

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
КРИВОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ЕЛЕКТРОТЕХНІЧНИЙ ФАКУЛЬТЕТ  
КАФЕДРА ЕЛЕКТРИЧНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ

## ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА

до кваліфікаційної роботи магістра  
зі спеціальності 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка»  
освітньо-професійна програма  
«Системи електропостачання промислових підприємств, міст та локальних  
об'єктів»

На тему: «ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ КЕРУВАННЯ ПРИСТРОЯМИ  
КОМПЕНСАЦІЇ РЕАКТИВНОЇ ПОТУЖНОСТІ НА ПРИКЛАДІ  
ПІДСТАНЦІЇ ГПП-4 150/35/6КВ АТ «ПІВДГЗК»

КНУ.МР.141.24.780с-02

Здобувачка  
групи ЗСЕР-23м

\_\_\_\_\_

/підпис/

Ангеліна ЧЕСНОКОВА

\_\_\_\_\_

/ім'я, прізвище/

Завідувач кафедри:  
д.т.н., проф.

\_\_\_\_\_

/підпис/

Олег СІНЧУК

\_\_\_\_\_

/ім'я, прізвище/

Керівник:  
к.т.н., доц.

\_\_\_\_\_

/підпис/

Олексій МИХАЙЛЕНКО

\_\_\_\_\_

/ім'я, прізвище/

Гарант ОП:  
к.т.н., доц.

\_\_\_\_\_

/підпис/

Олексій МИХАЙЛЕНКО

\_\_\_\_\_

/ім'я, прізвище/

Кривий Ріг – 2024

## АНОТАЦІЯ

**Об'єктом дослідження** є процеси електропостачання на гірничо-збагачувальних комбінатах.

**Предметом дослідження** є методи підвищення коефіцієнту потужності в промислових електромережах.

Мета роботи полягає в дослідженні доцільності застосування інтелектуального керування при визначенні місць розташування та потужності компенсаційних пристроїв в електромережах гірничо-збагачувальних комбінатах для покращення коефіцієнту потужності.

У 1-му розділі дано загальні відомості про підстанцію ГПП-4 150/35/6кВ АТ «ПівдГЗК», охарактеризовано принцип компенсації реактивної потужності. Зроблено огляд сучасних інтелектуальних методів керування компенсуючими пристроями.

У 2-му розділі створено глибоку штучної нейронної мережі для визначення розташування та величини компенсації реактивної потужності. Прийнято мережу з сімома шарами і функціями активації типу ReLU. Взяті тестові схеми електромереж для аналізу інтелектуального керування.

У 3-му розділі розглядалося моделювання інтелектуальних систем керування компенсацією реактивної потужності, а саме визначення місць та величини компенсування з використанням алгоритму прямого перебору та з задіянням глибокої штучної нейронної мережі. Щодо вибору місця компенсації обидва керування дають однакові результати, щодо визначення величини компенсування, то тут кращою є глибока штучна нейронна мережа.

**КЛЮЧОВІ СЛОВА:** промислова електромережа, компенсація реактивної потужності, керування, алгоритм прямого перебору, глибока штучна нейронна мережа.

## ЗМІСТ

Анотація .....	2
Вступ.....	5
Розділ 1. Загальні відомості про компенсацію реактивної потужності на промислових підприємствах .....	6
1.1 Загальні відомості підстанцію ГПП-4 150/35/6кВ АТ «ПівдГЗК».....	6
1.2 Поняття реактивної потужності .....	9
1.3 Принципи компенсації реактивної потужності.....	11
1.4 Способи компенсації реактивної потужності.....	14
1.5 Сучасні здобутки в галузі компенсації реактивної потужності.....	17
Висновки до розділу 1 .....	23
Розділ 2. Керування компенсацією реактивної потужності спираючись на глибокі штучні нейронні мережі .....	24
2.1 Структура глибокої штучної нейронної мережі.....	24
2.2 Навчальні дані для глибокої штучної нейронної мережі .....	29
2.2.1 Обмеження на підключення випадково розташованих навантажень до електромережі .....	29
2.2.2 Критерії оптимальної потужності компенсації та вибору місця розташування.....	30
2.3 Алгоритм прямого перебору для оптимального розташування та потужності компенсації: генерація навчальних даних .....	31
2.4 Побудова глибокої штучної нейронної мережі: кількість шарів, нейронів та гіперпараметрів.....	33
2.5 Тестові схеми електромереж .....	36
Висновок до розділу 2 .....	36

Розділ 3. Розширене моделювання компенсації реактивної потужності на тестових електромережах.....	38
3.1 Керування компенсаційними пристроями в системі з 14-вузловій електромережі.....	38
3.2 Керування компенсаційними пристроями в 30-вузловій електромережі.....	42
3.3 Керування компенсаційними пристроями в системі з 118-вузловій електромережі.....	46
Висновки до розділу 3 .....	48
Висновки .....	49

## ВСТУП

Компенсація реактивної потужності на гірничо-збагачувальних комбінатах є надзвичайно важливою через низку причин, які стосуються як енергоефективності, так і фінансової вигоди. ГЗК споживають значну кількість електроенергії для роботи потужного обладнання, такого як насоси, компресори, дробильні машини та конвеєрні системи. Більшість цього обладнання має індуктивний характер, що призводить до утворення реактивної потужності, яка не виконує корисної роботи, але створює додаткове навантаження на електромережу.

Через реактивну потужність зростають втрати енергії в проводах і трансформаторах, а також підвищується струм у мережі, що знижує ефективність електропостачання. Це може викликати нестабільність напруги, що негативно впливає на роботу обладнання, скорочує його термін експлуатації та підвищує ризики аварійних ситуацій. Для підприємств це також означає збільшення витрат на електроенергію, адже енергопостачальні компанії часто штрафують за надмірне споживання реактивної потужності.

Окрім зниження енергетичних втрат і підвищення стабільності напруги, компенсація реактивної потужності сприяє економії коштів, оптимізує навантаження на мережу та підвищує її пропускну здатність. Це дозволяє використовувати доступну активну потужність ефективніше, що є особливо важливим для підприємств із великим енергоспоживанням. Крім того, зменшення втрат електроенергії позитивно впливає на екологію, адже скорочуються викиди парникових газів через зниження виробництва електроенергії на теплових електростанціях.

Отже, компенсація реактивної потужності на гірничо-збагачувальних комбінатах є критично важливим заходом, який дозволяє знизити витрати, підвищити надійність роботи обладнання, забезпечити стабільність технологічних процесів і досягти сталого розвитку підприємства.

## **РОЗДІЛ 1. ЗАГАЛЬНІ ВІДОМОСТІ ПРО КОМПЕНСАЦІЮ РЕАКТИВНОЇ ПОТУЖНОСТІ НА ПРОМИСЛОВИХ ПІДПРИЄМСТВАХ**

### **1.1 Загальні відомості підстанцію ГПП-4 150/35/6кВ АТ «ПівдГЗК»**

Розглянемо одну з чотирьох головних підстанцій підприємства – ГПП-4 (рис. 1.1). Основна функція якої полягає у забезпеченні стабільного, безперебійного та економічного електропостачання для всіх технологічних процесів та виробничих об'єктів. Вона є важливим елементом енергетичної інфраструктури гірничо-збагачувального підприємства «ПівдГЗК» та виконує кілька критичних задач, які сприяють нормальній роботі виробництва.

