.8)$$

Значення, наприклад, температури, буде виражено кінцевою формулою наступного виду:

$$y = \frac{1}{1+e^{-\sum_{i=0}^K W_{1i}^{(2)} v_i}} = \frac{1}{1+e^{-\sum_{i=0}^K W_{1i}^{(2)} \left( \frac{1}{1+e^{-\sum_{j=0}^N W_{ij}^{(1)} x_j}} \right)}} \quad (3.9)$$

На рисунку 3.7 представлена структура розробленої нейронної мережі, типу багат шаровий перцептрон з одним прихованим шаром. Вхідний вектор мережі складається з:

- автоматичних вимірювань параметрів клімату всередині силосу, отриманих у певний момент часу;
- значень обурювальних параметрів, що діють у цей же період часу;
- попередніх значень параметрів клімату (із затримкою тільки на один таймерний цикл);
- значень керуючих впливів;
- значень параметрів, що характеризують вихідну якість сировини.

Кількість вхідних параметрів виявилось рівним 10. На виході НМ формуються три вихідні сигнали: величина температури повітря, вологості повітря і вміст CO<sub>2</sub> в силосі.

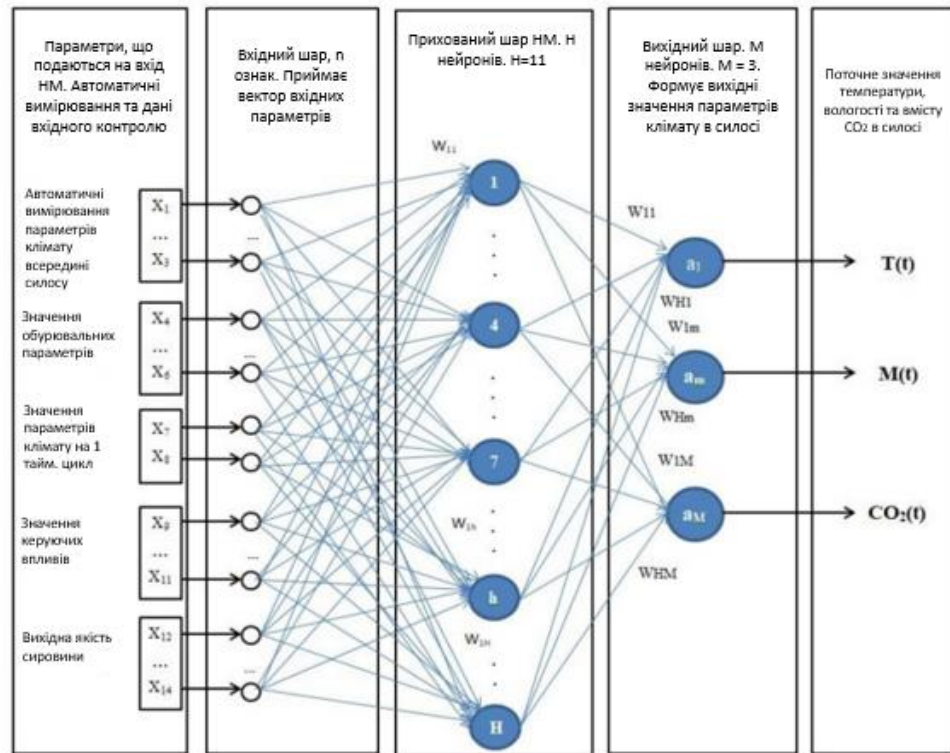


Рисунок 3.7 - Структура розробленої нейронної мережі, типу багатошаровий перцептрон з одним прихованим шаром та трьома вихідними параметрами

На вхідний шар нейронної мережі подається вектор вхідних параметрів  $X_n$ , відображених у таблиці 3.2. Кожен нейрон прихованого шару подає на нейрони вихідного шару сигнал ваги синоптичних зв'язків. Таких нейронів у прихованому шарі одинадцять. Вага синоптичних зв'язків між  $h$ -м нейроном прихованого шару і  $m$ -м нейроном вихідного шару позначені через  $W_{hm}$ . Зміна синоптичних терезів відбувається за градієнтним методом зворотного поширення помилки. Взаємодія штучної нейронної мережі зі зворотним розповсюдженням помилки може ефективно вирішувати завдання, пов'язані з недостатньою визначеністю параметрів ПД управління. Це пояснюється можливістю НМ апроксимувати будь-яку нелінійну функцію, простотою структури мережі та особливостями алгоритму навчання. Ця нейронна мережа безпосередньо виконує функції регулятора.

Таблиця 3.2. Параметри, що подаються на вхідний шар нейромережі

Позначення	Параметр	Позначення	Параметр
X1	Температура всередині силосу $T(t)$	X8	Попереднє значення вологості повітря всередині силосу $M(t-1)$
X2	Вологість повітря всередині силосу $M(t)$	X9	Кількість тепла за одиницю часу, що надходить від системи обігріву $Q_{\text{надходж.}}(t)$
X3	Вміст $CO_2$ у силосі $Q_{CO_2}$	X10	Кількість свіжого повітря, що надходить у силос від системи вентиляції $G_{\text{свіж.}}(t)$
X4	Температура зовнішнього повітря $T_H(t)$	X11	Витрата пари від системи зволоження в силосі $G_{\text{пар.}}(t)$
X5	Вологість свіжого повітря $M_H(t)$	X12	Температура борошна, що надійшла в силосі $T_M(t)$
X6	Зміст $CO_2$ в повітрі, що приходить	X13	Вологість борошна, що надійшла з силос $M_M(t)$
X7	Попереднє значення температури повітря всередині силосу $T(t-1)$	X14	Маса борошна, що дозріває в силосі $W_M(t)$

### 3.4.2. Розробка алгоритму та проведення навчання нейронної мережі.

Багатошарові мережі можна налаштовувати градієнтними методами, незважаючи на величезну кількість вагових коефіцієнтів. Вже давно багатьма дослідниками був запропонований ефективний спосіб обчислення градієнта, при якому кожен градієнтний крок виконується за число операцій, ніж при звичайному обчисленні мережі на одному об'єкті. Це здається дивним - кількість операцій, необхідних для обчислення градієнта, зазвичай зростає пропорційно числу вагових коефіцієнтів.

