

**МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА**

АКПМ - 33.00.00.000 ПЗ

гр. АКПМ-24-2

**Олег АНТОНІК**

2025 рік

Міністерство освіти і науки України  
Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу  
Факультет автоматизації та енергетики  
Кафедра автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій

Антоник Олег Васильович

(прізвище, ім'я, по батькові)

УДК

681.5

(індекс)

## МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

Розроблення інтелектуальної система керування на основі штучних нейронних

(назва роботи)

мереж для управління процесом регенерації діетиленгліколю

Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології

(назва освітньої програми)

174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та роботехніка

(шифр і назва спеціальності)

**Консультант з нормоконтролю**

асистент

(посада)

Л.І. Лагойда

(підпис)

(дата)

(ініціали та прізвище)

**Здобувач освітнього ступеня**

АКПм-24-2

(шифр групи)

(підпис)

(дата)

О.В.Антоник

(ініціали та прізвище)

**Науковий керівник**

доц., к.т.н.

(науковий ступінь, вчене звання) (підпис) (дата) (ініціали та прізвище)

В.С.Борин

**Допущено до захисту**

**Завідувач кафедри**

доц., к.т.н.

(посада)

(підпис)

(дата)

А.І. Лагойда

(ініціали та прізвище)

**Рецензент-опонент**

доц.,к.т.н.

(посада)

(підпис)

(дата)

Л.Я.Чигур

(ініціали та прізвище)

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

Івано-Франківськ - 2025

**Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу**

(повне найменування закладу вищої освіти)

Факультет автоматизації та енергетики

Кафедра автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій

Освітній рівень магістерський

Спеціальність 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка

(шифр і назва)

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

**Завідувач кафедри АКИТ**

(А.І. Лагойда)

«\_\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ року

**З А В Д А Н Н Я  
НА МАГІСТЕРСКУ РОБОТУ СТУДЕНТОВІ**

**Антонику Олегу Васильовичу**

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розроблення інтелектуальної система керування на основі штучних нейронних мереж для управління процесом регенерації діетиленгліколю

керівник роботи доцент, к.т.н. Борин Василь Степанович

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом закладу вищої освіти від «10» листопада 2025 року № 699/7

2. Строк подання студентом роботи 08 грудня 2025 року

3. Вихідні дані до роботи Літературні джерела, матеріали переддипломної практики, технологічний регламент

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) Вступ. 1. Технологічний аналіз системи регенерації діетиленгліколю з позицій керованості процесу. 2. Побудова математичної моделі технологічного процесу регенерації діетиленгліколю. 3. Моделювання технологічного процесу регенерації діетиленгліколю на основі нейромережових структур. 4. Реалізація технологічного процесу регенерації ДЕГ на установці. Висновки. Список використаних джерел

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

## 6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

7. Дата видачі завдання 01 березня 2025 року

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів магістерської роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1.	Вступ	15.03 2025	
2.	Технологічний аналіз системи регенерації діетиленгліколю з позицій керованості процесу	01.04 2025	
3.	Побудова математичної моделі технологічного процесу регенерації діетиленгліколю	15.06.2025	
4.	Моделювання технологічного процесу регенерації діетиленгліколю на основі нейромережових структур	30.09.2025	
5	Реалізація технологічного процесу регенерації дег на установці	30.11.2025	

Студент \_\_\_\_\_  
(підпис)

Антоник О.В. \_\_\_\_\_  
(прізвище та ініціали)

Керівник роботи \_\_\_\_\_  
(підпис)

Борин В.С. \_\_\_\_\_  
(прізвище та ініціали)

## АНОТАЦІЯ

У магістерській роботі розглянуто проблему підвищення ефективності та надійності керування процесом регенерації діетиленгліколю (ДЕГ), що є ключовою стадією технологічних схем осушення природного газу. У зв'язку з цим у роботі запропоновано підхід до проектування інтелектуальної системи керування на основі штучних нейронних мереж, здатної адаптивно перебудовувати свої параметри залежно від зміни режимів роботи установки регенерації.

Проведено детальний аналіз технологічних характеристик процесу регенерації ДЕГ, зокрема динаміки температурних, тискових та концентраційних параметрів, а також визначено критичні точки, що найбільше впливають на якість очищення та енергоефективність. На основі цих даних розроблено структуру нейронної мережі, оптимізовану для прогнозування стану технологічного об'єкта та формування керуючих впливів у режимі реального часу. Особливу увагу приділено підготовці навчальної вибірки, що включає експериментальні та модельні дані, а також методам підвищення узагальнювальної здатності моделі.

Розроблена інтелектуальна система керування дала змогу знизити відхилення основних параметрів від заданих значень, покращити якість регенерації ДЕГ та підвищити стабільність функціонування технологічної установки. Отримані результати підтверджують перспективність застосування штучних нейронних мереж для управління складними хімічно-технологічними процесами та створюють підґрунтя для подальшої інтеграції інтелектуальних алгоритмів у системи промислової автоматизації.

**Ключові слова:** ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КЕРУВАННЯ, ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ; РЕГЕНЕРАЦІЯ ДІЕТИЛЕНГЛІКОЛЮ; МОДЕЛЮВАННЯ; ПРОГНОЗУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ

## ANNOTATION

The master's thesis considers the problem of increasing the efficiency and reliability of controlling the diethylene glycol (DEG) regeneration process, which is a key stage in technological schemes for drying natural gas. In this regard, the paper proposes an approach to designing an intelligent control system based on artificial neural networks, capable of adaptively restructuring its parameters depending on changes in the operating modes of the regeneration unit.

A detailed analysis of the technological characteristics of the DEG regeneration process was conducted, in particular the dynamics of temperature, pressure, and concentration parameters, and critical points that most affect the quality of purification and energy efficiency were identified. Based on these data, a neural network structure optimized for predicting the state of a technological object and forming control effects in real time was developed. Particular attention was paid to the preparation of a training sample, which includes experimental and model data, as well as methods for increasing the generalization ability of the model.

The developed intelligent control system made it possible to reduce the deviation of the main parameters from the set values, improve the quality of DEG regeneration, and increase the stability of the technological installation. The results obtained confirm the promising application of artificial neural networks for controlling complex chemical and technological processes and create a basis for further integration of intelligent algorithms into industrial automation systems.

**Keywords:** INTELLIGENT CONTROL SYSTEM, ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS; DIETHYLENE GLYCOL REGENERATION; MODELING; PARAMETER PREDICTION

## ЗМІСТ

	ст.
ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ І СКОРОЧЕНЬ.....	7
ВСТУП.....	8
<b>РОЗДІЛ 1. ТЕХНОЛОГІЧНИЙ АНАЛІЗ СИСТЕМИ РЕГЕНЕРАЦІЇ</b>	
<b>ДІЕТИЛЕНГЛІКОЛЮ З ПОЗИЦІЙ КЕРОВАНOSTІ ПРОЦЕСУ .....</b>	<b>12</b>
1.1 Аналіз технологічного процесу регенерації діетиленгліколю .....	12
1.2 Аналіз існуючих технологічних схем технологічного процесу регенерації ДЕГу .....	17
1.3 Огляд літературних джерел, щодо використання нейромереж .....	19
Висновки до розділу 1.....	24
<b>РОЗДІЛ 2. ПОБУДОВА МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ</b>	
<b>ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ РЕГЕНЕРАЦІЇ ДІЕТИЛЕНГЛІКОЛЮ ..</b>	<b>25</b>
2.1 Огляд і аналіз методів побудови математичних моделей, які застосовуються для отримання опису заданої системи .....	25
2.2 Побудова математичної моделі .....	26
2.3 Побудова динамічної характеристики .....	36
2.4 Побудова статичних характеристик .....	37
2.5 Висновки до розділу 2.....	38
<b>РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ</b>	
<b>РЕГЕНЕРАЦІЇ ДІЕТИЛЕНГЛІКОЛЮ НА ОСНОВІ</b>	
<b>НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ СТРУКТУР .....</b>	<b>40</b>
3.1 Побудова математичних моделей за допомогою нейромереж .....	40
3.2. Побудова нейромережевої моделі технологічного процесу регенерації ДЕГу.....	47
3.3 Навчання нейромережевих моделей.....	49
Висновки до розділу 3.....	51
<b>РОЗДІЛ 4. РЕАЛІЗАЦІЯ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ РЕГЕНЕРАЦІЇ</b>	

ДЕГ НА УСТАНОВЦІ .....	53
4.1 Конструювання функціональної схеми регенерації на установці .....	53
4.2 Розробка SCADA-системи технологічного процесу регенерації диетиленгліколю з використанням штучних нейромереж .....	57
Висновки до розділу 4.....	65
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ.....	66
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	68

## ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ І СКОРОЧЕНЬ

АСК - автоматизована система керування;

АСР - автоматизована система регулювання;

АРМ - автоматизоване робоче місце;

ВК - вимірюваний канал

ДЕГ - диетиленгліколь;

РП - регенераційна піч

КО - керований об'єкт;

ММ - математична модель;

НДЕГ - насичений диетиленгліколь

РДЕГ - регенерований диетиленгліколь

САК - система автоматичного керування;

ТЗА - технічні засоби автоматизації;

ШНМ - штучна нейромережа

## ВСТУП

**Актуальність теми.** Підвищення вимог до якості підготовки природного та попутного нафтового газу, зокрема щодо залишкової вологості та стабільності технологічних параметрів осушення, робить процес регенерації діетиленгліколю (ДЕГ) одним із ключових етапів забезпечення надійності роботи газотранспортної інфраструктури. Від ефективності регенерації абсорбента безпосередньо залежать енергетичні витрати установки, ступінь очищення газу, запобігання гідратоутворенню та корозії, а також загальний техніко-економічний показник експлуатації обладнання.

Традиційні методи керування процесом регенерації ДЕГ базуються на статичних алгоритмах та періодичному контролі параметрів, що не дозволяє оперативно реагувати на динамічні зміни у властивостях абсорбента, коливання навантаження або нестабільність температурно-технологічного режиму десорбера. У таких умовах зростають втрати гліколю, підвищуються витрати теплової енергії, погіршується якість осушення газу, а також збільшується ризик відхилення від регламентованих вимог щодо концентрації регенованого розчину.

Сучасні тенденції розвитку автоматизованих систем керування вимагають впровадження інтелектуальних підходів, здатних забезпечувати прогнозування технологічних відхилень, адаптацію до змінних умов та оптимізацію режимів роботи в реальному часі. Штучні нейронні мережі, завдяки здатності до самонавчання, апроксимації нелінійних залежностей та виявлення прихованих закономірностей у багатовимірних процесах, є ефективним інструментом для підвищення точності та стабільності керування процесом регенерації ДЕГ.

Таким чином, тема розроблення інтелектуальної системи керування процесом регенерації діетиленгліколю є актуальною з технічної, енергетичної та економічної точок зору, відповідає сучасним тенденціям Industry 4.0 та сприяє підвищенню надійності та ефективності функціонування систем осушення природного газу.

**Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.** Дана магістерська робота виконувалась автором відповідно до основного наукового напрямку діяльності кафедри «Автоматизації та комп'ютерно - інтегрованих технологій» Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу (ІФНТУНГ). «Синтез комп'ютерних систем та розробка програмного забезпечення для об'єктів нафтогазового комплексу» (ДР №011U005890) та комплексної цільової програми «Науково-організаційні засади нарощування видобутку вітчизняних нафти і газу та диверсифікації постачання енергетичних ресурсів для підвищення енергетичної безпеки України» (ДР №0115U007099). В рамках зазначеної теми автором безпосередньо було виконано розділи роботи із розроблення системи автоматичного управління процесом низькотемпературної сепарації газу з використанням штучних нейромереж.

**Мета і завдання дослідження.** Метою магістерської роботи є розробка нейромережної моделі для підвищення ефективності управління технологічним процесом регенерації ДЕГу.

Розроблення інтелектуальної системи керування на основі нейронних мереж дозволить:

- забезпечити безперервний контроль концентрації та властивостей абсорбента без необхідності частих лабораторних аналізів;
- мінімізувати енергетичні витрати за рахунок оптимізації температурно-теплового режиму десорбера;
- підвищити якість регенерації та ефективність осушення газу;
- зменшити втрати гліколю та ризик аварійних режимів;
- підвищити рівень автоматизації та цифровізації технологічних процесів на об'єктах газової промисловості.

**Об'єктом дослідження** є десорбер.

**Предметом дослідження** є методи і алгоритми керування роботою процесу регенерації на базі нейромереж.

**Методи дослідження.** Методи теорії автоматичного керування – для розробки системи керування технологічним процесом регенерації газу та

алгоритму її функціонування. Методи теорії штучних нейромереж – для подальшого розвитку розробленої системи; методи імітаційного моделювання – для тестування розробленої системи на ПК.

**Наукова новизна одержаних результатів** полягає у наступному:

1. Вперше запропоновано комплексну архітектуру інтелектуальної системи керування процесом регенерації діетиленгліколю (ДЕГ), що поєднує глибинні нейронні мережі, адаптивні моделі прогнозування та алгоритми оптимізаційного управління для забезпечення стабільної роботи абсорбційно-регенераційного циклу за умов змінних параметрів вхідного газового потоку.

2. Розроблено новий підхід до ідентифікації нелінійних динамічних характеристик процесу регенерації ДЕГ, який базується на застосуванні рекурентних нейромережних структур (LSTM/GRU). Це дозволило підвищити точність математичної моделі, зокрема у високочутливих режимах температурно-теплового балансу.

**Практичне значення одержаних результатів.** Використання нейромережних моделей для оптимізації температурних і теплових режимів ребойлера та теплообмінників дає можливість знизити питому витрату теплової енергії на 10–20%, що безпосередньо зменшує експлуатаційні витрати установки осушення газу.

Реалізація нейромережної моделі прогнозування деградації ДЕГ дозволяє здійснювати раннє виявлення погіршення його властивостей, оптимізувати частоту регенераційних циклів та звести до мінімуму втрати абсорбенту.

Розроблене програмне забезпечення може бути інтегроване з існуючими засобами автоматизації, що значно спрощує його впровадження на газопереробних і компресорних станціях.

Окремі розділи магістерської роботи можуть бути використані в навчальному процесі при читанні курсу «Автоматизація технологічних процесів в галузі» для студентів спеціальності 174 - «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка».

**Особистий внесок.** Всі наукові результати та положення магістерської роботи, які виносяться на захист, одержані автором на основі результатів аналізу літературних джерел і власних досліджень.

**Апробація результатів магістерської роботи.** Основні результати роботи доповідались і одержали позитивну оцінку на міжнародній конференції. Boryn V.S., Antonyk O.V. Intelligent control system based on artificial neural networks for controlling the diethylene glycol regeneration process. Modern aspects of modernization of science: status, problems, development trends. Materials of the 62th International Scientific and Practical Conference. November 7, 2025, Shumen (Bulgaria). Pp. 106-109. DOI: <https://doi.org/10.52058/62>

**Публікації.** Основні результати магістерської роботи викладено у 1 публікації (тези міжнародної конференції).

**Структура і обсяг магістерської роботи.** Магістерська робота складається зі вступу, семи розділів, висновків і додатків. Обсяг роботи 71 сторінок машинописного тексту.

Магістерська робота містить 15 рисунків, 3 таблиць, список використаних літературних джерел із 33 найменувань.

# РОЗДІЛ 1

## ТЕХНОЛОГІЧНИЙ АНАЛІЗ СИСТЕМИ РЕГЕНЕРАЦІЇ ДІЕТИЛЕНГЛІКОЛЮ З ПОЗИЦІЙ КЕРОВАНOSTІ ПРОЦЕСУ

### 1.1 Аналіз технологічного процесу регенерації діетиленгліколю

У процесі транспортування природного газу магістральними газопроводами істотне значення має суворе дотримання нормативних вимог щодо вмісту вологи в газовому потоці. Перевищення допустимих показників призводить до утворення кристалогідратів у внутрішньому просторі трубопроводів та технологічного обладнання, а також спричиняє інтенсифікацію корозійних процесів. Такі явища зумовлюють збільшення експлуатаційних витрат і в окремих випадках стають причиною аварійних ситуацій. Одним із найбільш поширених методів вилучення пароподібної вологи є абсорбційне осушення природного газу з використанням гліколевих розчинів [1].

За умови транспортування великих об'ємів природного газу абсорбційне осушення є найефективнішим і найекономічнішим способом запобігання утворенню гідратів та внутрішньої корозії магістральних трубопроводів. У промислових умовах підготовка газу до транспортування передбачає його осушення переважно в абсорбційних установках, де як абсорбенти головним чином застосовують діетиленгліколь (ДЕГ). Осушення газу здійснюється в спеціалізованих апаратах: газ, попередньо очищений від крапельної вологи у нижній скрубєрній секції абсорбера, контактує з розчином діетиленгліколю, після чого, пройшовши верхню скрубєрну секцію для відділення винесених крапель абсорбенту, надходить у газотранспортну систему.

Насичений вологою розчин ДЕГ підлягає регенерації у випарній колоні (десорбері). Ефективність та економічність роботи абсорбційних установок значною мірою визначаються температурним режимом десорбера, який залежить від початкового вмісту води в розчині, що надходить на регенерацію,

та необхідного ступеня відновлення абсорбенту. Концентрація регенованого ДЕГ зазвичай становить 98,5–99,5 % мас. На сучасних установках контроль якості абсорбенту здійснюється переважно шляхом відбору проб та подальшого лабораторного аналізу, що обмежує рівень автоматизації процесу і негативно впливає на експлуатаційно-технологічні показники. З огляду на викладене, актуальною науково-технічною задачею є забезпечення оперативного контролю вмісту води в абсорбенті як на вході, так і на виході абсорбера [2].