ГПП-4 живиться від ПС «Гірнича» (НЕК «Укренерго») двома магістральними повітряними лініями Л-955, Л-956 напругою 150 кВ. Зі сторони вищої напруги оснащена вимикачами під які заведений захист повітряних ліній від пошкодження та міститься секційні роз'єднувачі для резервного живлення. За конструктивним виконанням ГПП-4 має відкриту розподільчу установку (ВРУ), та закриту розподільчу установку (ЗРУ). На ПС встановлено два потужні понижувальні трансформатори типу ТДТН-40000/150 із масляним охолодженням. Їхня загальна потужність забезпечує достатній резерв для покриття пікових навантажень та можливість роботи в тривалому режимі. Трансформатори мають захист від перегріву та аварійних ситуацій.

Основними споживачами енергії ПС є електродвигуни виробничих механізмів (дробарки різних фракцій), підйомно-транспортні пристрої (конвеєри, контактна мережа), компресори, вентилятори, насоси, зварювальні установки, силові трансформатори, випрямні установки, освітлення та ін.

Розподільчі пристрої підстанції включають системи напругою 150 кВ, 35 кВ та 6 кВ кожний з цих функційних елементів укомплектований

пристроями захисту, комутації, керування, вимірювання, сигналізації, та необхідною автоматикою. За необхідності у відповідних елементах застосовуються засоби регулювання напруги РПН, а також резервна акумуляторна батарея у випадку аварійної зупинки виробництва.

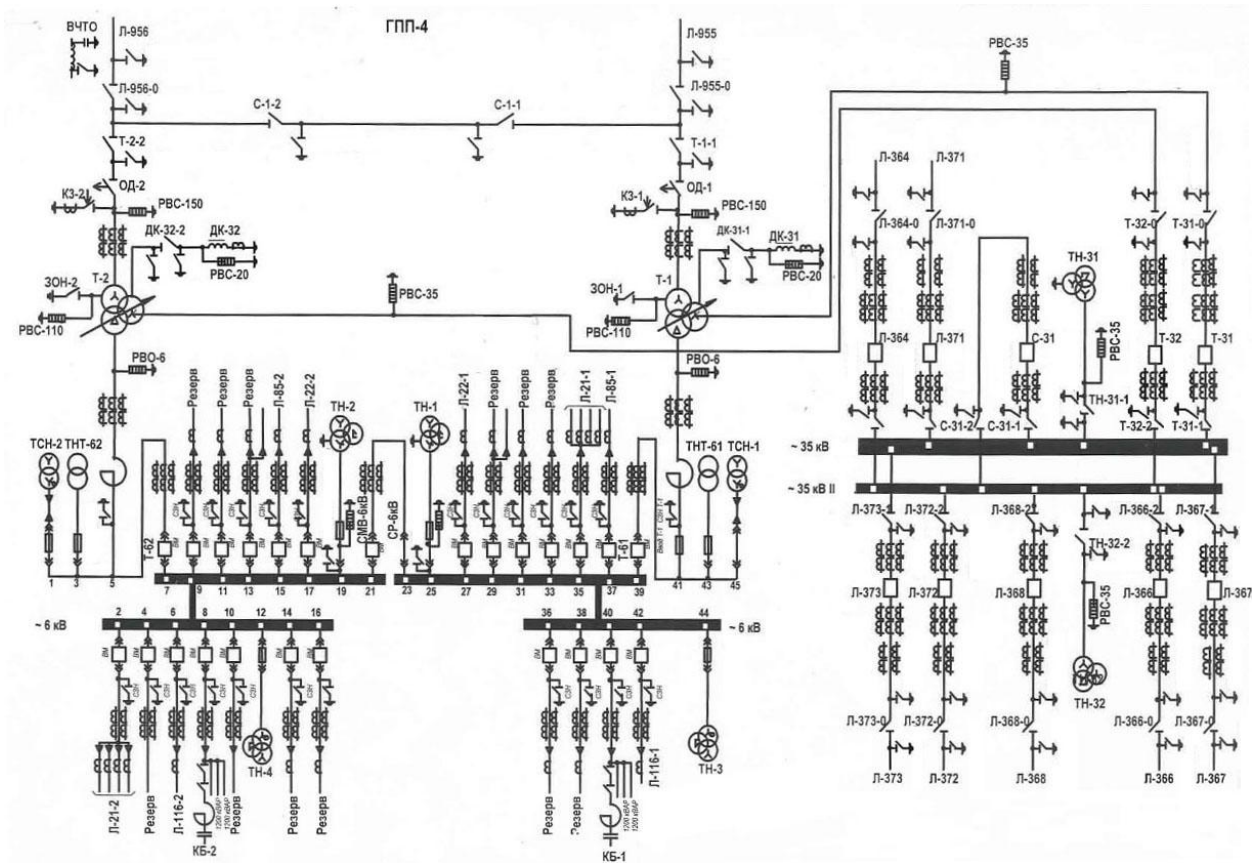


Рисунок 1.1 – Однолінійна схема електропостачання ГПП-4 АТ «ПівдГЗК»

ГПП-4 виконує розподіл електроенергії між наступними групами споживачів:

Повітряні лінії (ПЛ) напругою 35 кВ забезпечують електропостачання виробничих ділянок кар'єру, який охоплює велику територію та має високу енергоємність. Вони слугують каналом передачі електроенергії від головної понижувальної підстанції до локальних понижувальних підстанцій напругою 35/6 кВ, розташованих у різних зонах кар'єру. Ці локальні підстанції забезпечують подальше пониження напруги до 6 кВ, що необхідна для живлення різних категорій споживачів.