Тут цього вдається уникнути завдяки аналітичному диференціюванню суперпозиції із збереженням необхідних проміжних величин. Метод отримав назву зворотного поширення помилок (error back-propagation). У загальному вигляді структурна схема навчання нейромережі представлена на рисунку 3.8. Навчання проводилося з учителем.



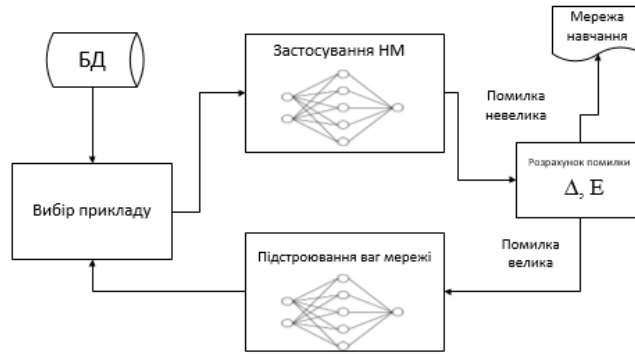


Рисунок 3.8 - Структурна схема навчання нейромережі

Розглянемо багатошарову мережу, у якому кожен нейрон попереднього шару пов'язані з усіма нейронами наступного шару (рис. 3.8) [18]. Для більшої спільності запишемо:  $X = R^n$ ,  $Y = R^M$ .

Введемо такі позначення. Нехай вихідний шар складається з  $M$  нейронів з функціями активації  $\sigma_m$  та виходами  $a^m$ ,  $m=1, \dots, M$ . Перед ним знаходиться прихований шар з  $N$  нейронів з функціями активації  $\sigma_h$  і виходами  $u^h$ ,  $h=1, \dots, N$ . Вага синоптичних зв'язків між  $h$ -м нейроном прихованого шару і  $m$ -м нейроном вихідного шару будемо позначати через  $w_{hm}$ . Перед цим шаром може бути або розподілений шар, або ще один прихований шар із виходами  $v^j$ ,  $j=1, \dots, J$  та синоптичними вагами  $w_{jh}$ . У загальному випадку число шарів може бути довільним. У нашому випадку мережа двошарова, тоді  $v^j \in$  просто  $j$ -а ознака  $v^j(x)=f_j(x)=x^j$ , і  $J=n$ . Позначимо через  $w$  вектор усіх синоптичних вагів мережі.

Вихідні значення мережі на об'єкті  $x_i$  обчислюються як суперпозиція:

$$a^m(x_i) = \sigma_m(\sum_{h=0}^H w_{hm} u^h(x_i)), \quad u^h(x_i) = \sigma_h(\sum_{j=0}^j w_{jh} v^j(x_i)) \quad (3.10)$$

Запишемо функціонал середньоквадратичної помилки для окремого об'єкта  $X_i$ :

$$Q(w) = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M (a^m(x_i) - y_i^m)^2 \quad (3.11)$$

Надалі нам знадобляться приватні похідні Q по виходам нейронів. Випишемо їх спочатку для вихідного шару:

$$\frac{\delta Q(w)}{\delta a^m} = a^m(x_i) - y_i^m = \varepsilon_i^m \quad (3.12)$$

Отже, приватна похідна Q по  $a^m$  дорівнює величині помилки  $\varepsilon_i^m$  на об'єкті  $x_i$ . Тепер випишемо приватні похідні по виходах прихованого шару:

$$\frac{\delta Q(w)}{\delta u^m} = \sum_{m=1}^M (a^m(x_i) - y_i^m) \sigma'_m w_{hm} = \sum_{m=1}^M \varepsilon_i^m \sigma'_m w_{hm} = \varepsilon_i^h \quad (3.13)$$

Цю величину, за аналогією з  $\varepsilon_i^h$ , будемо називати помилкою мережі на прихованому шарі і позначати через  $\varepsilon_i^h$ . Через  $\sigma'_m$  позначена похідна функції активації, обчислення при тому ж значенні аргументу, що і (3.10). Якщо використовується сигмоїдна функція активації, то для ефективного обчислення похідної можна скористатися формулою (3.14):

$$\sigma'_m = \sigma_m(1 - \sigma_m) \quad (3.14)$$

Зауважимо, що  $\varepsilon_i^h$  обчислюється по  $\varepsilon_i^m$  якщо запустити мережу «задом наперед», подавши на виходи нейронів прихованого шару значення  $\varepsilon_i^m \sigma'_m$ , а результат  $\varepsilon_i^h$  отримавши на вході. При цьому вхідний вектор скалярно множиться на вектор ваг  $w_{hm}$ , що знаходяться праворуч від нейрона, а не ліворуч, як при прямому обчисленні (рис. 3.9) [17]:

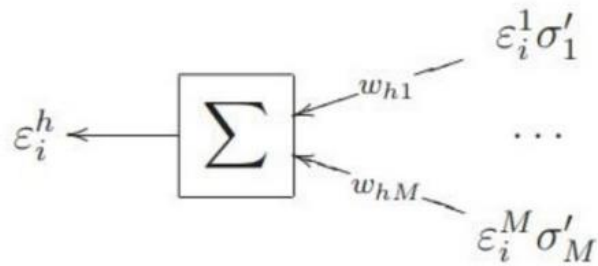


Рисунок 3.9 - Зворотній запуск мережі

Маючи приватні похідні з  $a^m$  та  $u^h$ , легко виписати градієнт  $Q$  по вагам:

$$\frac{\delta Q(w)}{\delta w_{hm}} = \frac{\delta Q(w)}{Q a^m} \frac{Q a^m}{\delta w_{hm}} = \varepsilon_i^m \sigma_m' u^h, \quad m = 1, \dots, M, \quad h = 0, \dots, H \quad (3.15)$$

$$\frac{\delta Q(w)}{\delta w_{jh}} = \frac{\delta Q(w)}{Q u^h} \frac{Q u^h}{\delta w_{jh}} = \varepsilon_i^h \sigma_h' w^j, \quad h = 1, \dots, H, \quad j = 0, \dots, J \quad (3.16)$$

І так далі для кожного шару. Якщо шарів більше двох, інші приватні похідні обчислюються аналогічно - зворотним ходом по шарах мережі справа наліво. У нашому випадку цього буде достатньо. Тепер ми маємо все необхідне, щоб повністю виписати алгоритм зворотного розповсюдження.