У процесі транспортування природного газу магістральними газопроводами особлива увага приділяється контролю вмісту вологи в газовому потоці. Чітке дотримання нормативів щодо максимально допустимої концентрації пароподібної вологи є обов'язковою вимогою, закріпленою як у державних стандартах, так і в міжнародних контрактах на постачання газу. Порушення цих норм здатне спричинити утворення кристалогідратів, підвищення інтенсивності корозійних процесів, а також зниження надійності та ефективності роботи газотранспортної системи.

Головним критерієм оптимальності будь-якої технологічної схеми є досягнення необхідних параметрів підготовки газу за умови мінімальних приведених витрат. Аналіз сучасних абсорбційних технологій осушення природного газу гліколями свідчить, що найбільшу частку експлуатаційних витрат становлять втрати абсорбенту (50–80 %) та теплова енергія, необхідна для його регенерації (21–50 %). Таким чином, вдосконалення технологічних схем повинно передбачати, передусім, мінімізацію втрат гліколю та зниження енергетичних витрат на стадіях абсорбції та десорбції [3].

Підготовка природних і попутних нафтових газів залишається одним із ключових завдань сучасної газопереробної галузі. Перед подачею до магістральних трубопроводів газ необхідно очистити від кислих компонентів і осушити до значень, що виключають корозію обладнання та утворення гідратів. Існуючі промислові установки осушення базуються на однакових принципах масообмінної взаємодії, використовують висококонцентровані органічні абсорбенти — гліколі, зокрема діетиленгліколь і триетиленгліколь.

Типова схема установки осушення природного газу включає абсорбер, у якому відбувається контакт газового потоку з абсорбентом, десорбер (регенераційну колонну), теплообмінне обладнання для регулювання температури абсорбенту, а також ємнісні апарати для збирання і стабілізації розчинів [4]. На ефективність процесу регенерації діетиленгліколю впливають такі параметри, як концентрація та витрата абсорбенту, температура та тиск у десорбері, тепловий баланс системи та характеристики масообмінних поверхонь.

Абсорбція та десорбція належать до фундаментальних масообмінних процесів, що лежать в основі розділення нафтових і природних газів. Абсорбційний метод широко застосовується для вилучення газового бензину, зріджених вуглеводневих газів і видалення домішок. Фізична сутність цих процесів зводиться до встановлення рівноваги між газовою і рідинною фазами, яка досягається шляхом дифузійного перенесення компонента з однієї фази в іншу. Рушійною силою є різниця парціальних тисків компонента у фазах: якщо парціальний тиск у газовій фазі перевищує аналогічний показник у рідинній — відбувається абсорбція; у протилежному випадку має місце десорбція.

Удосконалення систем осушення газу потребує поглибленої оптимізації масообмінних процесів, підвищення точності контролю параметрів регенерації гліколю та впровадження інтелектуальних систем керування, що забезпечують адаптацію до змінних умов роботи та зменшення ресурсних втрат.

У процесі десорбції багатоконпонентних сумішей у десорбційних апаратах, зокрема на теоретичних тарілках, рідина і газ перебувають у стані фазової рівноваги: рідина кипить, а пар є насиченим. Температура рідини на кожній тарілці або в конкретній точці апарата визначається тиском і складом суміші, що безпосередньо впливає на ефективність масообмінного процесу. На відміну від десорбції, під час абсорбції температура системи не є жорстко пов'язаною з тиском і може бути обрана в певних технологічних межах, що дозволяє гнучко регулювати умови контакту газу з абсорбентом.

Дотримання нормативів щодо вмісту пароподібної вологи є обов'язковим при постачанні природного газу, що закріплено в контрактах і державних стандартах. Основною вимогою до будь-якої технологічної схеми підготовки газу є досягнення заданого рівня осушення при мінімальних приведених витратах. Значний вплив на ефективність процесу осушки має глибина регенерації розчину абсорбенту, насиченого водою. Для концентрацій розчинів 96,0–97,5 % мас. застосовується десорбція при тиску, близькому до атмосферного. Бажану концентрацію ДЕГу можливо досягти лише за умови повного інформаційного контролю і оптимального керування технологічним процесом [5].

Для осушення газу до точки роси  $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$  використовуються водні розчини гліколю з концентрацією 99–99,5 % масових. Концентрація абсорбенту залежить від ефективності регенерації: при десорбції ДЕГу за тиску 0,1 МПа його концентрація становить близько 97,5 %. Для отримання більш високої концентрації створюють вакуум у десорбері. Оптимальна концентрація гліколю визначається умовами рівноваги між тиском насичених парів над розчином гліколю та у газовій фазі при заданій температурі контакту. Об'єм подачі гліколю в групу абсорберів залежить від тиску і температури у абсорберах і коливається в межах 25–35 м<sup>3</sup>/год.

Підвищення температури сприяє інтенсифікації десорбції, оскільки збільшується хаотичний рух молекул поглинутого компонента та їх відрив від поверхні абсорбента. Однак температура в десорбері обмежується термічною стабільністю абсорбенту і зазвичай становить 115–167 °С, залежно від типу гліколю та способу його регенерації. Зменшення тиску в десорбері також покращує процес десорбції, збільшуючи швидкість виходу вологи з абсорбенту. Робочий тиск у колоні регулюється автоматично за допомогою клапана на лінії виводу вилученого компонента і варіюється у межах 0,15–1,1 МПа залежно від природи поглинутого компоненту та типу абсорбенту.

Крім температури і тиску, контроль ефективності абсорбційного процесу здійснюється через моніторинг складу газової суміші за допомогою

газоаналізаторів або хроматографів, що дозволяє підтримувати задані параметри осушення та забезпечувати стабільну роботу технологічної установки.

Таблиця 1.1

### Температура регенерації ДЕГу

Температура, °С	
Кипіння при 101кПа	245
Початок розкладу	170
Регенерація	149-163
Точка роси	55

Зменшення тиску в десорбері покращує процес десорбції поглинутого компонента (вологи), оскільки зростає швидкість його виходу із абсорбенту.

Таблиця 1.2

### Тиск в десорбері

Показник	Тиск в апараті, кПа	Концентрація регенованого ДЕГу, %
Регенерація при атмосферному тиску	106	97-97,5
Регенерація під вакуумом	53-30	98,5-99,3
З подачею відпарного газу в випарник	106	99,5
З подачею відпарного газу в низ колони	106	99,8

ДЕГ являє собою в'язку без кольору і запаху рідину, густиною 1,115-1,118г\см<sup>3</sup> ( при  $t = 20^{\circ}\text{C}$  ) ГОСТ 10136-77, температурою кипіння 244, 8<sup>0</sup>С при 0,1013 МПА. ДЕГ малорозчинний в бензолі, окислюється і гідролізується,

змішується із водою при будь яких співвідношеннях. Робоча концентрація ДЕГу 90-99% . Зберігається в герметично закритій сталій або алюмінієвій тарі ( в приміщені, з доброю вентиляцією).

*Таблиця 1.3*

**Залежність температури кипіння від тиску**

Тиск, р, мм.рт.ст	Температура ДЕГу, t <sup>0</sup> C
1	91,8
5	120
10	133,8
20	148,0
40	164,3
60	174
100	187,5
200	207
400	226,5
760	244,8

**1.2 Аналіз існуючих технологічних схем технологічного процесу регенерації ДЕГу**

В роботах [6],[7],[8] запропоновано різні варіанти технологічних схем регенерації діетиленгліколю.

На більшості УКПГ використовується установки регенерації ДЕГу з його нагрівом в змієвику печі без застосування проміжного теплоносія. Режим роботи такої установки – вакуумний.

В результаті аналізу фактичних параметрів роботи такої установки виявлено ряд проблем, пов'язаних з її експлуатацією.

Основним недоліком данного способу регенерації є необхідність подачі ДЕГу в змієвик печі насосом, тобто з надлишковим тиском для подолання опору змієвиків і рівня рідини в них. Так як тиск на вході змієвика  $P_{вх}$  і на виході  $P_{вих}$  різний  $P_{вих} \geq P_{вх}$  і при цьому  $P_{вих}$  практично рівний тиску в колоні (тобто це вакуум), в верхній частині труб змієвика відбувається часткове кипіння розчину гліколю з утворенням парорідинної суміші, тобто піч виходить з ладу. Крім цього, в зоні парової фази відбувається інтенсивна корозія.

Одночасно зі зниженням тиску потоку на виході з печі відбувається утворення двофазової парорідинної суміші, що призводить до падіння температури потоку. Ця температура безпосередньо визначає кінцеву концентрацію регенованого діетиленгліколю (ДЕГу) у колоні регенерації. Зокрема, при зниженні тиску з 117,6 кПа на виході з печі до вакууму 68,6 кПа (тиск у десорбері) різниця температур потоку між виходом із печі та входом у колонну, з урахуванням тепловтрат через віддаленість печі, може досягати 12–15 °С. Таке зниження температури негативно впливає на ефективність процесу десорбції та не дозволяє досягти необхідної концентрації регенованого ДЕГу. Внаслідок цього погіршується якість осушки природного газу в абсорберах, що, у свою чергу, знижує ефективність всього технологічного циклу підготовки газу.

У технологічній схемі регенерації цей процес показує критичну взаємозалежність між тиском у колоні, температурою на вході та виході потоку і кінцевою концентрацією ДЕГу. Забезпечення стабільного температурно-технологічного режиму можливе за рахунок автоматичного регулювання тиску в колоні, оптимізації роботи печі та використання теплообмінного обладнання для компенсації тепловтрат. Впровадження таких контрольних заходів дозволяє

підвищити точність і стабільність регенерації абсорбенту та гарантує ефективну роботу абсорберів при осушенні газу.

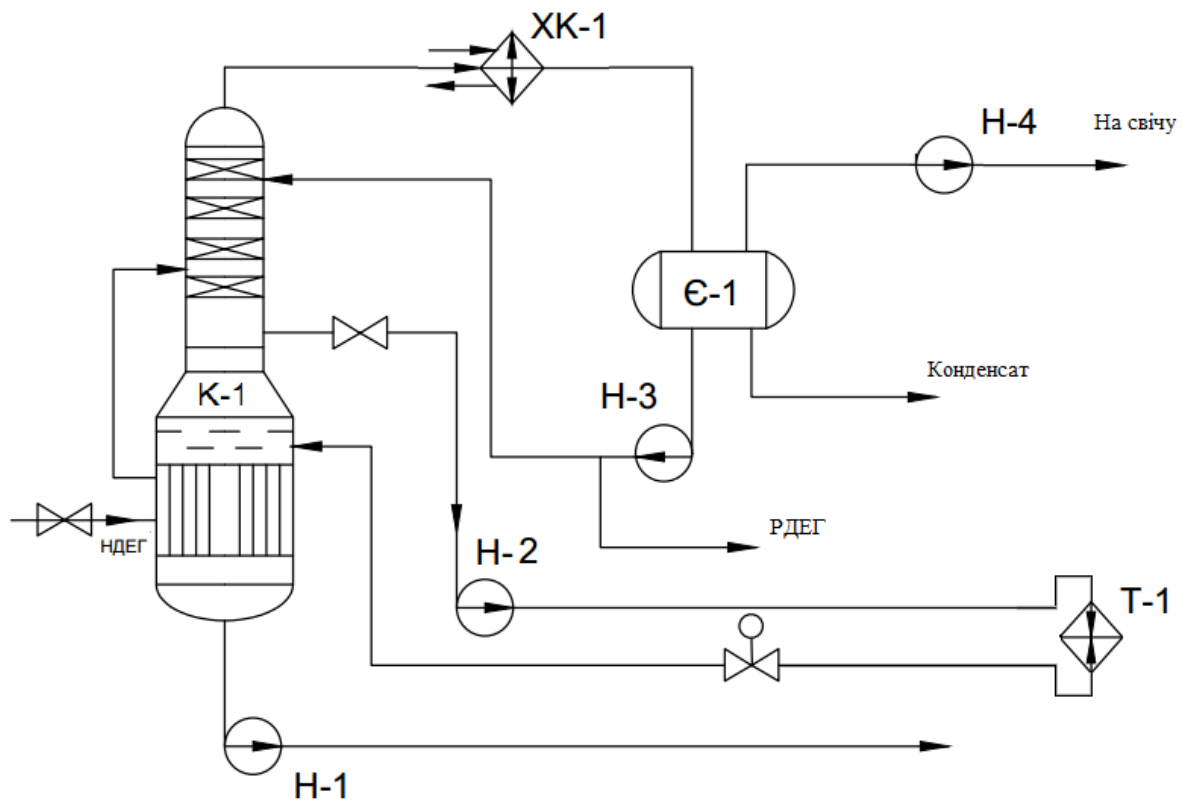


Рис 1.1. Технологічна схема установки регенерації ДЕГ у на УКПП

### 1.3. Огляд літературних джерел, щодо використання нейромереж

Стрімкий розвиток обчислювальної техніки [9], зниження її вартості та підвищення точності і універсальності сприяють широкому впровадженню інформаційних технологій (ІТ) у всі галузі промисловості без винятку. Сучасні спеціалізовані програмні засоби дозволяють ефективно виконувати проектування, планування та оптимізацію виробничих процесів будь-якої складності. Останні роки характеризуються зростанням наукового інтересу до систем автоматизованого керування на базі нейромережових підходів та інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень (ІСППР).

Теорія штучних нейронних мереж (ШНМ) є перспективним напрямком сучасної математики, інформатики та кібернетики, що відкриває нові

можливості для моделювання складних нелінійних процесів. Багато дослідників проводили як теоретичні, так і практичні дослідження щодо створення нейронних мереж з різною динамікою для розв'язання задач лінійної, квадратичної, нелінійної та комбінаторної оптимізації. Методи, засновані на використанні ШНМ, дозволяють значно підвищити оперативність розв'язання завдань, забезпечуючи при цьому достатню точність результатів, навіть у разі обмеженої кількості вхідних даних.

У теорії автоматичного керування розроблено багато методів, що дозволяють оптимізувати роботу систем за певними критеріями якості, проте традиційні математичні апарати не завжди забезпечують задовільні результати у складних умовах, коли доступна обмежена інформація або існує невизначеність параметрів. У зв'язку з цим значного поширення набули так звані «м'які» обчислення, принцип яких полягає у забезпеченні прийнятної якості керування (не обов'язково оптимальної) в умовах невизначеності за порівняно низьких витрат ресурсів (часових, вартісних, обчислювальних). До «м'яких» обчислень належать експертні системи, нейронні мережі, нечіткі системи, генетичні алгоритми та інші сучасні інформаційні технології.

Історія розвитку нейронних мереж [10] налічує понад сім десятиліть і бере початок у 1943 році зі статті нейрофізіолога Уоррена Маккалоха та математика Уолтера Піттса, де було вперше описано штучні нейрони та електричну модель нейронної мережі. З того часу концепції побудови нейронних мереж зазнали кілька радикальних змін. Науковці активно досліджують нейромережеві технології, публікують численні монографії, статті та беруть участь у міжнародних конференціях, що свідчить про значний потенціал цього напрямку у майбутніх розробках.

Ф. Уоссермен у книзі «Нейрокомп'ютерна техніка: Теорія и практика» детально описує структуру нейрокомп'ютерів, принципи побудови нейронних мереж та алгоритми їх налаштування. И.В. Заєнцев розглянув основні моделі нейронних мереж і методи їх навчання, включаючи багатоваріантні перцептрони, мережі Кохонена та теорію адаптивного резонансу. Шевченко А.В. у статті

«Гипотеза сознания или нейроинформационные системы» аналізує функціонування біологічних інформаційних систем і пропонує концепції створення принципово нових штучних систем на основі синергетики, традиційного штучного інтелекту та нейромереж. Віхароз Я.З. запропонував методику навчання ШНМ на основі неповних даних, що дозволяє використовувати нейронні мережі в умовах інформаційної обмеженості. Телков А.Ю. дослідив етапи побудови експертних систем, механізми подання знань та особливості різних класів інтелектуальних систем, включаючи самонавчаємі, індуктивні та нейромережеві системи.

Огляд сучасних досліджень [11] показує, що значна частина робіт присвячена моделюванню, оптимізації та прогнозуванню виробничих процесів, розробці автоматизованих систем управління (АСУ) та систем автоматизованого проектування (САПР), а також систем діагностики та контролю якості. Водночас сфери застосування нейронних мереж у створенні інтелектуальних тренажерів, технологічних довідників, інформаційно-дорадчих систем, систем накопичення досвіду та експертних систем залишаються недостатньо вивченими. Саме в цих напрямках використання ШНМ є найбільш перспективним для розвитку промислової автоматизації та інтелектуальних систем управління.

У сучасній науковій літературі наведено численні приклади практичного використання штучних нейронних мереж (ШНМ) для вирішення задач керування різноманітними об'єктами. Зокрема, нейромережі широко застосовуються для діагностики стану нафтогазового обладнання та моніторингу технологічних процесів. На сьогоднішній день розроблено кілька методів нейрокерування, зокрема: імітуюче, інверсне, з прогнозуванням, багатомодульне, гібридне, допоміжне та інші [12].