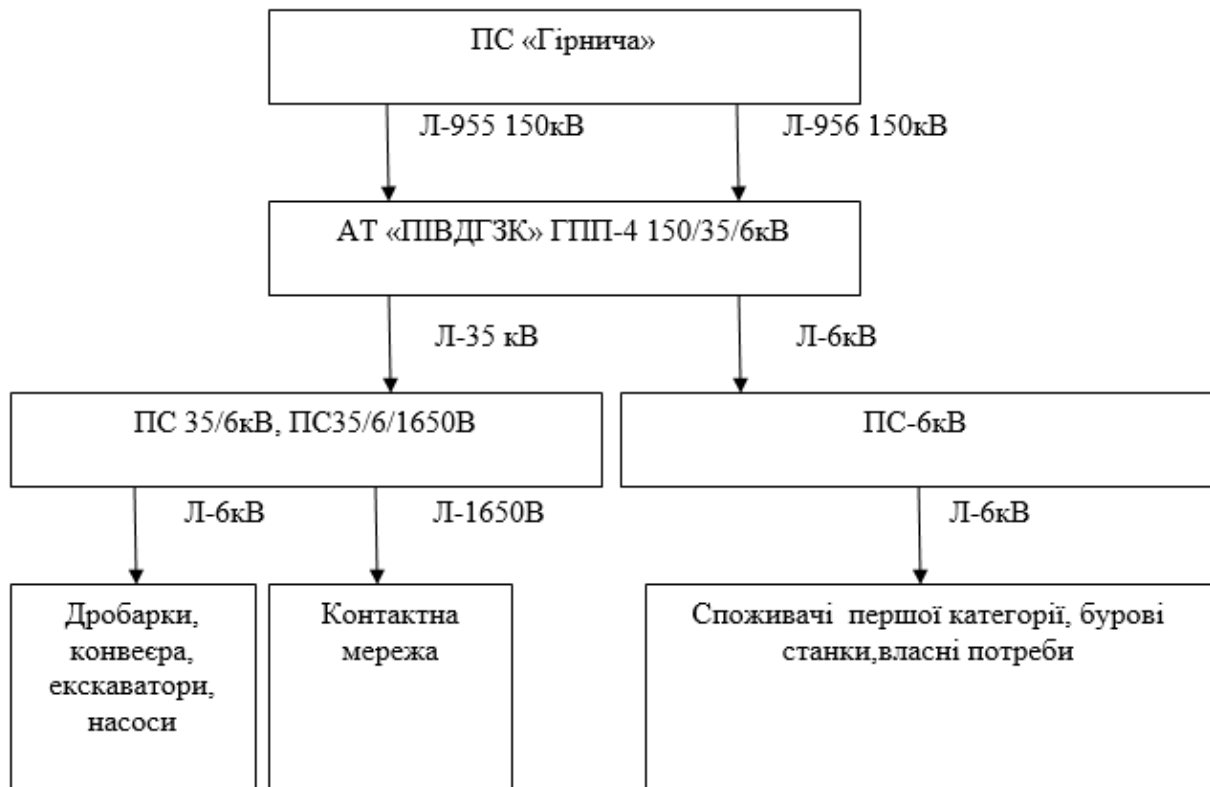


Рисунок 1.2 – Структура електропостачальної системи ГПП-4

Основними споживачами електроенергії які живляться від ГПП-4 у кар'єрі є:

1. Дробарки є важливим обладнанням у процесі видобутку руди на АТ «ПівдГЗК». Вони споживають значну частку електроенергії через потужні електродвигуни, які приводять у дію дробильні механізми. Ефективне електропостачання цих пристроїв забезпечує стабільну роботу кар'єра.

2. Екскаватори, які є основним видом техніки для видобування руди, також споживають значну кількість енергії. Вони оснащені потужними електродвигунами для руху механізмів копання, обертання та транспортування.

3. Системи конвеєрів котрі використовуються для транспортування породи на великі відстані в межах кар'єру, та підйому до збагачувальних цехів комбінату. Вони включають лінії конвеєрів з великим числом електродвигунів, що працюють синхронно.



4. Контактна мережа використовується для живлення кар'єрних електровозів, які транспортують руду з місць в кар'єрі де немає можливості транспортування конвеєрами на склади або до місць подальшої обробки.

5. У кар'єрі також працює значна кількість допоміжного обладнання, такого як насосні станції для відкачування води, системи освітлення, вентиляції та пристрої для автоматизації і контролю. Хоча це обладнання зазвичай споживає менше енергії, ніж основні споживачі, його стабільна робота також важлива для загальної ефективності виробничих процесів.

Кабельні лінії (КЛ) напругою 6 кВ живлять бурові станки підприємства, споживачів першої категорії (критичні об'єкти, які не можуть зупинятися), комплектні трансформаторні підстанції, трансформаторні підстанції, субабонентів, та власні потреби які включають освітлення, вентиляцію, обігрів, прилади керування обладнанням та релейний захист.

## 1.2 Поняття реактивної потужності

У промисловому середовищі можна зустріти два основних типи навантажень. З одного боку, є чисто активні навантаження, які споживають лише активну потужність через свою чисто активну характеристику (наприклад, нагрівачі, лампи розжарювання, тощо). З іншого боку, існують також активно-індуктивні навантаження, які споживають певну кількість активної потужності, але також споживають реактивну потужність під час своєї нормальної роботи. Це стосується асинхронних двигунів, більшості газорозрядних ламп або трансформаторів. Таким чином, промисловий споживач потребує два типи енергії: активну та реактивну [1, 2].

Обидва типи енергії повинні постачатися електричною мережею. Як наслідок, струм, що циркулює по лініях електропередачі та розподілу (від електростанцій або підстанцій до споживачів), матиме дві складові: реальну складову (активний струм  $I_R$ ) та уявну складову (реактивний струм,  $I_L$ ), як показано на рис. 1.3.

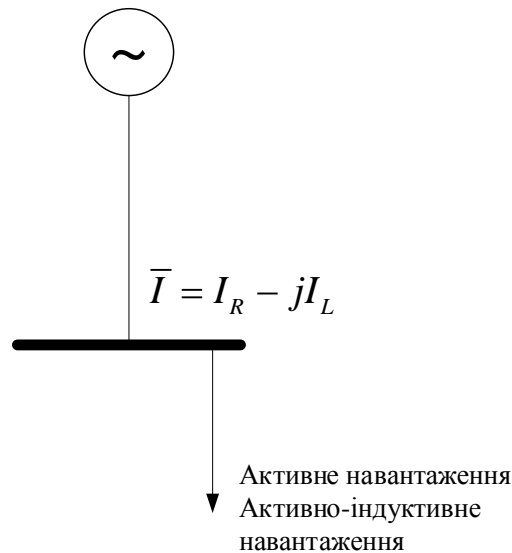


Рисунок 1.3 – Активний і реактивний струм в електромережі

Виробництво, передача та розподіл реактивної потужності створює декілька проблем для електромереж. По-перше, це обмежує потужність генерації активної потужності: на електростанціях генератори мають обмежену повну потужність. Дійсно, максимальна потужність трифазного генератора ( $S = \sqrt{3}UI$ ) обмежена максимальною напругою мережі та струмом, які генератор може витримати; перше визначається ізоляцією генератора, а друге – площею поперечного перерізу його провідників:

$$S = \sqrt{P^2 + Q^2}. \quad (1.1)$$

Тому, беручи до уваги рівняння 1.1, можна зробити висновок, що для певної повної потужності, чим вища реактивна потужність, яку потрібно згенерувати (для постачання споживачам), тим менша активна потужність, яку генератор може виробити. Іншими словами, генерація  $Q$  обмежує можливість генерації  $P$ .