Алгоритм навчання мережі методом back-propagation - зворотного розповсюдження

#### ПОМИЛКИ

Вхід:

$x^l = (x_i, y_i)_{i=1}^l$  - навчальна вибірка,  $x_i \in \mathbb{R}^n$ ,  $y_i \in \mathbb{R}^M$ ;

$N$  - число нейронів у прихованому шарі;

$\eta$  - темп навчання.

Вихід:

Синоптичні ваги  $w_{jh}$ ,  $w_{hm}$ .

1. Ініціалізувати ваги невеликими випадковими значеннями:

$$w_{jh} := \text{random}\left(-\frac{1}{2n}, \frac{1}{2n}\right);$$

$$w_{hm} := \text{random}\left(-\frac{1}{2H}, \frac{1}{2H}\right);$$

2. Повторювати цю процедуру.
3. Вибрати об'єкт  $x_i$  випадковим чином.
4. Виробляємо прямий хід:

$$u_i^h := \sigma_n(\sum_{j=0}^J w_{jh} v^j(x_i)), \quad \text{для всіх } h=1, \dots, H;$$

$$a_i^m := \sigma_m(\sum_{h=0}^H w_{hm} u^h(x_i)), \quad \text{для всіх } m=1, \dots, M;$$

$$\varepsilon_i^m := a_i^m - y_i^m, \quad \text{для всіх } m=1, \dots, M;$$

$$Q_i := \sum_{m=1}^M (\varepsilon_i^m)^2;$$

5. Зворотний хід:

$$\varepsilon_i^h := \sum_{m=1}^M \varepsilon_i^m \sigma_m w_{hm}, \quad \text{для всіх } h=1, \dots, H;$$

6. Градієнтний крок:

$$w_{hm} := w_{hm} - \eta \varepsilon_i^m \sigma_m u^h, \quad \text{для всіх } h=0, \dots, H, m=1, \dots, M;$$

$$w_{jh} := w_{jh} - \eta \varepsilon_i^h \sigma_h x^j, \quad \text{для всіх } j=0, \dots, J, h=1, \dots, H;$$

$$7. Q = \frac{l-1}{l} Q + \frac{1}{l} Q_i$$

8. Поки  $Q$  не стабілізується.

Потім, коли всі вагові коефіцієнти скориговані, знову проходить пряме поширення сигналів від входів НМ до виходів, і т.д.

За рахунок постійного коригування параметра навчання та вагових коефіцієнтів нейрорегулятор адаптується до змін параметрів ОУ, ґрунтуючись на вимірних значеннях показників неузгодженості.

Таким чином, процес роботи та навчання нейромережі можна представити у вигляді наступного алгоритму (рис. 3.10):

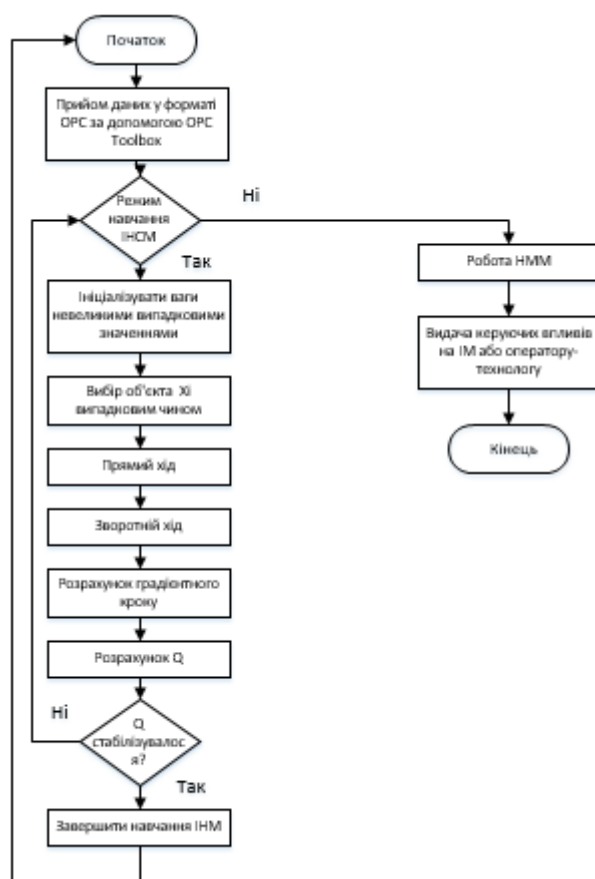


Рисунок 3.10 - Алгоритм роботи нейромережевої моделі

**3.4.3. Алгоритм роботи інтелектуального комплексу адаптивного керування параметрами клімату процесу БЗБ.** На підставі проведених досліджень та отриманих результатів було побудовано алгоритм роботи інтелектуального комплексу адаптивного керування параметрами клімату процесу БЗБ (рис. 3.11)