Протягом останніх років спостерігається значне зростання інтересу до ШНМ у різних галузях: промисловості, бізнесі, медицині, геології, фізиці та інженерії. Нейронні мережі знайшли застосування там, де необхідно

вирішувати завдання прогнозування, класифікації або керування складними системами. Успіх ШНМ пояснюється кількома факторами:

1. *Висока адаптивність і нелінійність.* ШНМ здатні моделювати надзвичайно складні залежності між змінними, включно з нелінійними процесами, що часто не піддаються традиційним лінійним методам.
2. *Простота навчання.* Мережі навчаються на прикладах, що дозволяє автоматично виявляти структуру даних, хоча користувачу необхідно володіти базовими знаннями про підготовку даних, вибір архітектури мережі та інтерпретацію результатів.
3. *Універсальність.* Незалежно від конкретного виду ШНМ, процес моделювання зазвичай включає підготовку вхідних даних, вибір типу та архітектури мережі, її навчання та оцінку точності отриманих результатів.

Значна увага науковців та практиків до ШНМ підтверджується великою кількістю публікацій у наукових журналах, високим рівнем представництва на міжнародних конференціях та появою спеціалізованих секцій, присвячених нейрокомп'ютингу, обчислювальній техніці, теорії зв'язку та мультимедійним системам.

Інтелектуальні системи на основі ШНМ дозволяють ефективно розв'язувати проблеми розпізнавання образів, прогнозування, оптимізації та керування, де традиційні підходи часто не забезпечують необхідної гнучкості. Штучні нейронні мережі є електронними моделями нейронної структури мозку, який головним чином навчається з досвіду. Цей природний аналог демонструє, що ряд проблем, які наразі складно вирішити сучасними комп'ютерами, можуть бути ефективно реалізовані шляхом побудови спеціалізованих нейромережових структур.

Сучасний розвиток теорії формальних нейронних мереж характеризується створенням великої кількості алгоритмів їх функціонування та навчання, розробкою методів оптимізації структури для підвищення продуктивності та точності результатів, а також скорочення часу навчання.

Нові підходи до моделювання виробничих процесів, зокрема із використанням нейроподібних елементів, генетичних алгоритмів, еволюційних стратегій та нечіткої логіки, дозволяють створювати моделі, здатні працювати у реальному часі з високою точністю та можливістю адаптивного навчання в процесі експлуатації.

Дослідження ШНМ пов'язані з їх здатністю наближати обробку інформації до функціонування людського мозку, який є надзвичайно складною, нелінійною та паралельною системою обробки даних. Мозок організовує нейрони так, щоб вони могли ефективно виконувати конкретні задачі — розпізнавання образів, обробку сенсорної інформації та моторні функції — із швидкістю, недосяжною для сучасних комп'ютерів.

Штучні нейронні мережі являють собою обчислювальні структури, що моделюють прості біологічні процеси мозку. Вони здатні до навчання шляхом аналізу позитивних і негативних впливів. Елементарною одиницею є штучний нейрон, функціонування якого можна спрощено описати наступним чином:

1. Отримання нейроном вхідних сигналів (вектор).
2. Обчислення сумарного значення цих сигналів у тілі нейрона.
3. Формування вихідного сигналу залежно від результату скалярного множення вхідних сигналів на ваги; якщо результат не перевищує заданий поріг, вихідний сигнал не формується.
4. Передача вихідного сигналу іншим нейронам у мережі.

В умовах технологічних процесів регенерації діетиленгліколю (ДЕГ) відхилення параметрів від заданих норм призводить до зниження концентрації регенованого абсорбенту та неефективного осушення природного газу. Використання штучних нейронних мереж для автоматизованого керування процесом регенерації ДЕГ дозволяє підтримувати задану концентрацію абсорбенту, оптимізуючи роботу установок і забезпечуючи високий рівень якості технологічного процесу за умов повної інформаційної підтримки.

## Висновки до розділу 1

У цьому розділі магістерської роботи досліджено технологічний процес як об'єкт керування, наведено характеристику сировини та готового продукту, а також проведено детальний розгляд установки регенерації діетиленгліколю (ДЕГ). Здійснено огляд сучасних літературних джерел, присвячених застосуванню штучних нейронних мереж для автоматизованого керування технологічними процесами, зокрема в умовах складних нелінійних систем.

Особлива увага приділена точності та якості регулювання технологічного процесу, що є критично важливим для забезпечення оптимальної концентрації регенованого ДЕГу. Недотримання заданих параметрів призводить до зниження концентрації абсорбенту та, як наслідок, до неефективного осушення природного газу, що знижує продуктивність і економічну ефективність установки.

У роботі запропоновано підвищити ефективність системи автоматичного керування технологічним процесом регенерації ДЕГу шляхом створення та впровадження нейромережевої моделі. Такий підхід дозволяє забезпечити адаптивне керування процесом у реальному часі, підвищити стабільність і точність регулювання, а також зменшити енергетичні витрати та втрати абсорбенту, що є важливими показниками ефективності промислового осушення газу.

## РОЗДІЛ 2

### ПОБУДОВА МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ РЕГЕНЕРАЦІЇ ДИЕТИЛЕНГЛІКОЛЮ

#### 2.1 Огляд і аналіз методів побудови математичних моделей, які застосовуються для отримання опису заданої системи

Для аналізу заданого об'єкту регенерації ДЕГу існує велика кількість методів. Всі методи можна розділити на три групи, які включають:

1. Експеримент на реальному об'єкті
2. Експеримент на моделі тої ж фізичної моделі
3. Застосування метода аналогій

За точністю вирішення можна виділити точні і наближені методи. Розглянемо деякі з них.

Методи наближення функцій засновані на розкладі функції в ряд, визначенні числовими методами величини інтегралів чи підбору аналітичних виразів для опису експериментальних залежностей і вирішують завдання наближення одних функцій іншими, які для нас більш «зручні» по будь-яких критеріях. Іншими словами, при вирішенні всіх цих завдань ми будемо моделі вихідних залежностей, які зберігають їх основні властивості і в той же час вони найбільш зручні для аналізу та подальшого застосування.

Номографічний метод розрахунку заснований на графічному поданні (переважно на площині) функціональних залежностей від декількох змінних (формул, рівнянь, систем рівнянь). Отримані при цьому графічні уявлення (геометричні моделі) називаються номограмами. На відміну від інших геометричних моделей, номограма є рахунковим приладом, на якому обчислювальна операція замінюється виконанням простих геометричних операцій (накладення лінійки, проведення окружності, вимірювання відрізка і т.п.). Крім

цього, номограма може бути використана для аналізу номографованої залежності, виявлення взаємного впливу змінних, вивчення екстремальних властивостей і т.п.

Емпіричні методи пристосовані тільки для автоматизації та оптимізації конкретних діючих установок. Вони дозволяють здійснити тільки умовну оптимізацію, яка визначається конструкцією установки. При цьому вони не дають можливість оцінити, наскільки далекий знайдений оптимум від потенційно можливого для цього процесу. Аналітичні методи легко вирішують останню задачу шляхом порівняння потенційних можливостей процесу з даними його реальної експлуатації.

Аналітичні методи використовуються на стадії проектування технологічного процесу для його розрахунку, оцінки допустимої області зміни технологічних параметрів, розробки структурних схем багато зв'язного регулювання, а також для його конструктивної реалізації.[13]

## 2.2. Побудова математичної моделі

Процес регенерації ДЕГу, як об'єкт математичного моделювання зображено на рис.2.1. Отже, входними величинами, які впливають на об'єкт, є тиск  $P$  на вході в випарну колону, концентрація води в газі  $Y$ , що надходить в колону, концентрація води в абсорбенті на вході  $X_d$ , тиск газу  $M_G$  та температура газу, що надходить. [14]

Вихідними величинами є тиск  $P_e$ , концентрація води в газі  $Y_e$ , концентрація води в абсорбенті  $X_e$ , відбір газу з колони  $M_{G,e}$ . [15]

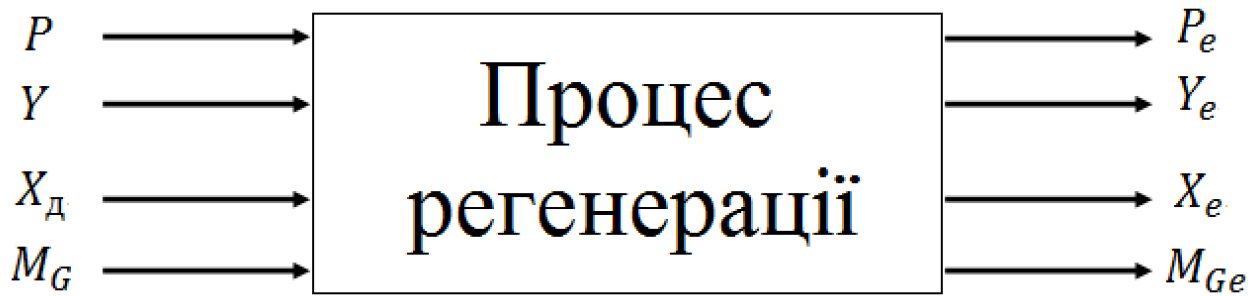


Рис.2.1. Основні змінні процесу регенерації диетиленгліколю

Ректифікацією називають розділення сумішей рідин, частково або повністю розчинних один в одному і таких, що володіють різними температурами кипіння і парціальним тиском пари. Фракціонування здійснюють зазвичай в колонних апаратах шляхом багатократних часткового випару суміші (бінарною або багатокомпонентною), що розділяється, і конденсації пари, що утворюється. Процеси ректифікації широко поширені в хімічній технології і застосовуються для здобуття всіляких продуктів в чистому вигляді, а також для розділення газових сумішей після їх зріджування (розділення повітря на кисень і азот, розділення вуглеводневих газів і ін.).

Згідно з правилом фаз, для системи, що складається з двох фаз ( $\Phi = 2$ ) і двох розподілених компонентів ( $D_o = 2$ ), число мір свободи, або число параметрів, що визначають стан системи, на відміну від абсорбції і екстракції, рівне:

$$Z = D_o + 2 - \Phi = 2 + 2 - 2 = 2$$

Рівняння лінії рівноваги для ідеальних сумішей буде:

$$y^* = \frac{a_x}{a_x + (1 - x)}$$

де  $a_x$  - відносна летючість компонента в рідкій фазі.

Складемо математичну модель процесу стосовно ректифікації бінарної суміші в колоні.

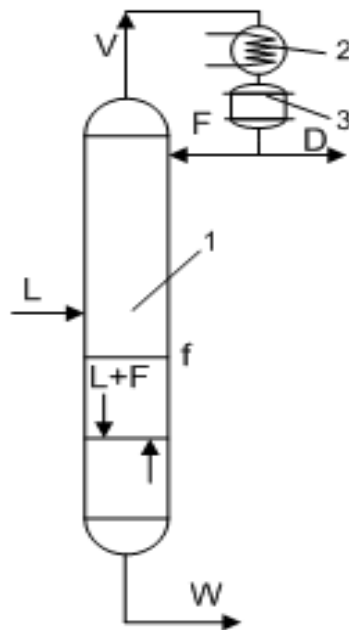


Рис. 2.2. Схематичне зображення тарілчастої випарної колони

Основним апаратом установки регенерації диетиленгліколю являється тарілчаста колони, що має  $n$  тарілок

На верхню тарілку колони подається флегма в кількості  $F$  моль / с. На тарілку  $f$  подається насичений розчин ДЕГу (НДЕГ) у кількості  $L$  моль / с з вмістом води  $X_i$  моль  $H_2O$  / моль ДЕГу. Виведемо вихідні диференціальні рівняння процесу регенерації, використовуючи матеріальний баланс низько киплячого компонента. Прийmemo наступні допущення:

1. Колони має ідеальні теоретичні тарілки, отже, пари, що залишають будь-яку тарілку, знаходяться в стані рівноваги з рідиною; ККД тарілок дорівнює 100%;
2. Всі тарілки маю однакову (незмінну в часі) затримку рідини;
3. Затримкою парів між тарілками нехтуємо, як величиною вищого порядку малості;
4. У розглянутому повному конденсаторі не відбувається додаткового поділу; затримка рідини і парів в конденсаторі приймається несуттєвою;
5. Швидкості потоків рідини і пара постійні у нижній і верхній частинах колони, таким чином, мається на увазі, що колони працює адіабатично, компоненти

суміші мають однакову теплоту випаровування і не дають теплового ефекту при змішуванні;

6. Гідравлічне запізнювання потоків рідини і парів не розглядається.

7. Кількість пари і рідини в потоках не змінюється по висоті колони, що відповідає поділу компонентів, що мають близькі температури кипіння і теплоти випаровування.

8. Рідина на тарілках знаходиться при температурі кипіння, а пар - при температурі конденсації. Живлення в колону також подається при температурі кипіння.

Для математичного опису перехідного процесу, колону ректифікації розділимо на елементарні ланки з одним ступенем свободи [16]. Кожна ланка еквівалентна теоретичній тарілці колони. Рідина концентрується на теоретичних тарілках і в низу колони. Колона для прийнятих припущень представлена на рис. 2.2. Рівняння для матеріального балансу верхньої n-ї тарілки наступні. За проміжок  $\Delta t$  тарілка отримає  $(V_{n-1} \cdot Y_{n-1} + F \cdot Y_n) \cdot \Delta t$  молей низькокиплячого компонента і втратить  $(V_n \cdot Y_n + L_n \cdot X_n) \cdot \Delta t$  молей.

де  $V$  - швидкість потоку парів (моль / с);

$L$  - швидкість потоку рідини (моль / с);

$F$  - швидкість потоку флегми (моль / с);

$Y$  - концентрація низькокиплячого компонента в парах у % мол. ;

$X$  - концентрація низькокиплячого компонента в рідині у % мол.

Протягом перехідного періоду відбувається накопичення або вичерпування низькокиплячого компонента на n-й тарілці.

Зменшуючи до нескінченності проміжок часу  $\Delta t$ , перейдемо від рівняння в кінцевих різницях (2.1):

$$H \cdot \Delta X_n = (V_{n-1} \cdot Y_{n-1} + F \cdot Y_n - V_n \cdot Y_n - L_n \cdot X_n) \cdot \Delta t \quad (2.1)$$

( $H$  - затримка рідини на тарілці в моль)

До диференціального рівняння (2.2):

$$\frac{d}{dt} X_n = \frac{1}{H} \cdot (V_{n-1} \cdot Y_{n-1} + F \cdot Y_n - V_n \cdot Y_n - L_n \cdot X_n) \quad (2.2)$$



$W$  - швидкість потоку залишкового продукту (моль / с);

$XW$ - концентрація низькокиплячого компонента в залишковому продукті

Згідно припущенню 5 можна прийняти, що

$$\begin{aligned} V_1 = V_2 = \dots = V_f = \dots = V_n = V \\ L_1 = L_2 = \dots = L_f = \dots = L_n = L \end{aligned} \quad (2.6)$$

Тоді система диференціальних рівнянь прийме вигляд:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} X_n &= \frac{1}{H} \cdot (V_{n-1} \cdot Y_{n-1} + F \cdot Y_n - V_n \cdot Y_n - L_n \cdot X_n) \\ \frac{d}{dt} X_k &= \frac{1}{H} \cdot (V_{k-1} \cdot Y_{k-1} + L_{k+1} \cdot X_{k+1} - V_k \cdot Y_k - L_k \cdot X_k) \\ \frac{d}{dt} X_f &= \frac{1}{H} \cdot (V_{f-1} \cdot Y_{f-1} + L_{f+1} \cdot X_{f+1} - V_f \cdot Y_f - L_f \cdot X_f + L_D \cdot X_D) \\ \frac{d}{dt} X_1 &= \frac{1}{S} \cdot (L \cdot X_2 - V \cdot Y_1 - W \cdot X_1) \end{aligned} \quad (2.7)$$

Приведемо до стандартного вигляду отриману систему диференціальних рівнянь:

$$\begin{aligned} \frac{H}{L} \left( \frac{d}{dt} X_n \right) + X_n &= \frac{V \cdot Y_{n-1}}{L} + \frac{F \cdot Y_n}{L} - \frac{V \cdot Y_n}{L} \\ \frac{H}{L} \left( \frac{d}{dt} X_k \right) + X_k &= \frac{V \cdot Y_{k-1}}{L} + X_{k+1} - \frac{V \cdot Y_k}{L} \\ \frac{H}{L} \left( \frac{d}{dt} X_f \right) + X_f &= \frac{V \cdot Y_{f-1}}{L} + X_{f+1} - \frac{V \cdot Y_f}{L} + \frac{L_D \cdot X_D}{L} \\ \frac{S}{W} \left( \frac{d}{dt} X_1 \right) + X_1 &= \frac{L}{W} \cdot X_2 - \frac{V}{W} \cdot Y_1 \end{aligned} \quad (2.8)$$

Розглянемо випарну колону. Тоді система (2.8) рівнянь прийме вигляд:

$$\begin{aligned} \frac{H}{L} \cdot \frac{d}{dt} X_7 + X_7 &= \frac{V \cdot Y_6}{L} + \frac{F \cdot Y_7}{L} - \frac{V \cdot Y_7}{L} \\ \frac{H}{L} \cdot \frac{d}{dt} X_6 + X_6 &= \frac{V \cdot Y_5}{L} + X_7 - \frac{V \cdot Y_6}{L} \\ \frac{H}{L} \cdot \frac{d}{dt} X_5 + X_5 &= \frac{V \cdot Y_4}{L} + X_6 - \frac{V \cdot Y_5}{L} \end{aligned} \quad (2.9)$$

$$\begin{aligned} \frac{H}{L} \cdot \frac{d}{dt} X_4 + X_4 &= \frac{V \cdot Y_3}{L} + X_5 - \frac{V \cdot Y_4}{L} \\ \frac{H}{L} \cdot \frac{d}{dt} X_3 + X_3 &= \frac{V \cdot Y_2}{L} + X_4 - \frac{V \cdot Y_3}{L} + \frac{L_D \cdot X_D}{L} \\ \frac{H}{L} \cdot \frac{d}{dt} X_2 + X_2 &= \frac{V \cdot Y_1}{L} + X_3 - \frac{V \cdot Y_2}{L} \\ \frac{S}{W} \cdot \frac{d}{dt} X_1 + X_1 &= \frac{L \cdot X_2}{W} - \frac{V \cdot Y_1}{W} \end{aligned}$$

Побудова динамічної характеристики зводиться до вирішення системи рівнянь. Кожне рівняння містить два невідомих  $X$  і  $Y$ , розв'язання рівнянь можливо тільки при відомій аналітичній залежності між ними.