По-друге, передача та розподіл реактивної потужності збільшує втрати в лініях, а також падіння напруги. Дійсно, якби споживачі вимагали лише активної потужності, струм лінії мав би лише активну складову ( $I = I_R$ ), а отже, втрати ( $I_R^2 R$ ), а також падіння напруги залежали б лише від  $I_R$ . Однак, оскільки електрична компанія повинна також постачати реактивну

потужність, струм в лінії є вищим (див. рівняння 1.2), а отже, і втрати та падіння напруги також вищі:

$$I = \sqrt{I_R^2 + I_L^2}. \quad (1.2)$$

Через всі ці проблеми електроенергетична компанія враховує реактивну потужність, яку вимагають промислові споживачі, збільшуючи їхні рахунки за електроенергію по мірі зростання споживання реактивної потужності.

### 1.3 Принципи компенсації реактивної потужності

Інтуїтивна ідея, що лежить в основі процесу компенсації реактивної потужності, полягає в наступному: щоб уникнути штрафів, які накладає енергопостачальна компанія через споживання реактивної потужності, наприклад, асинхронними двигунами, споживач встановлює конденсаторні батареї. Таким чином, промислове підприємство може виробляти реактивну потужність, яка необхідна його заводу, а отже, уникати постачання реактивної потужності з боку енергопостачальної компанії [1–3]. Більш строго, фізичний процес, що відбувається, коли клієнт встановлює конденсаторні батареї паралельно з навантаженням, описаний далі. Припустимо, що компенсація реактивної потужності відсутня (споживач не встановлює конденсаторні батареї). Лінійний струм, що циркулює по розподільчих лініях, буде дорівнювати загальному струму, споживаному навантаженнями промислової установки, і матиме дві складові: активну та реактивну, як показано на рис. 1.3. Векторна діаграма струмів, що відповідає цій ситуації, зображена на рис. 1.4.

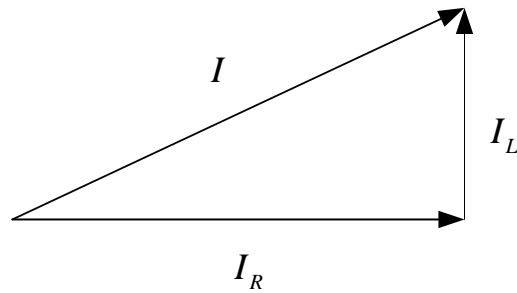


Рисунок 1.4 – Векторна діаграма струмів

Уявімо, що підприємство на підстанції на шині встановлює конденсаторні батареї (рис. 1.5).

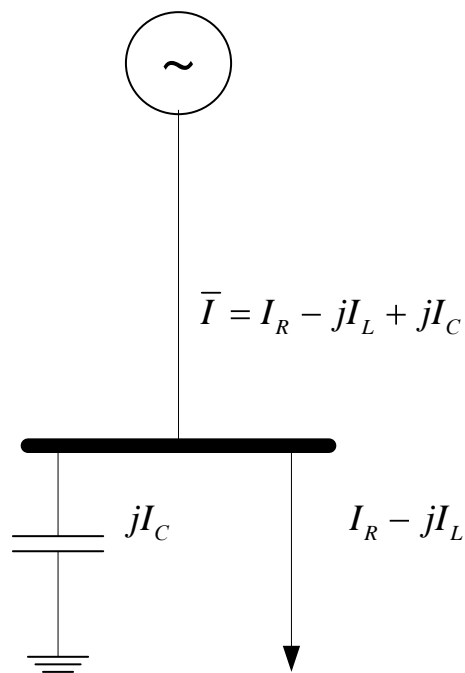


Рисунок 1.5 – До принципу компенсації реактивної потужності за допомогою конденсаторів

Оскільки конденсатор також є навантаженням, він вимагає певного струму для своєї роботи. Однак фаза струму, який споживає конденсатор  $I_C$  відмінна від фази струму, який споживає котушка, а саме зсунута на  $90^\circ$  по відношенню до фази його напруги. Як наслідок, оскільки загальний струм, що циркулює через розподільчі лінії, є сумою струму, споживаного навантаженнями в установці  $(I_R - jI_L)$ , і струму, споживаного

конденсаторами ( $jI_C$ ), результуюча діаграма фаз буде такою, як показано на рис. 1.6.

Звернімо увагу, що між фазою реактивної складової струму, споживаного навантаженням ( $-jI_L$ ), і фазою струму конденсатора ( $jI_C$ ) існує зсув фаз на  $180^\circ$ .

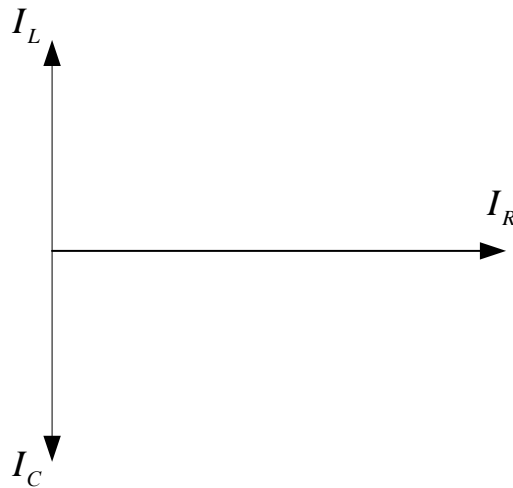


Рисунок 1.6 – Векторна діаграма струмів

Тому, якщо ємність (С) конденсатора підібрана таким чином, щоб величини  $I_L$  і  $I_C$  були рівними, ці дві складові будуть компенсувати одна одну на векторній діаграмі і, отже, загальний струм, що циркулює по розподільчих лініях, буде  $I = I_R$ . Таким чином, електропостачальна компанія повинна постачати лише активну складову (тобто активну потужність), таким чином ми уникаємо постачання реактивної складової і, отже, постачання реактивної потужності з мережі.

Звичайно, описана вище теоретична ситуація не є звичайною на практиці. У реальному житті величини  $I_L$  і  $I_C$  не є абсолютно однаковими. Це пов'язано з тим, що ємність реальних конденсаторних батарей рідко змінюється безперервно, оскільки ці батареї, як правило, складаються з декількох конденсаторних ступенів з наперед визначеними реактивними потужностями, які з'єднуються або відключаються відповідно до потреб в реактивній потужності. Це призводить до того, що  $I_L$  компенсується

поетапно, залежно від підключених ступенів конденсаторів в кожен момент часу. Замість використання конденсаторних батарей існує інша альтернатива для компенсації реактивної потужності, яка базується на використанні синхронних компенсаторів. Це синхронні машини, які, працюючи з нульовою активною потужністю, можуть поводитися як конденсатори або котушки змінної ємності, просто змінюючи свій струм збудження. Однак їх використання в промисловості є дуже рідкісним, обмежуючись великими електричними мережами. Також не так давно з'явилися нові розробки в області компенсаторів реактивної потужності, базовані на пристроях гнучкої передачі електроенергії на змінному струмі, які опишемо далі [1, 2].

#### **1.4 Способи компенсації реактивної потужності**

Існує два основних типи компенсації реактивної потужності: індивідуальна та централізована. Ці два способи схематично зображені на рис. 1.7 а та рис 1.7 б відповідно. Існує третій спосіб, який можна вважати проміжним: групова компенсація. Ці три способи можуть застосовуватися й одномоментно [3, 4].