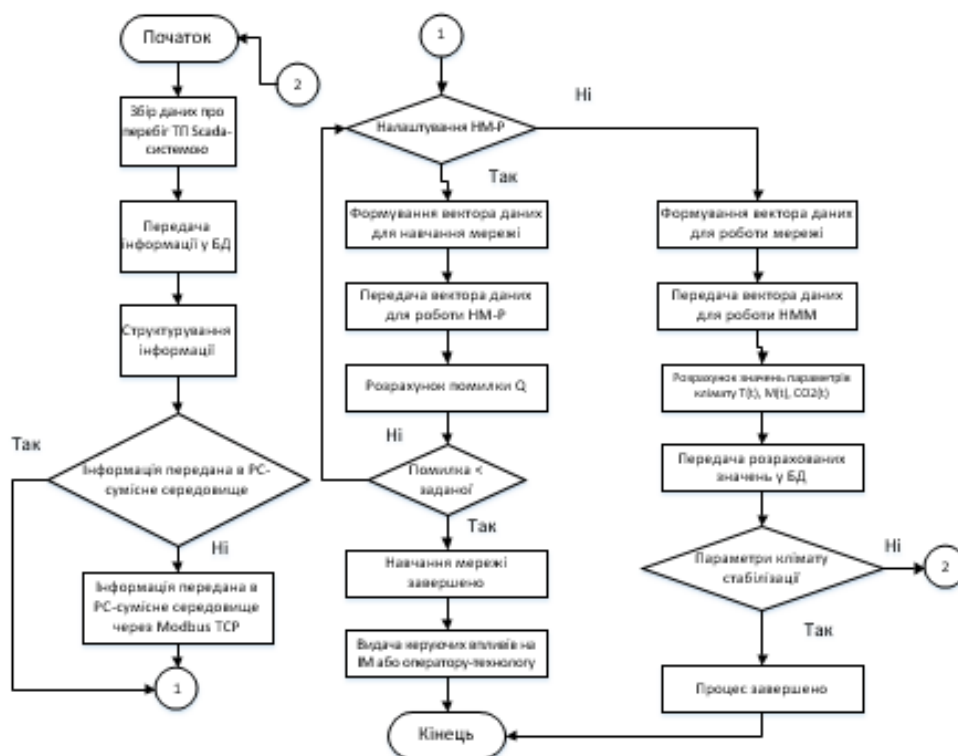


Рисунок 3.11 - Алгоритм роботи інтелектуального комплексу адаптивного керування параметрами клімату процесу БЗБ

Від SCADA-системи інформація про перебіг ТП подається до БД, де вона зберігається у структурованому вигляді. Розроблена нейромережна модель з використанням Matlab, до складу пакету якого входить інструмент для синтезу, навчання та аналізу НМ (Neural Network Toolbox), виробляє автоматичний розрахунок основних величин параметрів клімату: температури, вологості та вмісту CO<sub>2</sub> всередині силосу. НММ у певні проміжки часу отримує дані з БД і в середовищі Matlab перетворює отримані вектори даних необхідні нам величини параметрів клімату в силосі.

В результаті роботи даного алгоритму в залежності від режиму управління ТП на екран монітора технолога буде видаватися інформація про прогнозовані величини параметрів клімату з рекомендаціями про зміну ходу ТП, або у разі повністю автоматизованого управління, керуючі впливи будуть подані безпосередньо на виконавчі механізми.

## 4 ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ БЕЗТАРНОГО ЗБЕРІГАННЯ БОРОШНА

### 4.1 Обґрунтування вибору імітаційного моделювання для побудови моделі

Насамперед необхідно позначити основні характеристики пов'язані із застосуванням імітаційного моделювання розробки моделі. Оскільки дослідження, що дозволяють визначити мету магістерської роботи, спрямовані на аналіз функціонування автоматизованих процесів та виробництв, що реалізуються в харчовій промисловості, то оцінювати можливості таких процесів необхідно в умовах динамічної поведінки. Тобто тестовану систему необхідно детально вивчити при різних параметричних значеннях і робити висновки на основі актуальності застосування тих чи інших параметрів, аналізуючи стан системи та враховуючи різниці їх величин. Для аналізу таких систем, побудованих на основі застосування багатопроцесорності, використовують технологію імітаційного моделювання.

Імітаційна модель завжди створюється як реалізована в часі, дозволяючи після запуску будувати для користувача траєкторії зміни стану системи. Можна сказати так, що така модель є набором правил, за якими відбувається перехід системи з одного стану до іншого (рис.4.1). Задавати правила можна різними способами, наприклад, діаграмами процесів, станів, диференціальними рівняннями. Отримуючи вихідні дані, завжди можна виконувати їх аналіз прямо у процесі програвання моделі.

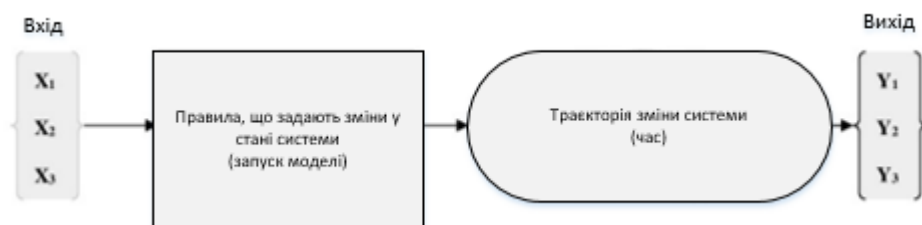


Рисунок 4.1 - Принцип функціонування імітаційної моделі

Розробка імітаційної моделі відбувається за допомогою використання спеціалізованого програмного забезпечення, яке побудоване на основі застосування

різних мов моделювання. Тому, для того щоб побудувати модель, потрібно володіти знаннями мови моделювання, наданої самою програмою, що вирішує подібні завдання.

Переваги імітаційного моделювання:

- здатність аналізувати системи та знаходити рішення тоді, коли аналітичні обчислювальні методи або лінійне програмування не здатні впоратися із завданням;
- дозволяє спростити створення моделі при врахуванні постановки рівня абстракції, оскільки процес створення моделі може включати мінливість значення змінних;
- структурний стан моделі відображає природну структуру системи, що вивчається;
- можливість виводити статистичні дані як графіків, схем, малюнків, діаграм;
- можливість відтворення імітаційної моделі в часі, фіксування станів системи при різних параметричних значеннях;
- імітаційна модель дозволяє досліднику здійснювати презентацію свого проекту, оперуючи графічною реалізацією необхідних характеристик.