За прийнятим допущенням, пари, що залишають тарілку, знаходяться в стані рівноваги з рідиною, що стікає з тарілки. При цій умові справедливим є співвідношення :

$$Y_k = \frac{\alpha X_k}{1 + (\alpha - 1) X_k} \quad (2.10)$$

де  $\alpha$  - відносна летючість легкого компонента абсорбенту (води) до важкого (ДЕГу). Для умов, розглянутих в даній роботі  $\alpha = 1,2$ .

Рівняння нелінійне, тому вирішити систему рівнянь класичними методами важко, тому, з урахуванням порядку  $Y_k$ , залежність між концентраціями НКК в парах і рідині можна вважати лінійною:  $Y_k = 1.2 X_k$ .

Підставляємо цю залежність в систему і отримуємо:

$$\begin{aligned} \frac{H}{L} \cdot \frac{d}{dt} X_7 + X_7 &= \frac{V \cdot 1.2 \cdot X_6}{L} + \frac{F \cdot 1.2 \cdot X_7}{L} - \frac{V \cdot 1.2 \cdot X_7}{L} \\ \frac{H}{L} \cdot \frac{d}{dt} X_6 + X_6 &= \frac{V \cdot 1.2 \cdot X_5}{L} + X_7 - \frac{V \cdot 1.2 \cdot X_6}{L} \\ \frac{H}{L} \cdot \frac{d}{dt} X_5 + X_5 &= \frac{V \cdot 1.2 \cdot X_4}{L} + X_6 - \frac{V \cdot 1.2 \cdot X_5}{L} \\ \frac{H}{L} \cdot \frac{d}{dt} X_4 + X_4 &= \frac{V \cdot 1.2 \cdot X_3}{L} + X_5 - \frac{V \cdot 1.2 \cdot X_4}{L} \end{aligned} \quad (2.11)$$

$$\begin{aligned}\frac{H}{L} \cdot \frac{d}{dt} X_3 + X_3 &= \frac{V \cdot 1.2 \cdot X_2}{L} + X_4 - \frac{V \cdot 1.2 \cdot X_3}{L} + \frac{L_D \cdot X_D}{L} \\ \frac{H}{L} \cdot \frac{d}{dt} X_2 + X_2 &= \frac{V \cdot 1.2 \cdot X_1}{L} + X_3 - \frac{V \cdot 1.2 \cdot X_2}{L} \\ \frac{S}{W} \cdot \frac{d}{dt} X_1 + X_1 &= \frac{L \cdot X_2}{W} - \frac{V \cdot 1.2 \cdot X_1}{W}\end{aligned}$$

Перетворюємо:

$$\begin{aligned}\frac{H}{L - 1.2 \cdot F + 1.2 \cdot V} \cdot \frac{d}{dt} X_7 + X_7 &= \frac{V}{L - 1.2 \cdot F + 1.2 \cdot V} \cdot 1.2 X_6 \\ \frac{H}{L + 1.2 \cdot V} \cdot \frac{d}{dt} X_6 + X_6 &= \frac{V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot 1.2 X_5 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_7 \\ \frac{H}{L + 1.2 \cdot V} \cdot \frac{d}{dt} X_5 + X_5 &= \frac{V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot 1.2 X_4 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_6 \\ \frac{H}{L + 1.2 \cdot V} \cdot \frac{d}{dt} X_4 + X_4 &= \frac{V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot 1.2 X_3 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_5 \quad (2.12) \\ \frac{H}{L + 1.2 \cdot V} \cdot \frac{d}{dt} X_3 + X_3 &= \frac{V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot 1.2 X_2 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_4 + \frac{L_D}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_D \\ \frac{H}{L + 1.2 \cdot V} \cdot \frac{d}{dt} X_2 + X_2 &= \frac{V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot 1.2 X_1 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_3 \\ \frac{S}{W + 1.2 \cdot V} \cdot \frac{d}{dt} X_1 + X_1 &= \frac{L}{W + 1.2 \cdot V} \cdot X_2\end{aligned}$$

Так ,як вирішити цю систему класичними методами важко, як вказувалося раніше, то будемо вирішувати дану систему рівнянь за допомогою перетворення Лапласа[18], використовуючи значення технологічних параметрів з додатку.

$$\begin{aligned}\frac{H}{L - 1.2 \cdot F + 1.2 \cdot V} \cdot \frac{d}{dt} X_7 \cdot p + X_7 &= \frac{V}{L - 1.2 \cdot F + 1.2 \cdot V} \cdot 1.2 X_6 \\ \frac{H}{L + 1.2 \cdot V} \cdot \frac{d}{dt} X_6 \cdot p + X_6 &= \frac{V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot 1.2 X_5 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_7 \\ \frac{H}{L + 1.2 \cdot V} \cdot \frac{d}{dt} X_5 \cdot p + X_5 &= \frac{V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot 1.2 X_4 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_6 \\ \frac{H}{L + 1.2 \cdot V} \cdot \frac{d}{dt} X_4 \cdot p + X_4 &= \frac{V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot 1.2 X_3 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_5 \quad (2.12) \\ \frac{H}{L + 1.2 \cdot V} \cdot \frac{d}{dt} X_3 \cdot p + X_3 &= \frac{V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot 1.2 X_2 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_4 + \frac{L_D}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_D\end{aligned}$$

$$\frac{H}{L + 1.2 \cdot V} \cdot \frac{d}{dt} X_2 \cdot p + X_2 = \frac{V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot 1.2 X_1 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_3$$

$$\frac{S}{W + 1.2 \cdot V} \cdot \frac{d}{dt} X_1 \cdot p + X_1 = \frac{L}{W + 1.2 \cdot V} \cdot X_2$$

Отримуємо наступні розв'язки:

$$X_1 = \frac{2.19 \cdot p^4 + 9.68 \cdot p^3 + 14.2 \cdot p^2 + 6.45 \cdot p + 0.774}{6.45 \cdot p^7 + 51.6 \cdot p^6 + 177 \cdot p^5 + 290 \cdot p^4 + 258 \cdot p^3 + 113 \cdot p^2 + 21 \cdot p + 1} \cdot X_F(p)$$

$$X_2 = \frac{3.68 \cdot p^5 + 21.75 \cdot p^4 + 49 \cdot p^3 + 48.38 \cdot p^2 + 18.296 \cdot p + 2.025}{6.45 \cdot p^7 + 51.6 \cdot p^6 + 177 \cdot p^5 + 290 \cdot p^4 + 258 \cdot p^3 + 113 \cdot p^2 + 21 \cdot p + 1} \cdot X_F(p)$$

$$X_3 = \frac{5.98 \cdot p^6 + 43.02 \cdot p^5 + 120.9 \cdot p^4 + 164.2 \cdot p^3 + 108.18 \cdot p^2 + 31.92 \cdot p + 3.2}{6.45 \cdot p^7 + 51.6 \cdot p^6 + 177 \cdot p^5 + 290 \cdot p^4 + 258 \cdot p^3 + 113 \cdot p^2 + 21 \cdot p + 1} \cdot X_F(p) \quad (2.13)$$

$$X_4 = \frac{3.64 \cdot p^5 + 21.8 \cdot p^4 + 47.91 \cdot p^3 + 47.17 \cdot p^2 + 20.18 \cdot p + 2.8}{6.45 \cdot p^7 + 51.6 \cdot p^6 + 177 \cdot p^5 + 290 \cdot p^4 + 258 \cdot p^3 + 113 \cdot p^2 + 21 \cdot p + 1} \cdot X_F(p)$$

$$X_5 = \frac{2.21 \cdot p^4 + 10.71 \cdot p^3 + 17.41 \cdot p^2 + 10.87 \cdot p + 2.2}{6.45 \cdot p^7 + 51.6 \cdot p^6 + 177 \cdot p^5 + 290 \cdot p^4 + 258 \cdot p^3 + 113 \cdot p^2 + 21 \cdot p + 1} \cdot X_F(p)$$

$$X_6 = \frac{1.261 \cdot p^3 + 4.642 \cdot p^2 + 4.937 \cdot p + 1.620}{6.45 \cdot p^7 + 51.6 \cdot p^6 + 177 \cdot p^5 + 290 \cdot p^4 + 258 \cdot p^3 + 113 \cdot p^2 + 21 \cdot p + 1} \cdot X_F(p)$$

$$X_7 = \frac{0.8 \cdot p^2 + 2.3 \cdot p + 1.2}{6.45 \cdot p^7 + 51.6 \cdot p^6 + 177 \cdot p^5 + 290 \cdot p^4 + 258 \cdot p^3 + 113 \cdot p^2 + 21 \cdot p + 1} \cdot X_F(p)$$

Тоді передавальні функції для кожної з тарілок будуть мати наступний вигляд:

$$W_1(p) = \frac{2.19 \cdot p^4 + 9.68 \cdot p^3 + 14.2 \cdot p^2 + 6.45 \cdot p + 0.774}{6.45 \cdot p^7 + 51.6 \cdot p^6 + 177 \cdot p^5 + 290 \cdot p^4 + 258 \cdot p^3 + 113 \cdot p^2 + 21 \cdot p + 1}$$

$$W_2(p) = \frac{3.68 \cdot p^5 + 21.75 \cdot p^4 + 49 \cdot p^3 + 48.38 \cdot p^2 + 18.296 \cdot p + 2.025}{6.45 \cdot p^7 + 51.6 \cdot p^6 + 177 \cdot p^5 + 290 \cdot p^4 + 258 \cdot p^3 + 113 \cdot p^2 + 21 \cdot p + 1}$$

$$W_3(p) = \frac{5.98 \cdot p^6 + 43.02 \cdot p^5 + 120.9 \cdot p^4 + 164.2 \cdot p^3 + 108.18 \cdot p^2 + 31.92 \cdot p + 3.2}{6.45 \cdot p^7 + 51.6 \cdot p^6 + 177 \cdot p^5 + 290 \cdot p^4 + 258 \cdot p^3 + 113 \cdot p^2 + 21 \cdot p + 1}$$

$$W_4(p) = \frac{3.64 \cdot p^5 + 21.8 \cdot p^4 + 47.91 \cdot p^3 + 47.17 \cdot p^2 + 20.18 \cdot p + 2.8}{6.45 \cdot p^7 + 51.6 \cdot p^6 + 177 \cdot p^5 + 290 \cdot p^4 + 258 \cdot p^3 + 113 \cdot p^2 + 21 \cdot p + 1} \quad (2.14)$$

$$W_5(p) = \frac{2.21 \cdot p^4 + 10.71 \cdot p^3 + 17.41 \cdot p^2 + 10.87 \cdot p + 2.2}{6.45 \cdot p^7 + 51.6 \cdot p^6 + 177 \cdot p^5 + 290 \cdot p^4 + 258 \cdot p^3 + 113 \cdot p^2 + 21 \cdot p + 1}$$

$$W_6(p) = \frac{1.261 \cdot p^3 + 4.642 \cdot p^2 + 4.937 \cdot p + 1.620}{6.45 \cdot p^7 + 51.6 \cdot p^6 + 177 \cdot p^5 + 290 \cdot p^4 + 258 \cdot p^3 + 113 \cdot p^2 + 21 \cdot p + 1}$$

$$W_7(p) = \frac{0.8 \cdot p^2 + 2.3 \cdot p + 1.2}{6.45 \cdot p^7 + 51.6 \cdot p^6 + 177 \cdot p^5 + 290 \cdot p^4 + 258 \cdot p^3 + 113 \cdot p^2 + 21 \cdot p + 1}$$

На підставі отриманих передавальних функцій та аналізу технологічного режиму проведеного раніше, отримаємо таку структурну схему, представлену на рис. 2.5

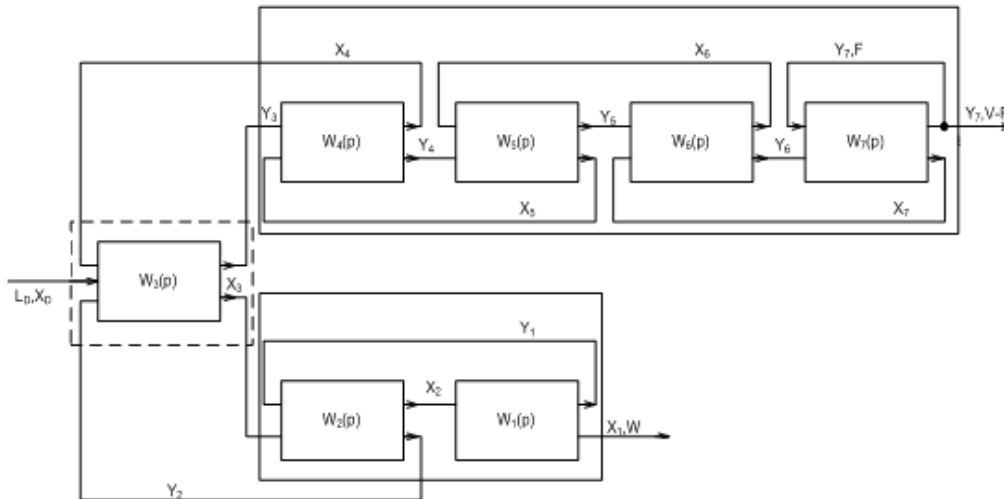


Рис.2.5. Структурна схема випарної колони

### 2.3. Побудова динамічної характеристики

На підставі отриманої передавальної функції, використовуючи зворотне перетворення Лапласа, можна отримати рівняння динамічної характеристики для першої тарілки. [17]

Розглянемо динаміку зміни концентрації води на виході в розчині РДЕГ при різних значеннях затримки рідини на тарілці  $S$  (рис. 2.6):

1)  $S = 1.5$  моль; 2)  $S = 3$  моль; 3)  $S = 5$  моль.

З графіків видно, що швидкодія на виході залежить від кількості затриманої рідини в нижній частині колони: чим більше кількість, затриманої рідини на тарілці, тим повільніше протікає процес.

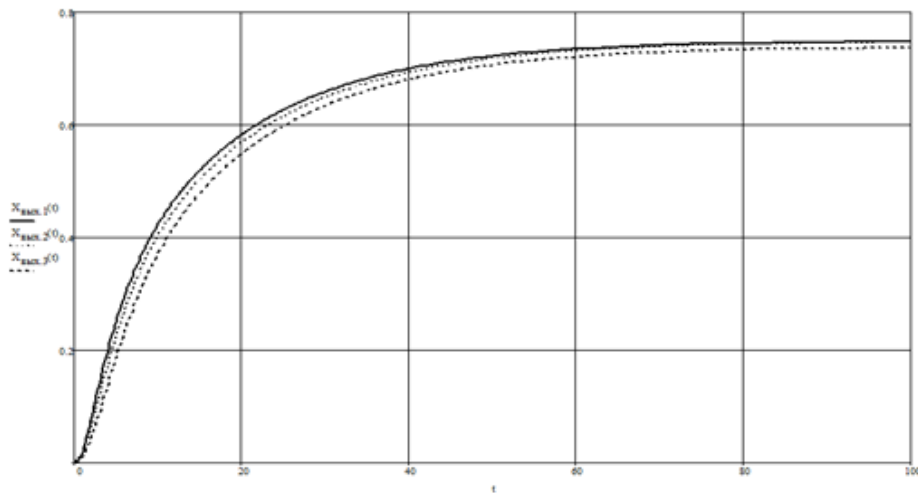


Рис.2.5. Динамічна характеристика залежності концентрації води в розчині ДЕГу

## 2.4 Побудова статичних характеристик

У статичному режимі зміни концентрації в часі не відбувається. Таким чином, система рівнянь прийме вигляд:

$$\begin{aligned}
 X_7 &= \frac{V}{L - 1.2 \cdot F + 1.2 \cdot V} \cdot 1.2X_6 \\
 X_6 &= \frac{1.2 \cdot V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_5 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} X_7 \\
 X_5 &= \frac{1.2 \cdot V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_4 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} X_6 \\
 X_4 &= \frac{1.2 \cdot V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_3 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} X_5 \\
 X_3 &= \frac{V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot 1.2X_2 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} X_4 + \frac{L_D}{L + 1.2 \cdot V} X_D \\
 X_2 &= \frac{1.2 \cdot V}{L + 1.2 \cdot V} \cdot X_1 + \frac{L}{L + 1.2 \cdot V} X_3 \\
 X_1 &= \frac{L}{L + 1.2 \cdot V + W} \cdot X_2
 \end{aligned}$$

На підставі системи можна отримати залежність концентрації води в розчині РДЕГ від концентрації води в живильній суміші (рис.2.6).

Прямо пропорційна залежність показує, що, чим більше концентрація води в живильній суміші, тим більше концентрація води в регенованому ДЕГ.