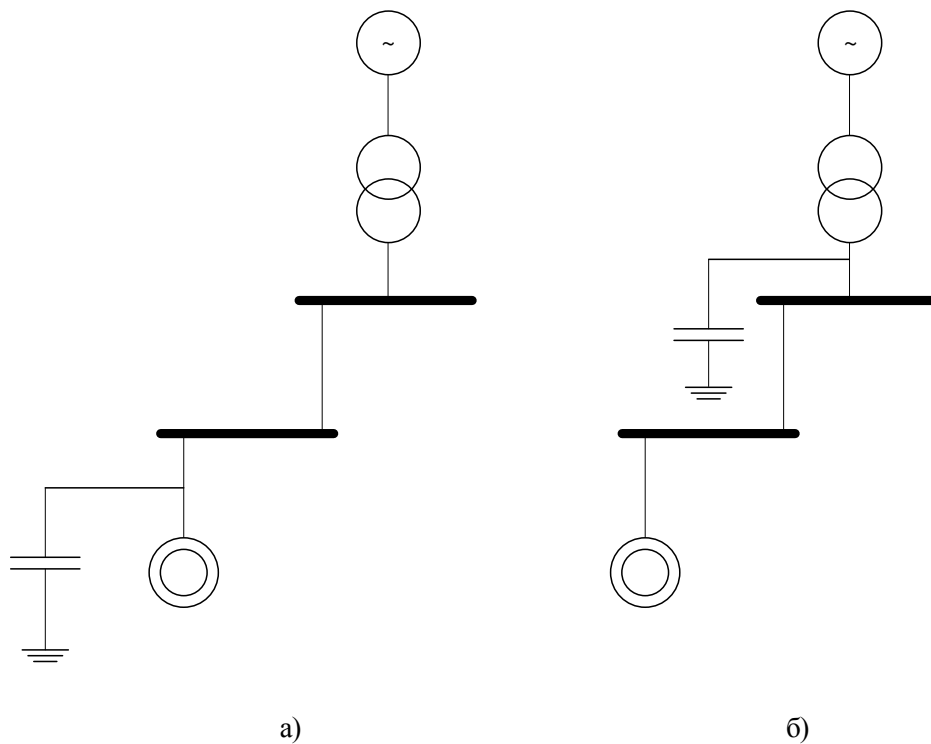


Рисунок 1.7 – Способи компенсації реактивної потужності: а) індивідуальна; б) централізована

Індивідуальна компенсація реактивної потужності ґрунтується на встановленні конденсаторних батарей в індивідуальному порядку, паралельно з кожним окремим навантаженням. Цей спосіб представлений на рис. 1.7 а, де показана індивідуальна компенсація реактивної потужності для асинхронного двигуна. Цей спосіб зазвичай підходить для великих машин (наприклад, двигунів), що працюють у безперервних робочих циклах. У цій ситуації, якщо знаємо значення реактивної потужності, генероване навантаженням, можна легко розрахувати ємність необхідного конденсатора і встановити його паралельно навантаженню. Крім того, цей спосіб компенсації реактивної потужності здійснюється вручну, тобто користувач підключає або відключає конденсатор вручну за допомогою звичайних вимикачів або, частіше за все, контакторів. Основною перевагою цього індивідуального способу є той факт, що лінії електропередачі, розташовані далі у напрямку підстанції, повинні пропускати лише активну складову струму, отже, зменшуючи втрати та обмежуючи падіння напруги [2, 3]. Це

проілюстровано на рис. 1.8, де, знову ж таки, ми припускаємо, що величини  $I_L$  і  $I_C$  рівні.

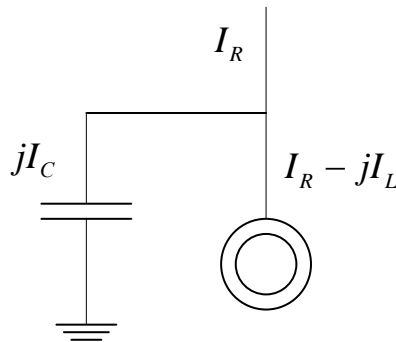


Рисунок 1.8 – Розподіл струмів при індивідуальній компенсації

Централізована компенсація реактивної потужності базується на встановленні конденсаторних батарей для всіх деякої групи промислових споживачів (рис. 1.7 б). Зазвичай ці батареї встановлюються на трансформаторній підстанції (ТП), що містить трансформатор, через який живиться вся промислова електроустановка. Цей спосіб зазвичай підходить, коли в установці є багато навантажень, які мають різні потужності та працюють у різних робочих циклах. Крім того, цей спосіб компенсації здійснюється в автоматичному режимі; система вимірює необхідну реактивну потужність, і автоматично підключає або відключає конденсатори, відповідно.

Типова система автоматичної компенсації реактивної потужності базується на наступних елементах (рис. 7) [1, 2]: 1) вимірювальний пристрій, який вимірює коефіцієнт потужності установки (тобто потужність, яку установка вимагає від мережі), 2) регулятор, який порівнює коефіцієнт потужності установки з еталонним коефіцієнтом потужності (тим, який бажає отримати користувач), 3) група комутаційних пристроїв (зазвичай контакторів), за допомогою яких регулятор підключає або відключає 4) конденсаторні ступені.



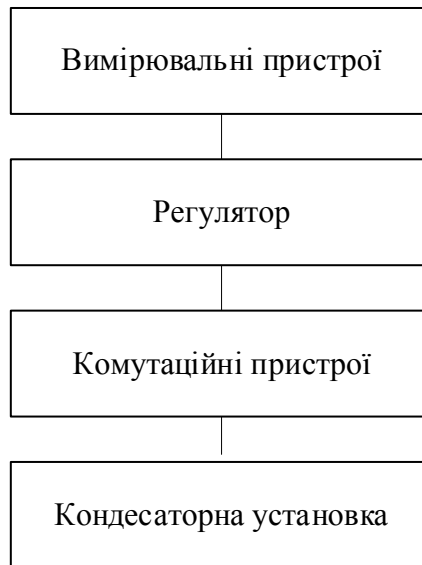


Рисунок 1.9 – Керування

Деякі переваги цього способу компенсації полягають у тому, що його легше обслуговувати, він є більш гнучким для розширення установки, він є кращим варіантом, коли поруч з навантаженням немає місця, він використовує більше переваг ємності конденсатора в кожен момент часу. Однак цей спосіб не дозволяє уникнути циркуляції реактивної складової ( $I_L$ ) через монтажні провідники. Нарешті, третій спосіб, групова компенсація, заснований, як вказує його назва, на компенсації добротності групи навантажень шляхом встановлення, наприклад, конденсаторних батарей у вторинних або третинних щитах, які живлять цю групу навантажень. Цей спосіб є поширеним у певних частинах установки з конкретними навантаженнями однакової природи або задіяними в одній і тій же частині технологічного процесу.