## 4.2 Варіанти реалізації моделі

Сучасне використання методу імітаційного моделювання включає три варіанти реалізації моделей: дискретно-подійне моделювання, агентне моделювання та системна динаміка.

Термінологія, звана методом, має на увазі основу для перетворення перекладу системи з реального стану в стан моделі. Метод передбачає певну мову для здійснення розробки моделі (рис. 4.2).



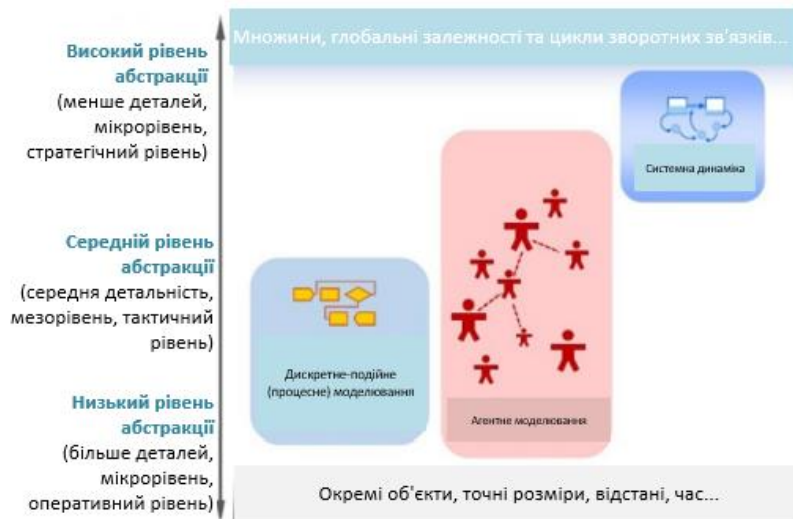


Рисунок 4.2 - Методи імітаційного моделювання

Кожен метод має своє значення в деякому діапазоні рівнів абстракції. Системна динаміка знаходиться на високому рівні абстракції, має менше деталей і ґрунтується на аналізі конкретних змінних, в основному використовується для стратегічного моделювання. Дискретно-подійне моделювання охоплює одразу два рівні абстракції, середній рівень для тестування умов середньої детальності та низький, оперативний рівень. Агентне моделювання застосовується тоді, коли необхідно побудувати багаторівневу модель на основі застосування агентів, які є об'єктами досліджуваної системи, що містять властиві їм параметри.

Для вибору методу імітаційного моделювання, слід попередньо вивчити систему дослідження та її цілі у моделюванні (рис. 4.3). Схема, розміщена нижче, показує, як впливають цілі отримання конкретних результатів впливу на вибір методу моделювання. Розробник може будувати діаграми процесів, у яких необхідно здійснити взаємодію об'єктів, або побудувати агентну модель, де на об'єкти впливають зовнішні фактори.



Рисунок 4.3 - Вибір способу реалізації моделі

Буває потреба, коли найкращим способом, є моделювання окремих частин системи, за допомогою методів, що відрізняються від основного. Такою реалізацією виробляють багатопідходні моделі.

### 4.3 Мультиагентне імітаційне моделювання

Використання засобів автоматизації, тягне за собою розробку математичних моделей, спрямованих на дослідження виробничих циклів, з метою ефективного застосування обладнання та сировини на підприємстві. Для більш детального аналізу ТП БЗБ необхідно побудувати імітаційну модель на основі застосування агентного моделювання. Також для вирішення задачі, спрямованої на визначення ефективності продукції, знадобиться реалізувати багатокomпонентний проект, що включає інші методи візуалізації моделі та її результати.

Для побудови таких моделей потрібно володіти знаннями основних параметрів, що впливають на ефективність ходу ТП. Насамперед потрібно реалізувати модель, що описує процес БЗБ, на основі функціональної схеми автоматизації. Такий проект можна здійснити, застосувавши програмне забезпечення для імітаційного моделювання АпуLogic.

АпуLogic - єдиний інструмент імітаційного моделювання, який підтримує всі підходи до створення подібних моделей: процесно-орієнтований (дискретно-подійний), системно динамічний і агентний, а також будь-яку їх комбінацію.

Унікальність, гнучкість і потужність мови моделювання, що надається в АпуLogic, дозволяє врахувати будь-який аспект системи, що моделюється, з будь-

яким рівнем деталізації. Графічний інтерфейс AnyLogic, інструменти та бібліотеки, дозволяють швидко створювати проекти для широкого спектру завдань, від моделювання виробництва, логістики, бізнес-процесів до стратегічних моделей розвитку компанії та ринків.

Нижче представлено реалізацію процесу БЗБ на основі об'єктів бібліотеки моделювання потоків (рис. 4. 4).