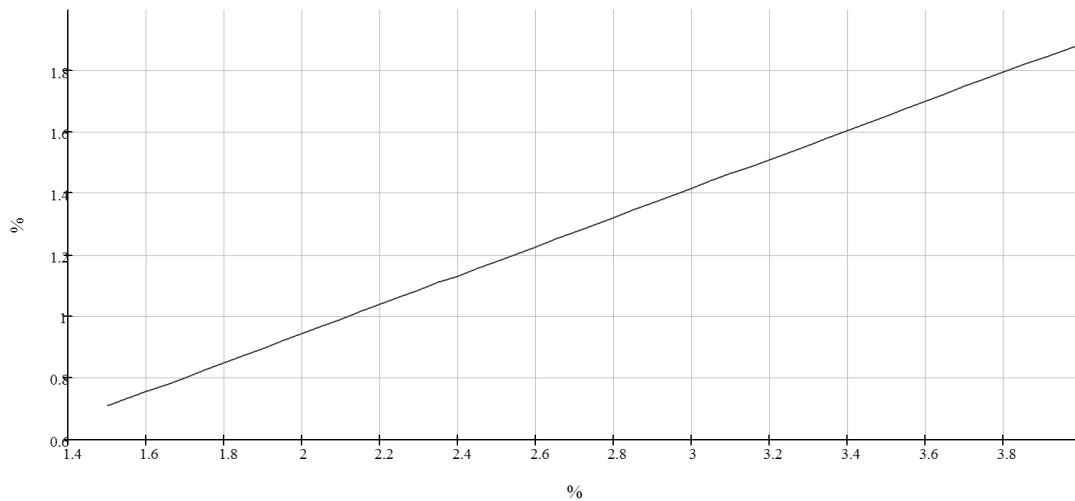


Рис.2.6.Статична залежність концентрації води в розчині РДЕГу в концентрації води в живильній суміші

## Висновки до розділу 2

Ідеалізація системи, що здійснюється шляхом внесення численних припущень, дозволяє описати перехідний процес масообміну в ректифікаційній колоні через систему нелінійних диференціальних рівнянь першого порядку з постійними коефіцієнтами. Точність отриманих результатів є найбільшою за умови, що величини, якими нехтують у розрахунках, мають порядок малості вищий за враховані.

Серед основних грубих допущень, які можуть впливати на адекватність моделі реальній колоні, виділяють:

- зневага гідравлічними запізнюваннями потоків у колоні;

- припущення про ідеальні тарілки без урахування нерівномірного розподілу рідини та газу;

- допущення адіабатичності процесу, тобто відсутності теплового обміну колонної системи із навколишнім середовищем.

Внаслідок таких спрощень виникає похибка у прогнозуванні параметрів процесу, що може призводити до неточностей у розрахунках концентрації компонентів на тарілках та ефективності масообмінних операцій. Для підвищення точності моделі доцільно враховувати вплив гідравлічних затримок, реальні характеристики тарілок та теплові втрати, що дозволяє наблизити математичну модель до реальної динаміки процесу в колоні ректифікації.

## РОЗДІЛ 3

# МОДЕЛЮВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ РЕГЕНЕРАЦІЇ ДІЕТИЛЕНГЛІКОЛЮ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ СТРУКТУР

### 3.1 Побудова математичних моделей за допомогою нейромереж

Для побудови емпіричної моделі технологічного процесу традиційно застосовують метод регресійного аналізу [18], що базується на принципах теорії оптимального експерименту. Трудомісткість цього методу значною мірою визначається структурою функціональної залежності між змінними та вибором плану експерименту. Складність плану експерименту зростає зі збільшенням складності емпіричної моделі, а для кожного класу моделей існує свій оптимальний підхід до формування експериментальних точок.

На відміну від регресійного аналізу, ефективність задачі ідентифікації з використанням штучних нейронних мереж (ШНМ) практично не залежить від конкретного плану експерименту. Проте для побудови нейромережевої емпіричної моделі необхідна навчальна вибірка певного обсягу, що містить пари вхідних та вихідних величин.

У загальному випадку задача ідентифікації зводиться до реалізації складного багатовимірного функціонального перетворення  $U \rightarrow Y$ . При цьому необхідно забезпечити формування адекватних вихідних сигналів як для всіх прикладів навчальної вибірки, так і для потенційно неврахованих вхідних сигналів, що значно ускладнює формування навчальної вибірки. Незважаючи на те, що задача в загальному вигляді залишається нерозв'язаною, у конкретних випадках можливо отримати її часткове вирішення.

Теоретичну основу використання нейронних мереж у задачах ідентифікації становить теорема Хехта-Нільсена [19], яка доводить можливість апроксимації довільних багатовимірних функцій за допомогою двошарової нейромережі з повними прямими зв'язками. У такій мережі вхідний шар складається з  $n$  нейронів, прихований шар – з  $2n+1$  нейронів з відомими

функціями активації (наприклад, сигмоїдальними), а вихідний шар – з  $m$  нейронів із невідомими функціями активації.

Слід зазначити, що теорема Хехта-Нільсена є неконструктивною: вона визначає лише можливість апроксимації багатовимірної функції нейромережею фіксованого розміру, залишаючи невизначеними точний вид функцій активації прихованого шару та параметри нейронів вихідного шару.

На практиці ці вимоги реалізують наступним чином: у нейронах прихованого шару застосовують сигмоїдальні функції активації, а для нейронів вихідного шару вибирають лінійні функції. Параметри кожного нейрона визначаються індивідуально під час навчання, що забезпечує адекватне відтворення динаміки процесу та високу точність моделювання.

Основною характеристикою для класифікації штучних нейронних мереж (ШНМ) є їх структурна модель. Від правильного вибору структури мережі безпосередньо залежить працездатність та ефективність всієї системи керування. Структуру мережі обирають відповідно до поставлених цілей, з урахуванням усіх факторів впливу та розумінням алгоритму роботи майбутньої системи.

Найбільш поширеними структурами нейронних мереж, що застосовуються в системах автоматизованого керування технологічними процесами та об'єктами, є мережі прямого поширення (feed-forward neural networks, FFNN) [12,14] та рекурентні нейронні мережі (recurrent neural networks, RNN) [104, 137, 155], які містять зворотні зв'язки (рис. 3.1).

У мережах прямого поширення всі зв'язки спрямовані строго від вхідних нейронів до вихідних. Такі мережі складаються з послідовно розташованих шарів: вхідного, одного або кількох прихованих і вихідного. Навчання мереж цього типу зазвичай здійснюється методом зворотного поширення помилки (backpropagation), який передбачає наявність навчальної вибірки пар «вхідний вектор – бажаний вихід». Під час навчання вхідний вектор подається на мережу, її вихідний сигнал порівнюється з бажаним, а різниця (похибка)

поширюється у зворотному напрямку по зв'язках для корекції ваг нейронів. Процедура повторюється доти, поки похибка не досягне допустимого рівня.

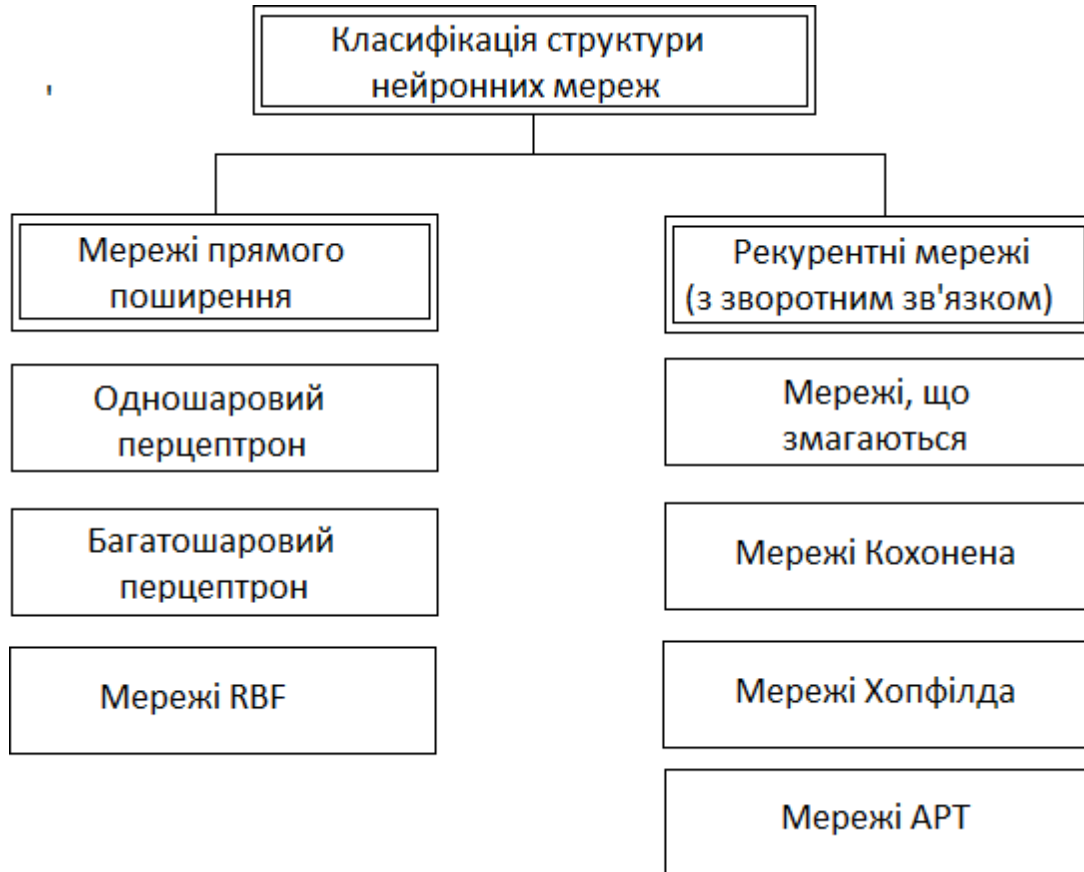


Рис. 3.1. Типи та структури нейронних мереж у системах керування

Мережі прямого поширення добре справляються з задачами, де вихідний сигнал залежить виключно від поточних вхідних даних і не має вираженої динаміки. Проте вони мають певні обмеження: тривалий час навчання та недостатню ефективність при обробці сильно нелінійних сигналів, що обумовлює потребу у використанні додаткових підходів, таких як нормалізація даних, модифіковані функції активації або більш глибокі архітектури мереж.

Основною складовою нейромережі є нейрон, який має наступну математичну модель:

$$n_j^{(i)} = \sum_{r=1}^{S_i} w_{j,r}^{(i)} \cdot n_r^{(i-1)} + b_j^{(i)}, \quad j = \overline{1, S_i} \quad (3.1)$$

де,  $w_{j,r}^{(i)}$  – вага (weight) синапса;

$S_i$  – кількість нейронів в  $i$ -тому шарі;

$n_r^{(i-1)}$  – вхідний сигнал  $r$ -го нейрона;

$b_j^{(i)}$  – значення зміщення (bias).

Зміщення  $b_j^{(i)}$  подібне до ваги синапса  $w_{j,r}^{(i)}$ , але має одиничний вхідний сигнал.

Рівняння (3.1) можна об'єднати в одне векторно-матричне:

$$\bar{n}^{(i)} = W^{(i)} \bar{n}^{(i-1)} + \bar{b}^{(i)} \quad (3.2)$$

де  $W^{(i)}$  – матриця ваг синапсів розміром  $S_i \times S_{i-1}$ .

Сигнал  $n_j^{(i)}$   $j$ -го нейрона перетворюється функцією активації  $f_j^{(i)}$  у вихідний сигнал нейрона  $a_j^{(i)} = f_j^{(i)}(n_j^{(i)})$ , або у векторній формі  $\bar{a}^{(i)} = \bar{f}^{(i)}(\bar{n}^{(i)})$ .

Якщо врахувати рівняння (3.2), то

$$\bar{a}^{(i)} = \bar{f}^{(i)}(W^{(i)} \bar{n}^{(i-1)} + \bar{b}^{(i)}). \quad (3.3)$$

Рівняння (3.3) є математичною моделлю  $i$ -го шару нейромережі.

При створенні архітектури нейромережі розрізняють вагові вхідні матриці і вагові матриці шару, що є з'єднувальною ланкою між двома шарами. Для вхідних матриць використовують позначення  $IW^{(l,l)}$ , а для матриць шару –  $LW^{(i,i-1)}$ , де  $i$ -номер шару, а  $i-1$  – номер векторного входу для  $i$ -го шару.

Використовуючи прийнятну систему позначень, нейронну мережу можна подати у спрощеному вигляді (рис. 3.2), який значно полегшує синтез багат шарових нейромереж.

Математична модель нейромережі, що показана на рис. 3.2, може бути описана такою системою рівнянь:

$$\bar{a} = \bar{f}^{(l)}(IW^{(l,l)} \bar{p}^{(l)} + \bar{b}^{(l)}) \quad (3.4)$$

$$\bar{y} = \bar{a}^{(2)} = \bar{f}^{(2)}\left(LW^{(2,1)}\bar{a}^{(1)} + \bar{b}^{(2)}\right) \quad (3.5)$$

Якщо із рівнянь (3.4) і (3.5) вилучити проміжну змінну, то отримуємо рівняння, яке апроксимує функціональне перетворення  $U \rightarrow Y$

$$\bar{y} = \bar{f}^{(2)}\left(LW^{(2,1)}\bar{f}^{(1)}\left(IW^{(1,1)}\bar{u} + b^{(1)}\right) + \bar{b}^{(2)}\right) \quad (3.6)$$

Вихідними функціями активації  $f_j^{(2)}$ ,  $j = \overline{1, k}$  є лінійна функція, яка, наприклад, в системі MatLAB позначається як *purelin*, тобто

$$\bar{y} = \text{purelin}\left(LW^{(2,1)}\bar{a}^{(1)} + \bar{b}^{(2)}\right)$$

Функції активації  $f_j^{(1)}$ ,  $j = \overline{1, S_1}$  вибирають як сигмоїдальну, вихід якої змінюється в межах  $[-1; 1]$ . В системі MatLAB вона позначається як *tansig*. Наприклад, якщо використовувати функцію *tansig*, то рівняння (3.6) набуде такого вигляду:

$$\bar{a} = \text{tansig}\left(IW^{(1,1)}\bar{p}^{(1)} + b^{(1)}\right)$$

Тепер математична модель нейромережі в термінах системи MatLAB буде такою:

$$\bar{y} = \text{purelin}\left(LW^{(2,1)} \cdot \text{tansig}\left(IW^{(1,1)}\bar{u} + \bar{b}^{(1)}\right) + \bar{b}^{(2)}\right) \quad (3.7)$$

Основна ідея щодо нейромереж полягає в тому, що параметри  $w_{j,r}^{(i)}$  і  $b_j^{(i)}$  необхідно відрегулювати так, щоб мережа із заданою точністю апроксимувала функціональне перетворення  $U \rightarrow Y$ . Це досягається шляхом навчання нейромережі.

Для навчання нейромережі-апроксиматора (3.7) застосовують алгоритм зворотного поширення похибки.

В алгоритмі зворотного поширення обчислюється вектор градієнта поверхні похибки, що приводить до різних обчислювальних схем, таких як метод спряжених градієнтів, метод Ньютона, Левенберга-Маркуардта та ін.

Одна із проблем, що може виникнути під час навчання нейромережі – це неприйняття. Суть цієї проблеми в тому, що мережа може бути досить добре навчена на навчальній послідовності, тобто середньоквадратичне відхилення між виходом мережі і експериментальними даними має дуже мале значення, але, коли нові дані представлені, що не входять до навчальної послідовності, похибка стає великою. Один із способів усунення неприйняття – це збільшення розмірності нейромережі. Інший спосіб – це регуляризація, коли мінімізується функція

$$E = \gamma \cdot e + (1 - \gamma)e_w \quad (3.8)$$

де,

$$e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\tilde{y}_i - y_i)^2; \quad e_w = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n w_j^2;$$

$\tilde{y}_i$  – експериментальні значення вихідних величин об'єкта;

$y_i$  – вихід нейромережі;

$N$  – довжина навчальної послідовності;

$w_j$  – ваги нейрона.

Дослідження показали, що регуляризація значно зменшує несприйнятливості мережі, але при цьому зростають затрати часу на її навчання.

З точки зору усунення несприйнятливості більш ефективними є радіальні мережі, які, на відміну від мереж зі зворотним поширенням, вимагають більшої кількості нейронів.

Основою радіальних мереж є функція *radbas* (Radial Basis Neuron)

$$\text{radbas}(n) = \exp(-n^2).$$

Сигнал  $n$  є добутком величини  $w\bar{u}$  на мережне зміщення, де  $w = [w_{1,1} \ w_{1,2} \ \dots \ w_{1,k}]$  – матриця-рядок ваг нейрона;  $\bar{u}$  – вектор значень вхідної величини  $u$ .

Отже

$$n = \text{radbas}\left(\|w\bar{u}\| \cdot b\right),$$

де,  $\|dist\|$  означає добуток матриці-рядка  $w$  на вектор  $\bar{u}$ .

Функція  $radbas(n)$  має одиницю, коли її вхід – нуль, тобто нейрон працює як детектор, що видає одиницю кожного разу, коли вектори  $\bar{d} = w^T$  і  $\bar{u}$  ортогональні.

Радіальна мережа для апроксимації результатів експерименту показана на рис. 3.5. Вона складається із двох шарів – прихованого і вихідного. Виходом прихованого шару є величина  $\bar{a}^{(l)}$ , яка генерується функцією  $radbas$

$$\bar{a}^{(l)} = radbas\left(\|IW^{(l,l)} \cdot \bar{u}\| \cdot \bar{b}^{(l)}\right),$$

де через  $\|\cdot\|$  позначено функцію  $\|dist\|$ . Вектор зміщення  $\bar{b}^{(l)}$  і вихід  $\|dist\|$  поелементно перемножуються, так що на виході першого шару отримуємо вектор  $\bar{a}^{(l)}$ .