### 1.5 Сучасні здобутки в галузі компенсації реактивної потужності

Компенсація реактивної потужності на основі конденсаторних батарей, синхронних компенсаторів або пристроїв гнучкої передачі на змінному струмі (ГПЗС) забезпечує переваги в роботі мереж, коли компенсатори встановлені у відповідному місці та мають оптимальну потужність. Таким чином, було розроблено кілька дослідницьких робіт з оптимізаційними

алгоритмами, деякі з яких були зосереджені лише на пошуку оптимального місця розташування, а інші – на додатковому визначенні потужності компенсатора. Серед оптимізованих змінних, що розглядаються в цих роботах, більшість дослідників розглядають зменшення втрат активної потужності та покращення коефіцієнта потужності та напруги, а також зменшення експлуатаційних витрат та витрат на встановлення цих пристроїв [5–11].

Електроенергетичні системи стають все більш великими і складними, а їх робота з точки зору стабільності напруги знаходиться на межі з невеликим запасом міцності, тому тут показані різні класичні методи оптимізації, що застосовуються для компенсації реактивної потужності, і нові методи, засновані на штучних нейронних мережах, які застосовуються для вирішення проблем, що виникають в розподільних і передавальних електромережах промислових підприємств (особливо з акцентом на поліпшення напруги і зниження втрат).

У роботі [8] наведено детальний аналіз різних цілей, які переслідуються в системах розподілу та передачі електроенергії щодо потужності та оптимального розміщення пристроїв компенсації реактивної потужності. Це дослідження також вказує на існуючі технології, пов'язані з ГПЗС, а також на різні критерії оптимізації для покращення експлуатаційних та економічних умов роботи електроенергосистем.

У [7] показані нові методи, які були розроблені в машинному навчанні, найбільш важливими з яких є ШНМ (штучні нейронні мережі) в поєднанні з методами керування, такими як нечітке керування. Це дослідження фокусується на підвищенні стабільності шляхом визначення місця компенсації реактивної потужності в електроенергетичній системі.

В дослідженні [12] аналізується розташування та потужність компенсаторів на базі ГПЗС, зокрема D-STATCOM, з використанням гібридної евристики, що поєднує алгоритм, заснований на поведінці китів, що орієнтується на здобич, та оптимізацію сірих вовків. Методологію

протестовано в розподільчих системах для покращення якості електроенергії та стабільності напруги, а її продуктивність порівняно з традиційними методами оптимізації для визначення її ефективності. Запропоновано метод для визначення місця розташування та розміру D-STATCOM з метою зменшення втрат потужності та мінімізації річних експлуатаційних витрат 33-вузлової радіальної розподільчої мережі.

В роботі [5, 6, 11] автори використовують оптимізацію рою частинок для визначення ємності та розташування конденсаторних батарей, щоб гарантувати роботу мікромережі за критерієм мінімальної вартості, покращуючи коефіцієнт потужності та зменшуючи максимальні та середні відхилення напруги в системі.

В роботах [8–11] розглядаються конденсаторні батареї для компенсації реактивної потужності в розподільчих системах, які використовуються для покращення коефіцієнта потужності, зменшення втрат потужності та мінімізації річних експлуатаційних витрат. У цьому дослідженні пропонується гібридний метод, заснований на оптимізації рою частинок разом з алгоритмом гравітаційного пошуку рою частинок як механізм оптимізації для вирішення проблеми оптимального розміщення конденсаторів з мінімізацією річних експлуатаційних витрат і поліпшенням якості електроенергії в системі, а також пропонується індекс вартості втрат напруги як механізм розподілу. Методологія протестована в 33- та 69-шинних радіальних системах, а також на реальній розподільчій мережі з 111 вузлів.

У [13] запропоновано розташування та потужністю єдиного пристрою якості електроенергії (ЄПЯЕЕ), враховуючи перебудову розподільчої мережі для зменшення втрат, і все це в рамках вичерпного пошуку. Модель протестовано в мережі радіального типу з 69 вузлами. Пропонується евристика, яка розглядає модифікований алгоритм штучної бджолоїної колонії для оптимального розміщення реактивної компенсації через ЄПЯЕЕ

для покращення якості електроенергії в 30-вузловій мережі та порівнює результати з іншими методами, такими як рій часток та генетичний алгоритм.

В [14] розроблено методологію планування одночасного розміщення пристроїв реактивної компенсації, а саме ЄПЯЕЕ з послідовними та шунтуючими пристроями з використанням зозулевим алгоритмом пошуку та зростанням навантаження. Методологія протестована в 69-вузловій мережі в усталеному режимі, і результати показали, що вона ефективно покращує якість мережі в економічному та технічному плані.

Є дослідження, яке показує стратегію планування системи передачі, яка враховує оптимізацію декількох витрат, серед яких втрати активної потужності, генерація реактивної потужності, пристрої ГПЗС і завантаженість лінії електропередачі, за допомогою ймовірнісної гібридизації алгоритму пошуку ворони. Евристику перевірено на двох тестових системах з 30 та 75 вузлами.

Далі ідуть здобутки типових евристичних алгоритмів, викладених в [5].

За допомогою алгоритму дельфінів визначено місце та потужність компенсації реактивної потужності в 16- та 33-вузлових розподільчих мережах за різними моделями для різних типів навантажень (постійної та змішаної потужності, струму та імпедансу), мінімізуючи втрати потужності та падіння напруги між вузлами.

Представлено методологію оптимізації співвідношення витрати/вигоди при встановленні ГПЗС в розподільчих мережах з використанням алгоритму диференціальної еволюції, що враховує найнижчу потужність і вартість пристрою ГПЗС та мінімізує втрати потужності в мережі.

Визначено та проаналізовано розташування компенсації реактивної потужності в електроенергетичній системі за допомогою глибоких штучних нейронних мереж (ГШНМ) для покращення напруги в кожному з вузлів оцінюваних систем. Оцінюється стандартне відхилення всіх напруг від еталонного значення для визначення потоків потужності та навчальних даних

нейронної мережі і, нарешті, для визначення оптимального місця розташування компенсації реактивної потужності.

Створено додаток на основі нечіткої логіки та біогенетичних алгоритмів, що допомагає приймати рішення в галузі експлуатації та компенсації реактивної потужності ізольованої енергосистеми. Метою дослідження є покращення якості електроенергії з точки зору коефіцієнта потужності, напруги та зменшення втрат.

Проведено планування мереж передачі для покращення довгострокових умов експлуатації за допомогою імовірнісного моделювання сценаріїв навантаження, а також капітальних та експлуатаційних витрат в умовах масового встановлення пристроїв ГПЗС для мінімізації витрат на генерацію. Евристичний алгоритм складається з послідовності квадратичних графіків, розв'язаних за допомогою CPLEX і протестованих на 30-вузловій системі та поширених на модель з 2500 вузлів у електромережах Польщі.