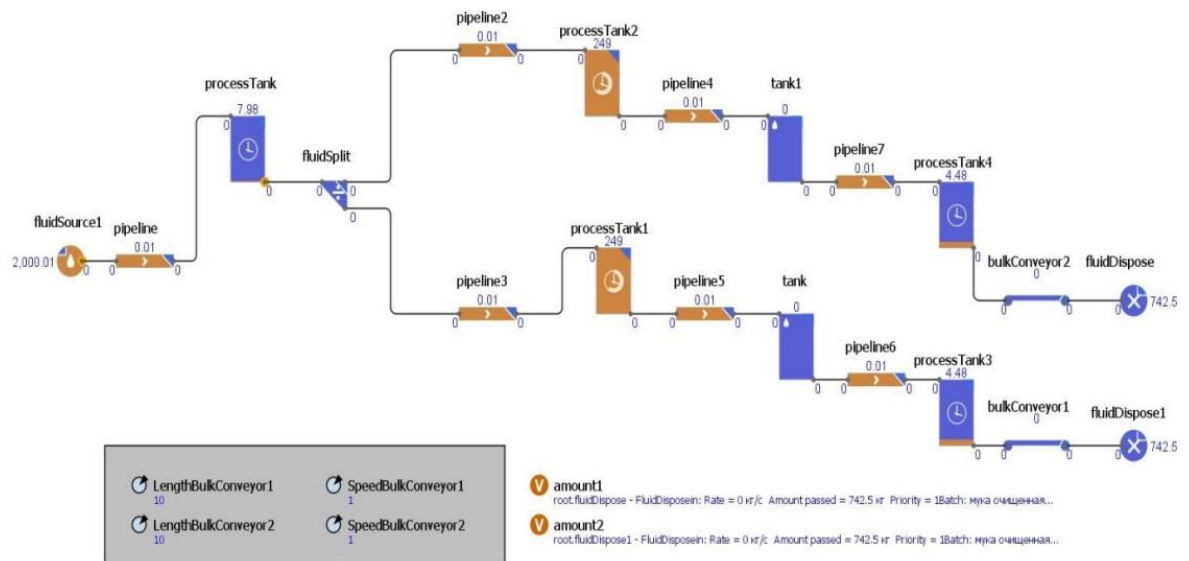


Рисунок 4.4 – Імітаційна модель ТП БЗБ

Перший об'єкт Fluid Source (створює потік). Дозволяє відстежити кількість використаної сировини за одиницю часу. У моделі керування складом БЗБ є доставка борошна вантажівкою за допомогою компресора.

Pipeline є трубопроводом (шлангом) для транспортування борошна.

Об'єкт Tank, накопичує речовину до рівня місткості, опціонально затримує (наприклад, обробляє) його певний час, після чого випускає. У моделі є: силос, над сепараторний бункер, просіювач.

Об'єкт Bulk Conveyor є імітацією конвеєра для транспортування речовин. У моделі служить для транспортування борошна після просіювання.

Fluid Dispose, приймає вхідний потік і усуває його (видаляє з системи). Є стандартним завершальним блоком у діаграмі процесу "Бібліотеки Моделювання Потоків". Приймає потік будь-якої швидкості.

Параметр LengthBulkConveyor відображає довжину конвеєра в моделі, SpeedBulk швидкість конвеєра.

Amount є змінною, яка містить інформацію про кількість обробленого борошна від кожної просіювальної лінії.

Візуалізація моделі ТП БЗБ у двовимірному графіку представлена на рисунку 4.5.

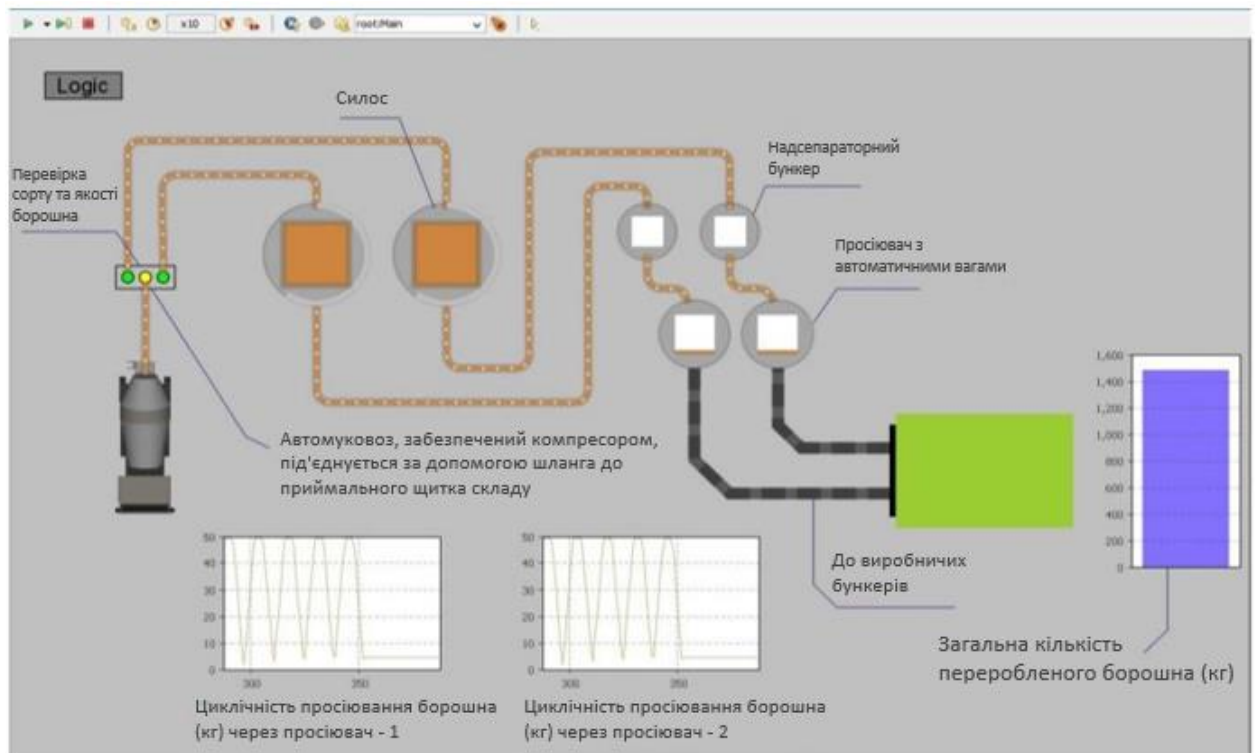


Рисунок 4.5 - Візуалізація моделі у двовимірному графіку

Дана двовимірна модель містить опис процесу зберігання та просіювання борошна. Відображає динамічну поведінку логічної імітаційної моделі, включає два часові графіки, що описують циклічність просіювання борошна (кг), стовпчикову діаграму для відображення інформації про загальну кількість борошна, яка пройшла етап обробки. Усі параметри моделі піддаються регулюванню для імітації конкретного обсягу цього технологічного процесу.