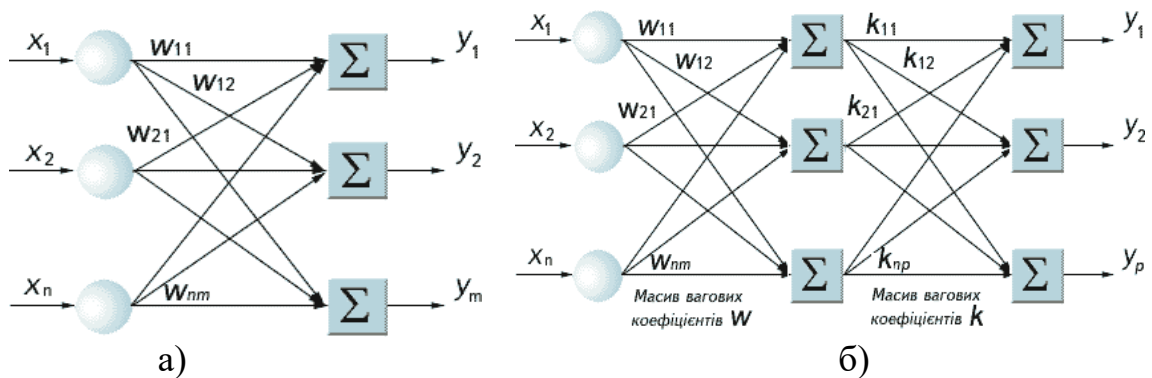


Рис. 3.2. Одношарова(а) та двошарова(б) нейронна мережа

На виході другого шару (вихідного) як функцію активації взято лінійну функцію –  $purelin(\bar{n}^{(2)})$ , тобто  $\bar{y} = purelin(LW^{(2,1)}\bar{a}^{(1)} + b^{(2)})$ .

### 3.2 Побудова нейромережевої моделі технологічного процесу регенерації ДЕГу

Для вдосконалення технології процесу регенерації диетиленгліколю та управління якістю необхідно детальне вивчення явищ, що протікають в ході процесу регенерації. Проте проведення з цією метою активних експериментів часто або взагалі неможливо через ймовірних катастрофічних наслідків, або економічно не вигідно. У таких випадках технологічні процеси досліджують за допомогою математичного моделювання.

Побудова моделі виробництва на основі рівнянь фізико-хімічних законів процесів, що протікають на кожному етапі технологічного циклу, затруднене, так як вони мають складну і різноманітну природу і часто в повній мірі не можуть бути описані навіть системами складних інтегральних та диференціальних рівнянь. Зв'язок між технологією процесу і якістю одержуваної продукції може бути виявлена з прийнятною точністю статистичними методами за інформацією, що накопичується про виробництво в ході його нормального функціонування. Для опису залежності властивостей продукції від технології виробництва застосовують детерміновані функціональні залежності виду використовується масив накопиченої [20] технологічної інформації, що містить набори значень технологічних параметрів та значення властивостей продукції, отриманої при реалізації даної технології. Завдання полягає в тому, щоб побудувати для кожної властивості продукції таке відображення, при якому значення, що видається моделлю, було б найбільш близько до значення модельованої властивості продукції, отриманої при реалізації технології. Традиційно функції  $\varphi$  отримують у вигляді лінійних за параметрами регресійних моделей. Альтернативою їм є нейромережеві моделі. В роботі [21] розглянуто використання двошарових нейронних мереж для моделювання взаємозв'язку властивостей одержуваної продукції і параметрів технології (рис.3.3).

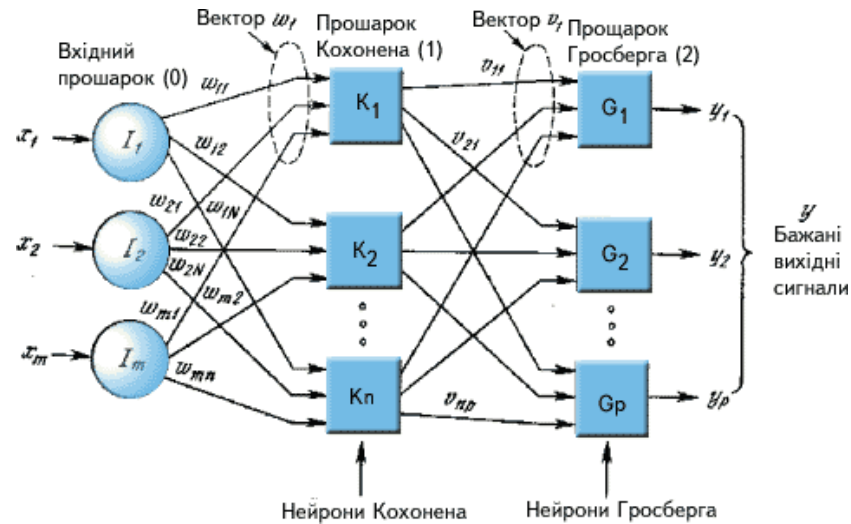


Рис.3.3. Модель технологічного процесу регенерації диетиленгліколю

Топологія такої моделі може бути сформована за такими правилами:

- будується двошарова однорідна нейронна мережа, в якості функції активації вибирається логістична функція;
  - число входів моделі визначається кількістю технологічних факторів, всі вхідні сигнали подаються всім нейронам першого (прихованого) шару;
  - число виходів моделі відповідає числу контрольованих властивостей одержуваної продукції; вихідними сигналами моделі служать сигнали нейронів вихідного (другого) шару, тому кількість нейронів у цьому шарі дорівнює числу показників якості виробленої в ході технологічного процесу продукції;
  - кількість нейронів у першому шарі розраховується відповідно до підходу, описаному в роботі [22]: оцінюється максимально необхідну кількість зв'язків між нейронами.
- , а потім розраховується максимально необхідну кількість нейронів у першому шарі.

Спочатку параметри моделі (коефіцієнти синаптичних зв'язків, порогові значення і параметри функцій активації) ініціюються випадковими числами в діапазоні  $[0; 1]$ . Розрахунок оптимальних значень цих параметрів називається навчанням. В основі навчання лежить використання масиву навчальних даних. Для перевірки якості навчання моделі використовується масив іспитів даних.

Способи навчання такої нейромережевої моделі будуть розглянуті далі.

Побудована модель відображає взаємозв'язки між факторами технологічного процесу і характеристиками якості продукції та дозволяє прогнозувати значення всіх властивостей продукції одночасно. У виробничому циклі процес формування кожної властивості продукції проходить у взаємодії з іншими процесами і часто робить значний вплив на їх перебіг і на кінцеві значення інших характеристик якості продукції. Двошарова нейромережева модель дозволяє враховувати це взаємний вплив протікають процесів. Нейрони прихованого шару обробляють вхідну інформацію і на її основі формують новий масив інформації для передачі його на наступний шар.

Ця інформація бере участь у розрахунку значень кожного виходу моделі. Кожен формальний нейрон (або деяка їх сукупність) моделює один з процесів, що протікають в ході технологічного циклу. Таким чином, значення кожного виходу моделі визначається сукупністю результатів цих процесів і параметрами відповідного формального нейрона вихідного шару.

Функціонування моделі, представленої на рис. 3.2, відбувається в два такти за такими правилами.

- У перший момент часу спрацьовують нейрони першого шару;
- В наступний момент часу розраховуються значення виходів нейронів вихідного шару.

### **3.3. Навчання нейромережевих моделей**

Нейронна мережа може бути представлена як векторна функція від векторного аргументу [23]. Компоненти вектора параметрів ССС класифікуються за трьома основними типами:

1. *Коефіцієнти синаптичних зв'язків*, що визначають інтенсивність і наявність зв'язків між нейронами;
2. *Порогові значення нейронів*, які визначають активаційний поріг для кожного нейрона та загальну кількість нейронів у мережі;

3. *Параметри активаційних функцій*, що визначають форму і динаміку переходу від вхідного сигналу до вихідного в нейроні.

Метою навчання нейронної мережі є визначення оптимального вектора параметрів ССС у сенсі обраного критерію якості навчання, який зазвичай формалізується як функція втрат, що мінімізує похибку відтворення навчальних даних.

Навчання нейромережевої моделі можна формалізувати як задачу безумовної оптимізації багатовимірної функції [24]. На кожній ітерації  $k$  обчислюється значення градієнта функції втрат у поточній точці простору параметрів. Традиційно обчислення градієнта здійснюють чисельними методами диференціювання, що вимагає щонайменше  $npn$  обчислень значень функції, де  $npn$  – число змінних параметрів.

Особливість нейронних мереж полягає у великій кількості параметрів, що налаштовуються, яка може становити від кількох десятків до тисяч. Тому стандартні методи обчислення градієнта стають малоефективними. Для ефективного обчислення градієнта параметрів застосовується метод швидкого диференціювання (backpropagation), при якому обчислювальні витрати на градієнт лише у 2–3 рази перевищують витрати на обчислення значення функції.

Цей метод базується на представленні складної багатовимірної функції у вигляді суперпозиції функцій меншої розмірності та застосуванні правил диференціювання для складених функцій. Градієнтні компоненти обчислюються пошарово, починаючи з вихідного шару та поступово переходячи до вхідного (зворотне поширення похибки).

Таким чином, навчання нейронної мережі з обраним критерієм якості може бути реалізоване за допомогою стандартних градієнтних методів оптимізації, таких як метод Коші [25] або метод Флетчера–Рівса [26], а також квазіградієнтних методів (наприклад, метод Бroyдена–Флетчера–Гольдфарба–Шанна (BFGS) [23]). Для визначення оптимального кроку ітерації можуть

використовуватися ефективні методи одномірного пошуку, такі як квадратична або кубічна інтерполяція та інші.

Завдяки застосуванню методу швидкого диференціювання та градієнтних алгоритмів, нейронні мережі здатні ефективно навчатися навіть у разі високовимірних задач з великою кількістю параметрів, забезпечуючи високу точність апроксимації складних функціональних залежностей технологічних процесів.

### **Висновки до розділу 3**

Розроблено структуру нейромережної моделі, яка забезпечує адекватне відтворення складних багатоетапних технологічних процесів. Для моделювання окремого етапу технології застосовується двошаровий перцептрон, що дозволяє точно описати нелінійні залежності між вхідними параметрами процесу та характеристиками проміжного продукту.

Кілька таких моделей, побудованих для різних етапів технологічного процесу та об'єднаних в єдину структуру, формують наскрізну нейромережну модель, що відображає повну технологічну схему виробництва. Така модель дозволяє отримати комплексну інформацію щодо впливу параметрів технологічного режиму кожного етапу на якість готової продукції та проміжних напівфабрикатів.

Особливістю запропонованої моделі є її висока гнучкість та модульність. Кожна складова частина моделі може розглядатися та модифікуватися незалежно від інших. У випадку зміни умов виробництва на будь-якому етапі достатньо здійснити параметричну та/або структурну адаптацію відповідної підмоделі, після чого її інтегрують назад у загальну схему.

Моделі окремих етапів мають уніфіковану, заздалегідь визначену структуру, що дозволяє застосовувати однакові алгоритми навчання та адаптації як для кожного окремого етапу, так і для інтегрованої системи моделей.

Процес навчання нейронної мережі зводиться до стандартної задачі оптимізації багатовимірної функції втрат. Використання аналітичних формул для обчислення градієнта функції втрат дозволяє ефективно застосовувати сучасні методи теорії оптимізації, забезпечуючи швидке збіження навчання та високу точність відтворення залежностей технологічного процесу.

## РОЗДІЛ 4

### РЕАЛІЗАЦІЯ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ РЕГЕНЕРАЦІЇ ДЕГ НА УСТАНОВЦІ

#### 4.1. Конструювання функціональної схеми регенерації на установці

Конструювання функціональної схеми процесу регенерації діетиленгліколю (ДЕГ) є ключовим етапом у забезпеченні ефективності роботи установки осушення природного газу та в цілому визначає стабільність технологічного режиму абсорбційної системи. Функціональна схема слугує формалізованим описом технологічних потоків, апаратурного оформлення та логічних взаємозв'язків між основними операціями регенераційного циклу, що дозволяє оптимізувати керування та забезпечити необхідну якість відновленого абсорбенту.

Основними елементами схеми є теплообмінне обладнання, газорідинні сепараційні апарати, десорбційна колона, кип'ятильник (регенераційна піч), вакуумна система, конденсаційно-охолоджувальні контури та ємнісно-насосне господарство. Взаємодія між ними забезпечує поетапне видалення вологи з розчину ДЕГу, його термічне та масообмінне оброблення, а також підготовку розчину до повторної подачі в абсорбери.

Процес починається з надходження насиченого вологою ДЕГу у флеш-апарат, де відбувається первинне видалення механічних домішок та газоподібних компонентів. Далі гліколь спрямовується в теплообмінник, де він підігрівається зустрічним потоком регенерованого розчину, що дозволяє зменшити енергетичні витрати на подальший підігрів у печі. Наступним етапом є надходження розчину до кип'ятильника, де забезпечується його доведення до температури кипіння при робочому тиску, встановленому для відповідного технологічного режиму.

Пароводяна суміш, сформована в печі, надходить у десорбційну колону, в якій на тарілках або насадці здійснюється інтенсивний масообмін. Зниження тиску, створення вакууму та підтримання температурного профілю по висоті колони забезпечують максимальне видалення вологи з розчину. Водночас у

верхній частині колони встановлюється конденсаційна секція, де пари води та гліколю частково конденсуються та подаються у сепаратор для подальшого розділення.

Регенований ДЕГ після виходу з колони охолоджується у теплообмінному апараті до необхідної температури, проходить додаткову очистку у фільтраційних блоках та надходить у буферну ємність, звідки насосами подається до абсорбційної секції. Контроль концентрації здійснюється за допомогою автоматизованих датчиків густини та температури, що дозволяє забезпечити стабільну якість регенованого розчину.

Розроблення функціональної схеми також включає визначення місць установлення вимірювальних приладів, виконавчих механізмів, засобів аварійного захисту та ділянок, що підлягають автоматичному регулюванню. Це забезпечує інтеграцію технологічної та керуючої підсистеми, що є передумовою створення інтелектуальної системи керування на основі нейромережових алгоритмів.

Таким чином, конструювання функціональної схеми регенерації ДЕГ формує базис для аналізу, оптимізації та подальшої автоматизації процесу, забезпечуючи високу ефективність осушення газу та стабільність експлуатаційних характеристик установки.

Кип'ятильник, або регенераційна піч, є ключовим теплотехнічним елементом системи регенерації діетиленгліколю та забезпечує відведення поглиненої води зі збагаченого ДЕГ за рахунок інтенсивного нагрівання. У типовій технологічній схемі він виконує функцію первинного випаровування вологи та доведення розчину до температури, необхідної для подальшої термічної регенерації в стріпінговій колоні. Конструкція кип'ятильника передбачає застосування газового або електричного пальника, вибір якого залежить від доступності енергоносіїв, вимог безпеки та ефективності роботи установки.

Піч складається з теплоізованого кожуха, жаротрубного або кожухотрубного теплообмінника, камери згоряння та системи керування подачею тепла. Газовий пальник забезпечує стабільне полум'я та модульовану подачу палива; електричний нагрівальний блок застосовується в умовах, де

важлива відсутність продуктів згоряння та можливість точного регулювання теплового навантаження. Для обох модифікацій характерна наявність системи автоматичного розпалу, контролю полум'я та блокування подачі енергії у разі аварійних відхилень.

Ключовим елементом є регулятор потужності, що дозволяє підтримувати необхідну температуру нагрівання ДЕГ у межах 180–205 °С, не допускаючи його термічного розкладання. Система регулювання може реалізовуватися на основі ПІД-алгоритму, що забезпечує плавне змінення теплового навантаження відповідно до сигналів температурних датчиків, встановлених у зоні кипіння та на виході з печі. Для підвищення енергоефективності можливе застосування інверторного керування або модульованих пальників із широким діапазоном зміни продуктивності.

Особлива увага приділяється системі захисту від перегріву, яка включає багаторівневий комплекс:

- *первинний захист* — датчики максимальної температури, які розривають ланцюг керування при досягненні критичного значення;
- *вторинний захист* — аварійні термостати механічного типу, незалежні від електронної системи;
- *захист пальника* — контроль полум'я через іонізаційний або ультрафіолетовий датчик, що припиняє подачу газу у разі згасання полум'я;
- *запобігання перегріву ДЕГ* — обмеження максимально допустимої температури з урахуванням інгібіторів та властивостей гліколю.

Корпус кип'ятильника обладнаний термоізоляцією для зменшення тепловтрат та підвищення енергоефективності процесу. Передбачена можливість підключення до автоматизованої системи керування, що дозволяє віддалений контроль температурних параметрів, діагностику роботи пальника, аналіз енергоспоживання та аварійних подій. Інтеграція із загальною інтелектуальною системою керування регенерацією ДЕГ забезпечує оптимізацію режимів нагрівання, підвищення стабільності роботи установки та зниження експлуатаційних витрат.