Створено методику компенсації реактивної потужності шляхом мінімізації сумарних гармонійних спотворень напруги та струму, а також вартості встановлення пасивного фільтра. Задача оптимізації розв'язується за допомогою алгоритму навчання та розподілу Парето.

Представлено методологію оптимальної компенсації реактивної потужності в електричних мікромережах з використанням багатокритеріального алгоритму прийняття рішень на основі евристичних методів.

Представлено модель для вирішення проблеми розподілу конденсаторів з в електромережах з сонячними електростанціями та одночасної перебудови фідерів у розподільчій мережі, що мінімізує витрати на конденсатори та втрати електроенергії. Модель використовує рій часток для вирішення проблеми розподілу.

Запропоновано евристику на основі алгоритму китової оптимізації для оптимального розміщення, потужності та координації пристроїв ГПЗС. У мережі передачі управління алгоритмом дозволяє мінімізувати

експлуатаційні витрати, втрати енергії та відхилення напруги, і далі порівнюється з генетичним алгоритмом та оптимізацією рою частинок. Результати дослідження показують, що загальні витрати на експлуатацію системи та втрати в лініях електропередачі були значно зменшені порівняно з існуючими метаевристичними методами оптимізації.

Порівнюється ймовірнісна евристика та штучна нейронна мережа для оптимального розміру та розташування розподілених масивів генерації та гнучких систем передачі змінного струму з метою покращення роботи розподіленої генерації. Результати показують, що нейронна мережа є більш ефективною з точки зору визначення розміру потужності компенсаторів порівняно з евристичним методом.

Три різні еволюційні методи, алгоритм великого вибуху, алгоритм гравітаційного пошуку та алгоритм бактеріального харчування, використовуються разом для навчання та валідації ШНМ. Стратегія цього дослідження управляє реактивною потужністю та коригує профіль напруги. Результати показали покращення профілів напруги в системі.

Як було зазначено, компенсація реактивної потужності широко вивчалася, а її оптимальне розташування та розміри аналізувалися за допомогою методів оптимізації, нечіткої логіки та імовірнісної логіки, серед іншого. Однак всі ці методи потребують значних обчислювальних потужностей, і час їхньої обробки також досить значний.

Тому в цьому дослідженні пропонується методологія, яка має на меті покращити профіль напруги в усій системі передачі за сценаріїв, в яких RL-навантаження випадковим чином підключається до будь-якої шини системи. Оптимальне місце розташування компенсації реактивної потужності буде знайдено за допомогою глибоких нейронних мереж, які вимагають значно меншої обчислювальної потужності і є швидшими, ніж алгоритми оптимізації, описані в літературному огляді.

## **Висновки до розділу 1**

У цьому розділі дано загальні відомості про підстанцію ГПП-4 150/35/6кВ АТ «ПівдГЗК», охарактеризовано принцип компенсації реактивної потужності. Зроблено огляд сучасних інтелектуальних методів керування компенсуючими пристроями.

## РОЗДІЛ 2. КЕРУВАННЯ КОМПЕНСАЦІЄЮ РЕАКТИВНОЇ ПОТУЖНОСТІ СПИРАЮЧИСЬ НА ГЛИБОКІ ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ

### 2.1 Структура глибокої штучної нейронної мережі

Згідно з оглядом літератури, глибоке навчання – це всі методи, алгоритми та методології машинного навчання, які дотримуються особливої структури, що нагадує те, як людська нервова система приймає та виконує рішення. Більшість цих методів мають нейромережеву архітектуру, яка витягує функції та характеристики з баз даних для прогнозування та передбачення поведінки за невідомими даними.

Штучні нейронні мережі (ШНМ) складаються з шарів і нейронів. Глибокі штучні нейронні мережі (ГШНМ) можуть мати сотні прихованих шарів і, аналогічно, кожен шар містить значну кількість нейронів.

У більшості випадків нейрони в кожному шарі з'єднані з нейронами наступного шару, ця схема з'єднання повторюється у всіх ГШНМ як показано на рис. 2.1, де показано загальну структуру глибокої нейронної мережі та її найважливіші характеристики. Тут наведено приклад, в якому 7 нейронів у вхідному шарі, 1 нейрон у вихідному шарі та 2 приховані шари з 5 та 4 нейронами відповідно.

Дискримінантне машинне навчання є потужним інструментом для розв'язання керованих задач, в яких метою є вивчення відображення між вхідними ознаками та вихідними мітками. У цьому підході прагнуть безпосередньо моделювати умовний розподіл ймовірності виходу на основі вхідних даних, також відомий як апостеріорна ймовірність, використовуючи дискримінантну функцію [7, 15]. Математично кажучи, маючи навчальний набір пар вхід-вихід  $x_1, x_2, \dots, x_n, x_n$ , мета полягає в тому, щоб навчити функцію  $f(x)$ , яка прогнозує вихідну мітку  $y$  на основі вхідних даних  $x$ . Дискримінативна функція  $f(x)$  зазвичай вивчається шляхом оптимізації



функції втрат, яка вимірює різницю між прогнозованим виходом та істинним виходом [7, 15].

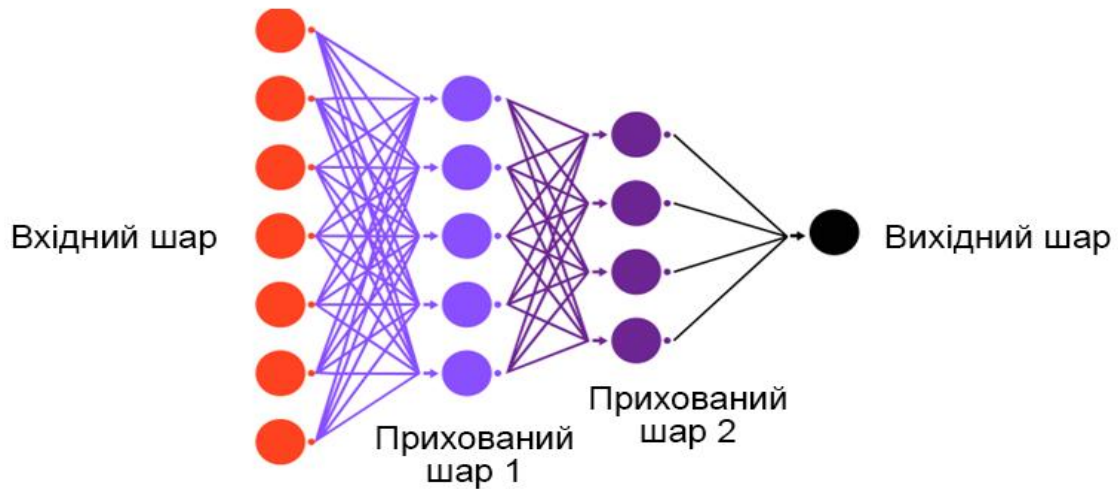


Рисунок 2.1 – Приклад загальної будови ГШНМ

Одним із поширених підходів для дискримінативного навчання є використання логістичної регресії, яка моделює апостеріорну ймовірність вихідної мітки за вхідними ознаками як логістичну функцію  $P(y|x) = \delta(w^T x + b)$ , де  $\delta(z)$  є сигмоїдною функцією,  $w$  – вектор ваг,  $b$  – зсув, а  $x$  – вектор вхідних ознак [7, 15]. Сигмоїдна функція відображає вихід лінійної функції  $w^T x + b$  в діапазон  $[0,1]$ , який можна інтерпретувати як ймовірність. Логістична регресійна модель може бути навчена за допомогою оцінки максимальної правдоподібності [7, 15], яка передбачає максимізацію лог-правдоподібності навчальних даних за допомогою  $n$  навчальних вибірок

$$L(w, b) = \sum_{n=1}^n \log P(y_i|x_i)$$
, де  $P(y_i|x_i)$  – апостеріорна ймовірність вихідної мітки  $y_i$  за вхідною  $x_i$ , що відповідає вибірці  $i$  у наборі даних, параметризована вагами  $w$  та зміщенням  $b$ .