#### 4.4 Агент регулювальник виробничого процесу

Для регулювання параметрів виробництва, які можуть вплинути на якість функціонування виробничого процесу, служить спеціальний агент регулювальник. Даний агент є набором параметрів, описаних необхідними функціями реалізації. Такі функції призначені для коректного регулювання параметрів моделі з метою моделювання різних ситуацій, які можуть виникнути при підборі обладнання.

На рисунку 4.6 зображені властивості агента та його візуалізація, для презентації у двовимірній та тривимірній моделі. Основні змінні схильні до регулювання, як у процесі моделювання, так і перед його початком, в даному випадку є швидкість передачі сировини, а також час затримки для дозування при безтарному зберіганні борошна в силосах.



Рисунок 4.6 - Зміст агента

На рисунку 4.7 представлені параметри, значення яких контролюються двома функціями. Також у процесі відтворення моделі надано можливість відслідковувати значення кожного параметра та об'єкта використовуваного при моделюванні.

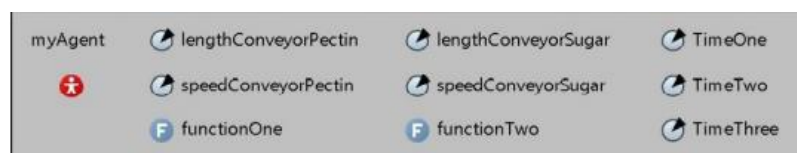


Рисунок 4.7 - Параметри та функції агента

Параметр розмірності є довжиною конвеєра або трубопроводу, представленого в метрах, як одиниця вимірювання, що піддається регулюванню.

The screenshot shows a configuration window titled "lengthConveyorPectin - Параметр". It contains the following fields and options:

- Имя:** lengthConveyorPectin
- Видимость:** да (radio button selected)
- Тип:** Длина (dropdown menu)
- Единица измерения:** м (dropdown menu)
- Значение по умолчанию:** myAgent.Length1
- Checkboxes:  Отображать имя,  Исключить

Рисунок 4.8 - Параметр розміру конвеєра або трубопроводу

Параметр швидкості (рис. 4.9) призначений для можливості регулювання транспортування сировини у процесі виробництва. Це допоможе провести тести тимчасових характеристик модельного часу, для прийняття рішень, спрямованих на збалансований хід виробничих циклів.

The screenshot shows a configuration window titled "speedConveyorPectin - Параметр". It contains the following fields and options:

- Имя:** speedConveyorPectin
- Видимость:** да (radio button selected)
- Тип:** Скорость (dropdown menu)
- Единица измерения:** м/с (dropdown menu)
- Значение по умолчанию:** myAgent.Speed1
- Checkboxes:  Отображать имя,  Исключить

Рисунок 4.9 – Параметр швидкості конвеєра

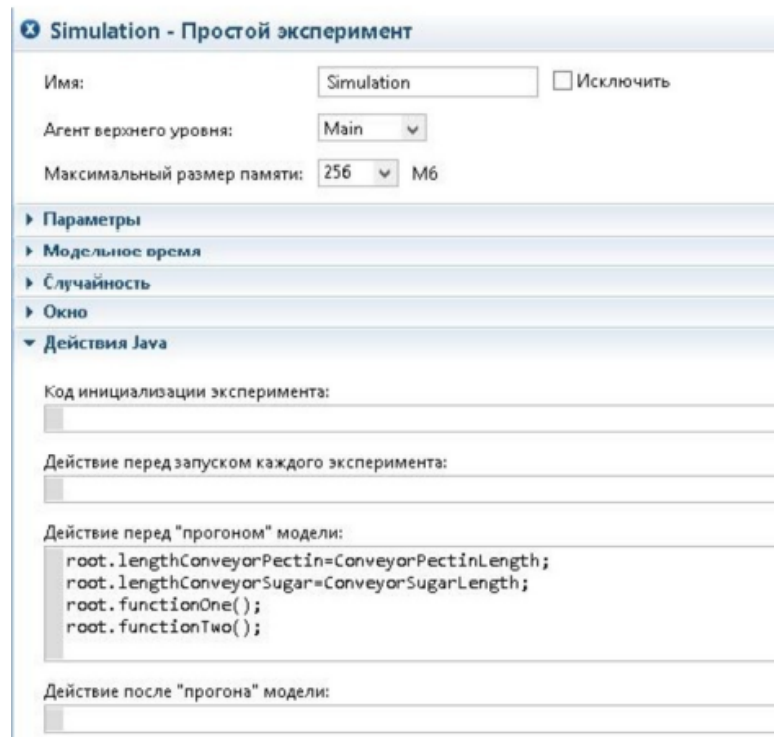
Для регулювання часу дозування необхідних рецептурних компонентів продукту призначений тимчасовий параметр. Він використовується як імітація автоматизованого дозування компонентів, за певних умов, що відповідають за перебіг процесу (рис. 4.10).

The screenshot shows a configuration window titled "TimeOne - Параметр". It contains the following fields and options:

- Имя:** TimeOne
- Видимость:** да (radio button selected)
- Тип:** Время (dropdown menu)
- Единица измерения:** секунды (dropdown menu)
- Значение по умолчанию:** myAgent.Time1
- Checkboxes:  Отображать имя,  Исключить

Рисунок 4.10 – Тимчасовий параметр

Перед запуском моделі необхідно налаштувати параметри симуляції досліджуваного процесу (рис. 4.11). Для цього набирають потрібні функції або змінні в пункт, який виконує дії перед завантаженням моделі, який в подальшому активує або змінює заявлені значення.