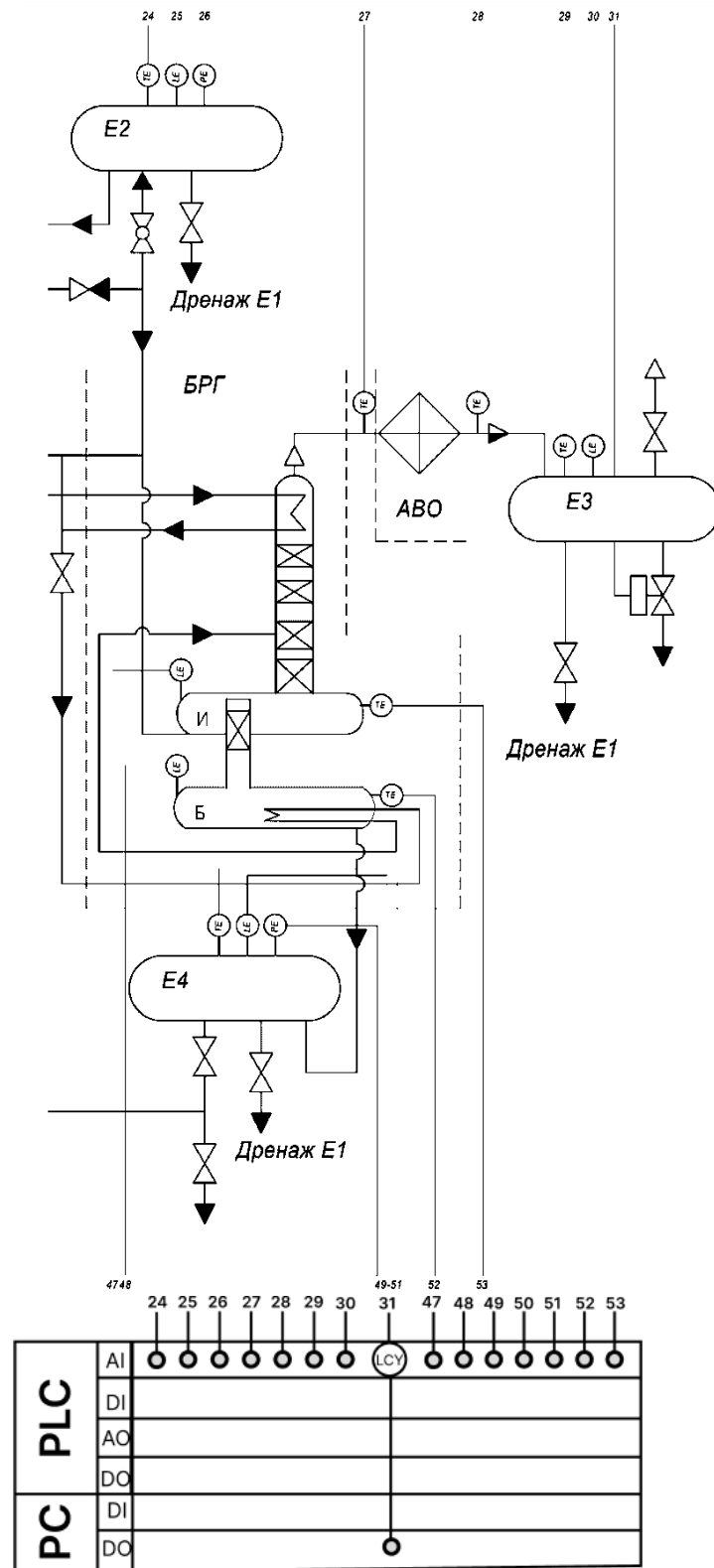


Рис. 4.1. Функціональна схема (контур) блоку регенерації діетиленгліколю

## **4.2. Розробка SCADA-системи технологічного процесу регенерації діетиленгліколю з використанням штучних нейромереж**

Розробка SCADA-системи для технологічного процесу регенерації діетиленгліколю (ДЕГ) із впровадженням штучних нейронних мереж є актуальним напрямом автоматизації в газопереробній і нафтовидобувній промисловості. Процес регенерації ДЕГ характеризується багатопараметричністю, нелінійністю та значною кількістю зовнішніх збурень (коливання тиску й температури газу, зміни складу сировини, варіації навантаження обладнання). Тому традиційні методи керування не завжди забезпечують необхідну точність регулювання теплових та гідродинамічних параметрів. Застосування інтелектуальних систем у складі SCADA-платформи створює можливість підвищити точність моделювання, стабільність технологічних режимів, зменшити енерговитрати та підвищити якість відновленого гліколю.

Основою SCADA-системи є архітектура, що включає рівні збору, передачі, аналізу та візуалізації даних. На нижньому рівні працюють датчики температури, тиску, рівня, витрати, концентрації води та щільності ДЕГ, а також виконавчі механізми — регулюючі клапани, приводи, нагрівачі, пальники та насосні агрегати. Дані передаються до ПЛК або промислового контролера, який виконує первинну обробку сигналів. SCADA-система реалізує вищий рівень керування, здійснюючи моніторинг, аварійно-попереджувальний контроль, аналіз трендів, введення рецептур і оптимізацію параметрів. Інтеграція нейромережевих алгоритмів здійснюється через модуль аналітичної обробки, що взаємодіє з реальним технологічним процесом у режимі реального часу.

Штучна нейронна мережа виступає адаптивним предиктором стану системи, здатним моделювати складні нелінійні залежності між вхідними параметрами: температурою кип'ятильника, тиском у колоні, витратою збагаченого гліколю, продуктивністю стріпінгу, концентрацією води на виході

з установки. Її застосування дає можливість реалізувати функції прогнозування майбутнього стану технологічного процесу, виявлення початкових ознак розбалансування та формування оптимальних керуючих впливів. Навчання нейромережі базується на масивах історичних даних SCADA-системи, що відображають поведінку установки в різних режимах: нормальному, динамічному, перехідному та аварійному.

Для SCADA-системи розробляється набір віртуальних датчиків, які замінюють недоступні або складні для прямого вимірювання параметри, наприклад: миттєву дегідратаційну ефективність, прогнозовану температуру перегріву в нагрівачі, ступінь забрудненості гліколю або ризик піноутворення в колоні. Такі віртуальні датчики підвищують спостережуваність системи та дозволяють оператору приймати рішення з більшою точністю. Нейромережевий модуль також виконує класифікацію станів обладнання, виявляючи аномалії та нестандартні режими роботи, що суттєво підвищує безпеку експлуатації.

SCADA-система забезпечує детальну візуалізацію всіх етапів регенерації: теплообмін між збагаченим і відновленим розчином, процеси випаровування в кип'ятильнику, роботу ректифікаційної колони, системи стріпінгу, конденсацію водяної пари, а також роботу насосів та фільтрів. На екранах оператора реалізуються мнемосхеми, інтерактивні діаграми, анімація роботи обладнання, тренди температур і тисків, а також динамічні повідомлення про відхилення від заданих параметрів. Система передбачає гнучкі режими звітності: добові, змінні, аварійні та енергоефективні показники, з можливістю експорту даних у сторонні аналітичні модулі.

Для забезпечення високої надійності SCADA-система доповнюється резервуванням каналів зв'язку, дублюванням серверів та можливістю роботи в автономному режимі при втраті зовнішньої інфраструктури. Механізми захисту включають багаторівневу систему доступу, журналювання дій користувачів, криптографічні протоколи та підтримку промислових стандартів IEC 62443.

У рамках розробки системи також створюється інтелектуальний модуль оптимізації керування. Він реалізує алгоритми самоналаштування: адаптивне регулювання подачі тепла в кип'ятильнику, оптимізацію витрати стріпінгового газу або повітря, визначення найекономічнішого режиму циркуляції гліколю. Нейромеревевий контролер може працювати паралельно з традиційним ПД-регулятором, виконуючи функції уточнення та коригування його роботи. Це забезпечує більш точне керування температурними режимами, запобігає перегріву ДЕГ, зменшує втрати тепла та підвищує стабільність якісних показників регенованого розчину.

Запровадження нейромереж у SCADA-інфраструктуру дозволяє реалізувати концепцію «розумної» установки регенерації, де система не лише реагує на зміни параметрів, але й передбачає їх. Такий підхід дає змогу досягти підвищення енергоефективності на 10–15 %, зниження аварійності, оптимізації матеріальних витрат та підвищення строку служби обладнання. Розроблена SCADA-система стає не лише інструментом моніторингу, але й активним елементом прийняття рішень.

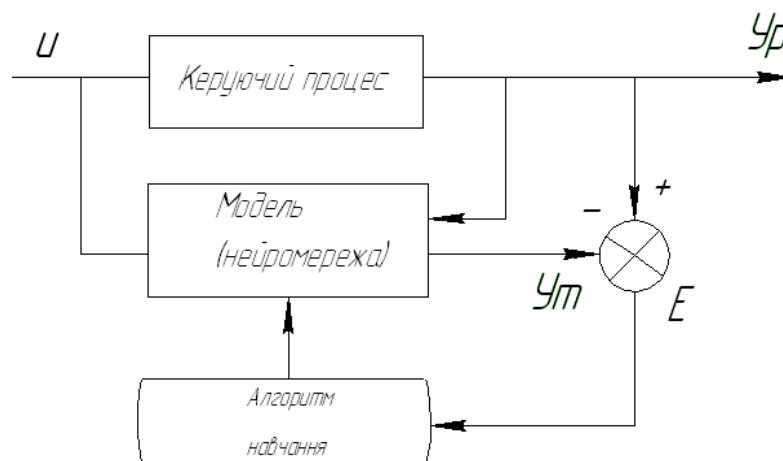


Рис. 4.1. Структурна схема регенерації на основі нейронної мережі

Нейронна мережа регулятора керованого технологічного процесу, наведена на рис. 4.2, являє собою двошарову архітектуру, доповнену ланцюжками затримки (ЛЗ), які виконують функцію короткочасної пам'яті. Використання ЛЗ забезпечує збереження та обробку попередніх значень

вхідних і вихідних сигналів, що дозволяє мережі формувати узагальнену картину динаміки об'єкта керування. Завдяки цьому нейронний регулятор здатний не лише реагувати на поточний стан системи, але й прогнозувати майбутні значення вихідної змінної, реалізуючи елементи випереджувального керування. Такий підхід забезпечує покращену точність моделювання, підвищення стійкості системи в умовах зовнішніх збурень та здатність адаптувати регулятор до змінних режимів роботи технологічного обладнання. У результаті реалізується інтелектуальна структура керування, здатна до самонавчання та оптимізації параметрів у реальному часі.

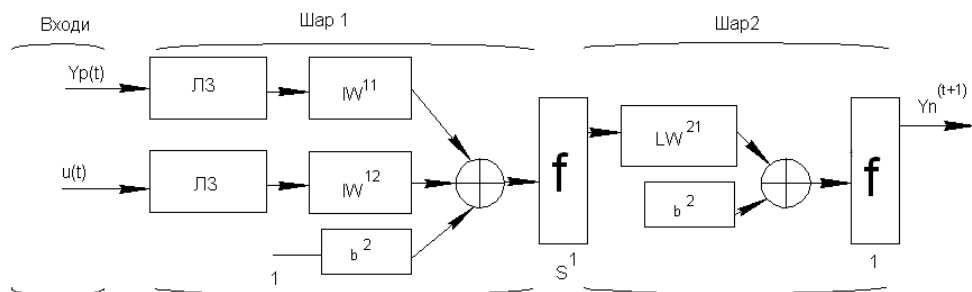


Рис. 4.2. Нейронна мережа регулятора процесу регенерації

Налаштування параметрів даної нейронної мережі здійснюється автономно із застосуванням методів групового навчання, що ґрунтуються на статистичних даних, отриманих у ході випробувань реального технологічного об'єкта. Такий підхід забезпечує формування навчальної вибірки, яка коректно відображає динаміку процесу в реальних умовах експлуатації. Для тренування мережі можуть бути застосовані будь-які сучасні алгоритми навчання штучних нейронних мереж — як класичні (градієнтний спуск, метод зворотного поширення похибки, адаптивні алгоритми типу Adam або RMSProp), так і еволюційні чи гібридні методи оптимізації.

Метод керування з прогнозом (predictive control) базується на принципі ковзного горизонту оптимізації: нейромережева модель об'єкта за наперед визначений період часу прогнозує реакцію керованої системи на майбутні вхідні впливи. На основі цього прогнозу формується оптимальна послідовність

керуючих дій, що дозволяє мінімізувати відхилення вихідних параметрів та забезпечити високу точність регулювання навіть у випадку складних, суттєво нелінійних або швидкозмінних процесів. Такий підхід значно підвищує адаптивність та робастність системи керування, забезпечуючи її здатність ефективно функціонувати при наявності збурень, невизначеностей та зміни технологічних режимів.

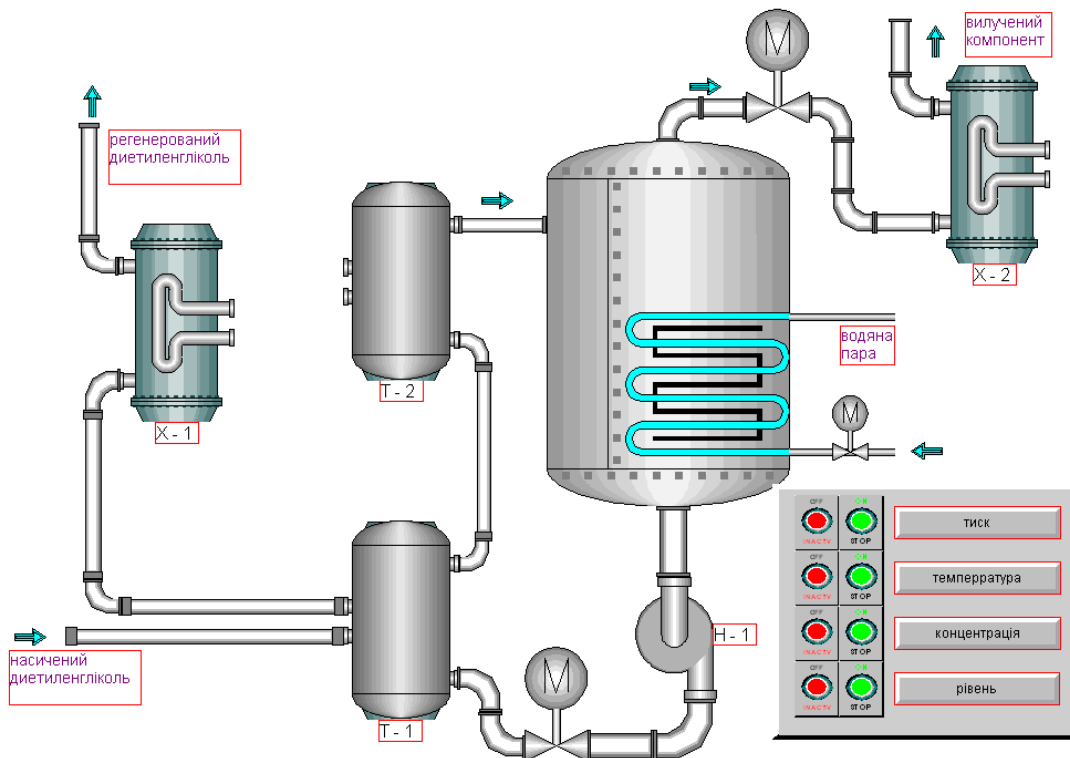


Рис. 4.3. Інтерактивна мнемосхема SCADA-системи регенерації ДЕГ на основі штучних нейронних мереж

Для розроблення SCADA-системи необхідним є використання спеціалізованого програмного забезпечення, яке забезпечує інструментарій для побудови інтерфейсів візуалізації, організації моніторингу параметрів технологічного процесу та реалізації функцій дистанційного й автоматизованого керування. Сучасний ринок пропонує значну кількість SCADA-платформ, що відрізняються функціональністю, масштабованістю, вимогами до апаратного забезпечення та умовами ліцензування.

У рамках даної роботи принциповою умовою було використання програмного забезпечення з відкритим або вільним доступом, що дає можливість гнучкої адаптації системи під специфіку об'єкта, знижує загальну вартість впровадження та спрощує модифікацію структури проєкту. Після аналізу доступних рішень було виділено такі програмні продукти:

1. *SimpleScada* — легковагова платформа, орієнтована на малі та середні системи автоматизації, що вирізняється простотою конфігурації та достатнім набором базових функцій.
2. *RapidSCADA* — модульна відкрита SCADA-система з широкими можливостями розширення, підтримкою мережевих протоколів промислової автоматизації та інтеграції з базами даних.
3. *Promotic SCADA Visualization Software* — комплексне рішення з розвинутим інструментарієм для побудови багаторівневих систем керування та візуалізації виробничих процесів.

Після детального порівняльного аналізу вищезазначених платформ для реалізації SCADA-системи було обрано Promotic SCADA, оскільки ця платформа забезпечує оптимальне співвідношення функціональних можливостей, гнучкості налаштувань та доступності. Система PROMOTIC володіє інтуїтивно зрозумілим середовищем розробки, підтримує інтеграцію з різними типами контролерів і датчиків, дозволяє реалізовувати складні алгоритми управління та підтримує сучасні стандарти промислових комунікацій (Modbus, OPC, TCP/IP тощо).

Крім того, PROMOTIC надає широкі можливості для створення розширених графічних інтерфейсів, мнемосхем, систем тривоги, архівування технологічних даних і вбудованої аналітики, що є особливо актуальним при впровадженні нейромережевих моделей управління. Завдяки модульності та підтримці сценаріїв різними мовами програмування, платформа дозволяє адаптувати функції системи під специфічні вимоги технологічного процесу регенерації діетиленгліколю, забезпечуючи високу гнучкість та можливість подальшого масштабування.

Контур блоку регенерації діетиленгліколю охоплює ключові технологічні вузли установки регенерації (РГ), серед яких основними є випарник (І), буферна ємність (Б) та випарна (ректифікаційна) колона. Сукупність цих елементів забезпечує послідовне видалення води з розбавленого розчину ДЕГ та формування регенованого продукту необхідної концентрації.