**Simulation - Простой эксперимент**

Имя:   Исключить

Агент верхнего уровня:

Максимальный размер памяти:  M6

- ▶ Параметры
- ▶ Модельное время
- ▶ Случайность
- ▶ Окно
- ▼ Действия Java

Код инициализации эксперимента:

Действие перед запуском каждого эксперимента:

Действие перед "прогоном" модели:

```
root.lengthConveyorPectin=ConveyorPectinLength;  
root.lengthConveyorSugar=ConveyorSugarLength;  
root.functionOne();  
root.functionTwo();
```

Действие после "прогона" модели:

Рисунок 4.11 - Налаштування параметрів перед запуском

## ВИСНОВКИ

Проаналізовано технологічний процес безтарного зберігання борошна як об'єкт автоматизації. Наведено, що традиційні ПДД-регулятори не підходять у разі керування складним багато параметричним процесом із нелінійними зв'язками між параметрами.

Побудована параметрична модель складу безтарного зберігання борошна, виявила найбільш важливі параметри для якості борошна, що залежать у свою чергу від клімату всередині силосу. За допомогою структурно-параметричної моделі складу безтарного зберігання борошна, отримано оптимальний критерій якості.

Наведено узагальнену математичну модель процесу забезпечення параметрів клімату всередині силосу на основі багатозв'язкової системи автоматичного регулювання у вигляді її структури та опису динамічних властивостей передатними функціями. Особливістю моделі є облік багатозв'язку об'єкта управління і повніший облік зовнішніх збурень, пов'язаних із зміною умов протікання процесу безтарного зберігання борошна в силосах.

Наведено, що перспективні системи автоматичного керування параметрами клімату в силосі для технологічного процесу безтарного зберігання борошна доцільно будувати як мінімум з урахуванням багатозв'язності об'єкта керування.

Зроблено математичний опис нейромережевого регулятора, підібрано кількість шарів та нейронів кожного шару нейронної мережі. Розроблено алгоритм та проведено навчання нейронної мережі, а також проаналізовано працездатність нейромережевої моделі. Розроблено алгоритм роботи інтелектуального комплексу адаптивного керування параметрами клімату процесу безтарного зберігання борошна найвищого гатунку. Проведено імітаційне моделювання технологічного процесу безтарного зберігання муки в AnyLogic. Представлена імітаційна модель складу БХМ, а також її візуалізація у двовимірному графіку, що відображає динамічну поведінку логічної імітаційної моделі.



## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Савостін С.Д. Автоматизація контролю показників якості борошна у процес розмелювання з використанням інтелектуальних технологій. Кандидатська дисертація, Москва, 2014 року.
2. Кареліна Є.Б. Моделювання процесу підтримки мікроклімату у силосах. //У збірнику: Живі системи та біологічна безпека населення. 2017
3. Rumelhart DE, Hinton GE. Williams R.J. Study of internal ideas by spreading errors. Cambridge
4. Пішка М.С. Адаптивна система управління параметрами мікроклімату процесів виробництва та зберігання харчових продуктів. Кандидатська дисертація / Київ 2015.
5. Комашинський В.І., Смирнов Д.А. Нейронні мережі та їх застосування у системах управління та зв'язку. 2013
6. Айвазян С.А., Мхітарян В.С. Прикладна статистика та основи економетрики. 2012
7. Горбань О.М. Навчання нейронних мереж. 2012
8. Кохонен Т. Асоціативна пам'ять. 2014
9. Вассерман В. Нейрокомп'ютерна техніка: теорія та практика. 2012
10. Gibb J.C.G.H. Backpropagation Family Album. Macquarie University, 2016 - August.
11. Головка В.А., Нейронні мережі: навчання, організація та застосування. Нейрокомп'ютери та їх застосування. 2013
12. Ku C.-C., Lee K. Y. Diagonal recurrent neural networks for dynamic systems control. 2014
13. Haykin S., Yee P., Derbez E. Optimum nonlinear filtering. 2017
14. Омату С., Халід М., Юсоф Р. Нейроуправління та його застосування. Нейрокомп'ютери та їх застосування. 2011

15. Tariq S. Neurocontrol: Concepts and Practical Considerations // Intelligent control systems: theory and applications. 2016
16. Єлісеєв В.І., Філаретов Г.Ф. Моделирование ПД-контролера за допомогою штучної нейронної мережі // Перспективні технології автоматизації. 2015
17. Інтелектуальні системи автоматичного управління/Под ред. І.М.Макарова, В.М.Лохіна. 2014
18. Narendra K.A., Mukhopadhyay S. Intelligent control using neural networks // Intelligent control systems: theory and applications. 2016
19. Haykin S., Yee P., Derbez E. Optimum nonlinear filtering // IEEE Trans on Signal Processing. 2017
20. Іванов Я.В. Математичне та алгоритмічне забезпечення автоматизації процесу формування кондитерських мас з використанням цифрової відеозйомки. 2018
21. Тужилкін В.І., Горбаток А.В., Новицький В.О. Створення комплексних інформаційних систем для управління підприємствами переробки галузей АПК с. 393 - 395.
22. Єлісеєв В.Л. Розробка та дослідження нейромережевих алгоритмів управління стаціонарними та нестаціонарними об'єктами. Кандидатська дисертація, 2012.
23. Кареліна Є.Б, Благовіщенська М.М., Клеха Д.Ю. Використання нейромережевого регулятора управління технологічним процесом безтарного зберігання борошна. //Зберігання та переробка сільго-сировини. 2017. №9.
24. Кареліна Є.Б, Благовіщенська М.М., Петряков А.Н, Благовіщенський І.Г. Розробка системи оцінки якості харчових виробів із використанням штучних нейронних мереж. У збірнику: Автоматизації та управління технологічними та бізнес-процесами в харчовій промисловості. Збірник наукових доповідей міжнародної науково-практичної конференції. 2016. С. 165-170.
25. Благовіщенський І.Г, Автоматизована експертна система контролю у потоці показників якості помадних цукерок з використанням нейромережевих технологій та систем комп'ютерного зору. Кандидатська дисертація, Москва, 2015 року.