Для забезпечення повноцінного, інформативного та інтерактивного відображення перебігу технологічного процесу в операторському інтерфейсі SCADA-системи, на мнемосхему виводяться всі критично важливі контрольно-вимірювальні прилади. До них належать датчики тиску, температури та рівня, які забезпечують безперервний моніторинг параметрів процесу та формують первинну інформаційну базу для роботи алгоритмів керування та діагностики. Завдяки цьому оператор отримує можливість своєчасно оцінювати стан обладнання, контролювати динамічні зміни технологічних параметрів і оперативно реагувати на відхилення.

Окрему увагу візуалізації займає відображення ректифікаційної колони, у яку подається розбавлений діетиленгліколь (рДЕГ). Її графічне представлення на мнемосхемі дозволяє наочно демонструвати ключові технологічні етапи регенерації, включаючи подачу рДЕГ, процес випаровування, переміщення парорідинної суміші та відбір регенованого продукту. Відображення внутрішніх зон колони (куба, тарілчастих секцій, дефлегматора тощо) може бути додатково деталізоване для підвищення інформативності системи.

Загальне компонувальне представлення технологічного контуру та взаємозв'язків між окремими елементами процесу наведено на рисунку 4.4. Таке структуроване графічне відображення забезпечує зрозумілу логічну інтерпретацію роботи блоку регенерації та є необхідною складовою інтерактивної SCADA-системи, що підтримує як операторське керування, так і інтеграцію з інтелектуальними (нейромережевими) модулями оптимізації.

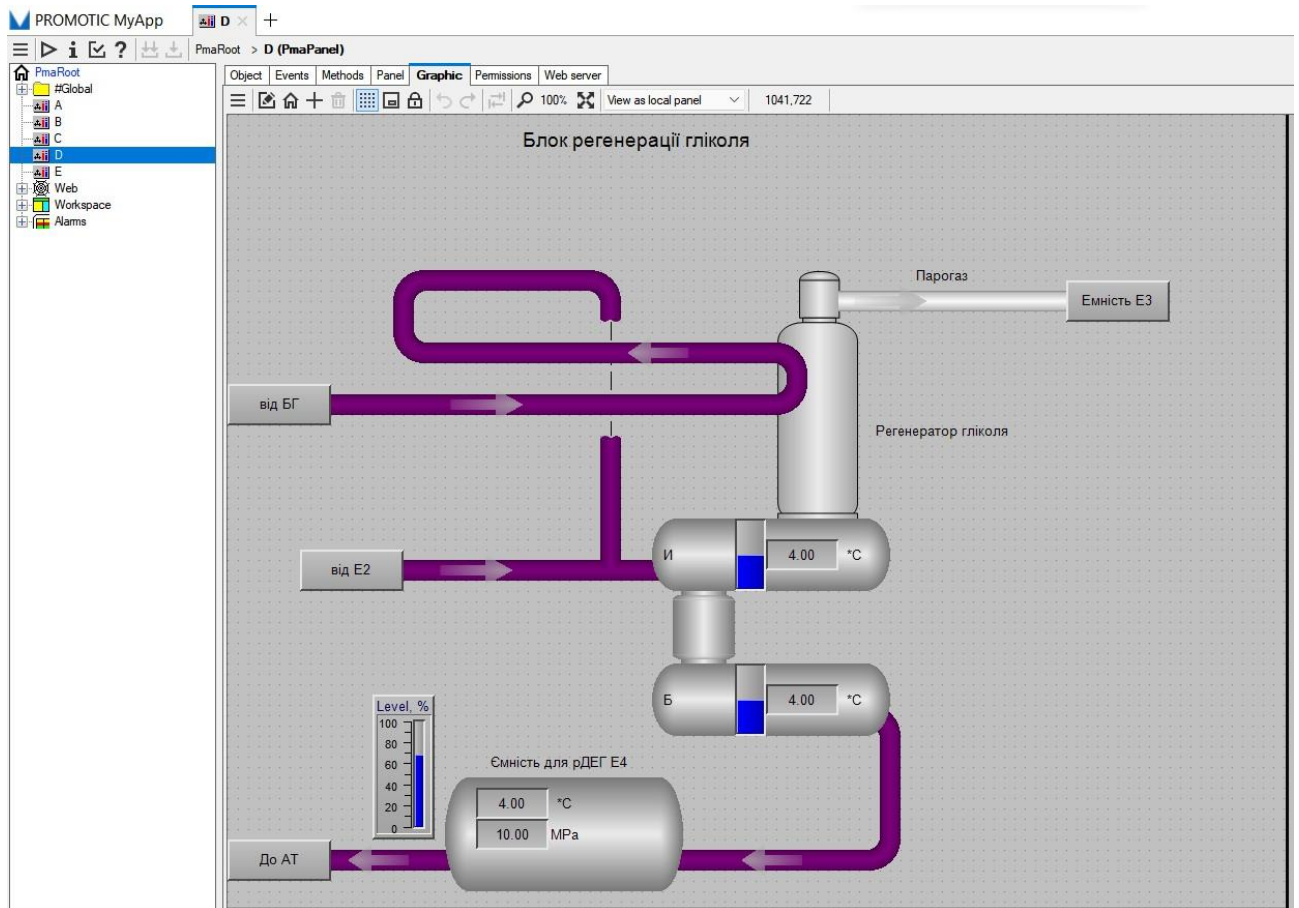


Рис.4.4. Візуалізація технологічних вузлів блоку регенерації гліколю в операторському інтерфейсі SCADA-системи

У середовищі програмного забезпечення реалізовано режим симуляції, який забезпечує можливість налагодження SCADA-системи в умовах, максимально наближених до реального часу. Використання цього режиму дозволяє перевіряти коректність роботи розроблених алгоритмів керування та функціонування елементів інтерфейсу, зокрема реакцію кнопок на взаємодію оператора. Крім того, передбачено моделювання аварійних та позаштатних ситуацій із наступним виведенням відповідної інформації у вікно повідомлень про тривоги (alarms), що дозволяє оцінити ефективність системи сигналізації. Такий підхід забезпечує комплексну перевірку зовнішнього вигляду та функціональних можливостей інтерфейсу оператора перед реальним впровадженням SCADA-системи, знижуючи ризики експлуатаційних помилок та підвищуючи надійність управління технологічним процесом.

## Висновки до розділу 4

В результаті проведеного моделювання за каналами «витрата пари – температура низу колони» та «витрата пари – якість регенованого діетиленгліколю» були визначені ключові показники якості перехідних процесів. Було здійснено експериментальне визначення динамічних характеристик технологічного процесу, встановлено основні вхідні та вихідні змінні, а також проведено комплексну обробку отриманих результатів для подальшого аналізу.

За результатами моделювання підтверджено, що перехідні характеристики каналів відповідають фізичним закономірностям процесу, а показники якості знаходяться в допустимих межах. Порівняльний аналіз перехідних процесів показав, що каскадна система регулювання демонструє вищу ефективність та точність у порівнянні з одношаровою системою управління технологічним процесом регенерації ДЕГ. Зокрема, встановлено, що якість регенерації вихідного продукту (ДЕГ) не регулюється безпосередньо, а визначається впливом допоміжних параметрів, серед яких ключову роль відіграє температура низу випарної колони, що обумовлює кінцеву концентрацію та стабільність розчину.

На основі отриманих даних було створено мнемосхему технологічного процесу регенерації діетиленгліколю, яка відображає взаємозв'язки між основними технологічними вузлами, вхідними та вихідними параметрами, а також забезпечує наочне відображення роботи регуляторних систем і можливість аналізу процесу в режимі SCADA. Мнемосхема дозволяє інтегрувати інформацію про динаміку процесу, що виникає при зміні витрати пари та інших керованих величин, а також оцінити ефективність каскадного регулювання на всіх етапах технологічного циклу.

## ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У магістерській роботі виконано комплексне дослідження, спрямоване на підвищення ефективності та надійності процесу регенерації діетиленгліколю шляхом розроблення інтелектуальної системи керування на основі штучних нейронних мереж. На основі аналізу сучасних методів автоматизації абсорбційних процесів встановлено, що традиційні системи регулювання не забезпечують достатньої адаптивності до коливань у складі та параметрах природного газу, що призводить до енергетичних втрат, погіршення якості осушення та прискореної деградації абсорбенту. Це зумовлює актуальність застосування інтелектуальних методів керування.

У роботі розроблено нейромережну модель, здатну відтворювати нелінійні закономірності між технологічними параметрами процесу регенерації ДЕГ і прогнозувати оптимальні режими функціонування установки. Створена система керування забезпечує підвищення точності підтримання температурних, тискових та витратних параметрів, а також скорочує час переходу між режимами. Порівняльний аналіз показав, що використання нейронної мережі дозволяє зменшити питомі енерговитрати та знизити ризик виникнення критичних ситуацій за рахунок своєчасного прогнозування відхилень.

Практична реалізація розробленого алгоритму підтвердила можливість інтеграції інтелектуального модуля у стандартні SCADA/DCS-системи без суттєвих змін апаратної частини. Запропонована система демонструє високу адаптивність, стійкість до завад та здатність до навчання на основі нових технологічних даних, що забезпечує її перспективність для промислового впровадження.

Отримані результати підтверджують, що застосування штучних нейронних мереж у керуванні процесом регенерації діетиленгліколю є ефективним напрямом розвитку систем автоматизації газопереробної галузі. Розроблена інтелектуальна система не лише підвищує енергоефективність та

якість технологічного процесу, але й створює передумови для формування сучасних адаптивних систем керування нового покоління.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Халатов А.А. Енергетика України: сучасний стан і найближчі перспективи [Текст]/ А.А. Халатов // Вісник НАН України – ISSN 1027-3239. – 2016. – №6. – С.53–61.
2. Дем'янчук Я. М. Трубчасто-колонні технології в процесах абсорбційного осушення природного газу / Я. М. Дем'янчук // Розвідка та розробка нафтових і газових родовищ. — 2017. — № 4. — С. 25—29. — Бібліогр.: с. 29.
3. Li Y., Ang K.H, Chong G.C.Y. Patents, software, and hardware for PID control. An overview and analysis of the current art // IEEE Control Systems Magazine. Feb.2006. P. 41-54.
4. Ляпощенко О.О., Толстун Ю.О. Розробка енергоефективної технології осушування та очищення природного газу з застосуванням багатофункціонального абсорбера / Збірник наукових праць: «Наукові праці Одеської державної академії харчових технологій». — Одеса, 2009. — Вип.35. — Т.2. — С.75-79.
5. Борин В.С. Автоматизація технологічного процесу регенерації диетиленгліколю з використанням штучних нейромереж / В. С. Борин, І. І. Чигур, О. В. Костецький, В. М. Сопуляк // Розвідка та розробка нафт. і газ. родовищ. - 2017. - № 4. - С. 104-107. - Бібліогр.: 3 назв. - укр.
6. Ковриго Ю.М. Методика налаштування  $H_{\infty}$ -ПІД регулятора для об'єктів із запізнюванням [Текст] / Ю.М. Ковриго, Т.Г. Баган // Наукові вісті НТУУ "КПІ". – Київ. – 2019. – № 1. – С. 27-33.
7. Козак О.Ф. Удосконалення контролю якості абсорбентів установок осушення природного газу / О.Ф.Козак // Техніка і прогресивні технології в нафтогазовій інженерії: міжнар. наук.-техн. конф. молодих вчених, 15-20 вересня 2008 р., анотац. допов. – Івано-Франківськ: Факел, 2008. – С. 47.
8. Bova, S., Codara, P., Maccari, D., Marra, V. A., Logical analysis of Mamdani-type fuzzy inference, I theoretical bases, IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Barcelona, pp. 1-8, 2021.

9. Дем'янчук Я.М. Наукове обґрунтування нормування затрат у процесі абсорбційного осушення природного газу / Дем'янчук Я.М., Козак Ф.В. // Науковий вісник ІФНТУНГ. – 2018. – № 2 (32). – с. 80–86с.

10. Штіфзон О.Й. Розробка адаптуючого fuzzy-logic пристрою для керування в умовах параметричної нестационарності / О.Й. Штіфзон, П.В. Новіков, Т.Г. Баган / Східно-європейський журнал передових технологій – Харків, 2018. – Том 1№ 2.

11. Руденко О.Г. Штучні нейронні мережі.: навч.посіб./ О.Г. Руденко, Є.В.Бодяньський. – Х.: Компанія СМІТ, 2016. – 404 с. – іл.. - 390-397

12. Новіков П.В. Контролер на базі системи нечіткого виводу для регулювання інерційних теплоенергетичних параметрів / П.В.Новіков, О.С.Бунке // Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології – 2017: IV міжнар. наук.-прак. конф. мол. уч, асп., і студ.: мат. конф.– К., 2017.– .С. 31-32.

13. Автоматизація процесів переробки нафти та газу: навч. посіб. / Г.Н.Семенцов, М.І.Горбійчук, Л.І.Жуган, С.А.Чеховський. - Львів: Світ, 1992. - 352 с.

14. Горбійчук М.І. Моделювання об'єктів і систем керування в нафтовій та газовій промисловості: навч. посіб. Ч. 1. - Івано-Франківськ: ІФДТУНГ, 1999. - 149 с.

15. Горбійчук М.І. Математичне моделювання на ЕОМ технологічних об'єктів: навч. посіб. - Івано-Франківськ: Факел, 2001. - 240 с.

16. Новіков П.В. Інтелектуальна система керування інерційними технологічними параметрами на базі fuzzy-регулятора / П.В.Новіков, О.С.Бунке // Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики: XV міжнар. наук.-прак. конф. асп., маг. і студ. : мат. конф.– К., 2017.

17. Горбійчук М.І. Моделювання об'єктів і систем керування в нафтовій та газовій промисловості: навч. посіб. Ч. 2. - Івано-Франківськ: ІФДТУНГ, 1999. - 226 с.

18. Фазі-логіка в системах керування: навч. посіб. / Г.Н.Семенцов, І.І.Чигур, М.В.Шавранський, В.С.Борин. - Івано-Франківськ: ІФНТУНГ, 2002. - 64 с.
19. Фазі-логіка в системах контролю: навч. посіб. / Г.Н.Семенцов, І.І.Чигур, М.В.Шавранський, В.С.Борин. - Івано-Франківськ: ІФНТУНГ, 2002. - 70 с.
20. Compernelle, Tine & Witters, Nele & Van Passel, Steven & Thewys, Theo, 2011. "Analyzing a self-managed CHP system for greenhouse cultivation as a profitable way to reduce CO<sub>2</sub>-emissions," Energy, Elsevier, vol. 36(4), pages 1940-1947. Режим доступу:  
<https://uhdspace.uhasselt.be/dspace/bitstream/1942/11943/1/compernelle%201.pdf>
21. Теорія систем керування: підручник / В. І. Корнієнко, О. Ю. Гусєв, О. В. Герасіна, В. П. Щокін. Дніпро: НГУ, 2017. 497 с.
22. Шаруда, В. Г. Дослідницька частина в кваліфікаційній роботі магістра [Текст]: навч. посіб. / В. Г. Шаруда, В. В. Ткачов, А. В. Бубліков; Держ. ВНЗ "Нац. гірн. ун-т". - Дніпропетровськ: НГУ, 2015. - 489 с.
23. Ляпощенко О.О., Толстун Ю.О. Розробка енергоефективної технології осушування та очищення природного газу з застосуванням багатофункціонального абсорбера / Збірник наукових праць: «Наукові праці Одеської державної академії харчових технологій». — Одеса, 2019. — Вип.35. — Т.2. — С.75-79.
24. Critten DL, Bailey BJ. A review of greenhouse engineering developments during the 1990s. Agricultural and Forest Meteorology 2002;122:1e22.
25. Directive 2004/8/EC of the European Parliament and of the Council of 11 February 2004.
26. Nielsen, B & Madsen, H 1995, 'Identification of Transfer Functions for Control of Greenhouse Air Temperature', Journal Agric. Engng.Res., vol. 60, сторінки. 25-34. Режим доступу:  
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0021863485710931?>

27. Семенцов Г.Н. Планування та обробка результатів експерименту: навч. посіб. / Г.Н.Семенцов, Я.Р.Когуч, М.М.Дранчук. - Івано-Франківськ: ІФНТУНГ, 2013. - 222 с.
28. Семенцов Г.Н. Теорія автоматичного управління (нелінійні та дискретні системи): навч. посіб. / Г.Н.Семенцов, І.І.Чигур. - Івано-Франківськ: ІФНТУНГ, 2014. - 96 с.
29. Aidan O`Dwyer Handbook PI and PID Controller Tuning Rules.–2nd Edition.–Ireland: Imperial College Press.– 545 p
30. Song, Yang (2018) Intelligent PID controller based on fuzzy logic control and neural network technology for indoor environment quality improvement. PhD thesis, University of Nottingham. Режим доступу: [http://eprints.nottingham.ac.uk/14300/1/Yang\\_PhD\\_Thesis.pdf](http://eprints.nottingham.ac.uk/14300/1/Yang_PhD_Thesis.pdf)
31. Лагойда А.І., Шавранський М.В., Когутяк М.І., Борин В.С., Чигур І.І. «Магістерська робота»: Методичні вказівки. – Івано-Франківськ: Факел, 2024. – 30 с.
32. Boryn V.S., Antonyk O.V. Intelligent control system based on artificial neural networks for controlling the diethylene glycol regeneration process. Modern aspects of modernization of science: status, problems, development trends. Materials of the 62th International Scientific and Practical Conference. November 7, 2025, Shumen (Bulgaria). Pp. 106-109. DOI: <https://doi.org/10.52058/62>