Багатошаровий перцептрон (БШП) – це тип дискримінативного ШНМ, який складається з декількох шарів нейронів, кожен з яких повністю пов'язаний з попереднім і наступним шарами. БШП є потужним

інструментом для вирішення широкого спектру проблем керованого навчання, включаючи класифікацію, регресію та розпізнавання образів [7, 15]. Математично ШНМ можна представити як функцію  $f(x)$ , яка відображає вхідний вектор  $x$  у вихідний вектор  $y$ , де  $y$  є функцією зваженої суми активацій нейронів у попередньому шарі. Розглянемо прямий ШНМ з  $L$  шарами, де вхідний шар має  $d$  вхідних нейронів, вихідний шар має  $k$  вихідних нейронів, а кожен прихований шар має  $m$  нейронів.

Вихід  $j$ -го нейрона в  $l$ -му шарі, позначений як  $a_j^l$ , обчислюється як

$$a_j^l = g \left( \sum_{i=1}^{m^{l-1}} w_{ij}^l a_i^{l-1} + b_j^l \right),$$

де  $g(z)$  – активація,  $w_{ij}^l$  – вага, що з'єднує  $i$ -й нейрон у  $l$ -шарі з  $j$ -м нейроном у шарі  $l$ ,  $b_j^l$  – зсув для  $j$ -го нейрона у шарі  $l$ , а  $m^{l-1}$  – кількість нейронів у попередньому шарі. Функція активації  $g(z)$  вносить нелінійність в мережу, дозволяючи їй вивчати складні відображення між входом і виходом.

Для навчання MLP нам потрібно мінімізувати функцію втрат, яка вимірює різницю між прогнозованим виходом і дійсним виходом. Однією з поширених функцій втрат є середньоквадратична помилка (MSE) [7, 15], яка визначається як  $L = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - f(x_i)|^2$ , де  $n$  – кількість навчальних вибірок,  $y_i$

– істинний вихід для  $i$ -ї вибірки, а  $f(x_i)$  – прогнозований вихід для  $i$ -ї вибірки. Для мінімізації функції втрат можна використати стохастичний градієнтний спуск [7, 15], який оновлює ваги та зміщення мережі в напрямку від'ємного градієнта функції втрат по відношенню до ваг та зміщень. Правило оновлення ваг для  $j$ -го нейрона в  $l$ -му шарі має вигляд

$$w_{ij}^l = w_{ij}^l - \eta \frac{\partial L}{\partial w_{ij}^l},$$

де  $\eta$  – швидкість навчання, яка контролює розмір кроку оновлення ваги, а  $\frac{\partial L}{\partial w_{ij}^l}$  – часткова похідна функції втрат за вагою  $w_{ij}^l$ .

Проблема зникаючого градієнта є поширеною проблемою при навчанні глибоких БШП, оскільки градієнти функції втрат по відношенню до ваг у нижніх шарах мають тенденцію ставати дуже малими, коли вони поширюються в зворотному напрямку через ШНМ [7, 15]. Це може призвести до того, що ваги в нижніх шарах оновлюватимуться дуже повільно або взагалі не оновлюватимуться, що призводить до низької продуктивності. Методи глибокого навчання вирішують цю проблему шляхом введення спеціалізованих функцій активації, схем ініціалізації ваг та методів оптимізації, які спеціально розроблені для запобігання зникненню градієнтів [7, 15]. Наприклад, функції активації, такі як ReLU [16] та її різновиди, мають ненульову похідну в більшості областей своєї області, що допомагає пом'якшити проблему зникаючого градієнта. Крім того, схеми вагової ініціалізації, такі як He-ініціалізація [7, 15], та методи оптимізації, такі як методи адаптивної швидкості навчання (наприклад, Adam) [7, 15], також показали, що покращують ефективність навчання в глибоких нейронних мережах. Ці методи уможливили навчання дуже глибоких нейронних мереж з багатьма шарами, що дозволило їм вивчати складні патерни і представлення в даних.

Нейронні мережі ReLU – це клас глибоких нейронних мереж, які використовують функцію активації ReLU у своїх прихованих шарах. ReLU – це кусково-лінійна функція, яка повертає вхідне значення, якщо воно додатне, і нуль в іншому випадку. Вона стала популярним вибором для ШНМ завдяки своїй простоті, обчислювальній ефективності та ефективності у запобіганні проблеми зникаючого градієнта. Однією з головних переваг активаційних функцій ReLU є те, що вони мають ненульову похідну для всіх додатних входів, що допомагає запобігти проблемі зникаючого градієнта. Крім того, функція ReLU є обчислювально ефективною для оцінки, оскільки вона включає лише просту операцію порогового значення. Це робить її добре придатною для великомасштабних нейронних мереж, які потребують обчислення багатьох активацій під час навчання та висновків. Ще однією

перевагою нейронних мереж ReLU є їхня здатність навчатися на розріджених представленнях вхідних даних [7, 15]. Оскільки функція ReLU встановлює від'ємні значення рівними нулю, активації багатьох нейронів у мережі будуть нульовими для більшості вхідних зразків, що призведе до розрідженої репрезентативності. Це може призвести до швидшого навчання та покращення продуктивності узагальнення, оскільки мережа фокусується на найбільш релевантних особливостях даних. Однак функції активації ReLU не позбавлені недоліків. Одна з них полягає в тому, що вони можуть страждати від проблеми «вмираючого ReLU» [7, 15], коли градієнт функції дорівнює нулю для всіх від'ємних входів, що призводить до припинення навчання нейрона. Це може статися, якщо ваги нейрона ініціалізовані таким чином, що він отримує лише від'ємні вхідні дані. Для вирішення цієї проблеми були запропоновані різні модифікації функції ReLU, такі як leaky ReLU [7, 15], яка додає невеликий нахил до від'ємної частини функції.

Завдяки своїй високій узагальнюючій здатності, глибокі мережі ReLU широко застосовуються в задачах класифікації та регресії енергосистем. Наприклад, мережі ГШНМ з ReLU дають точні оцінки стабільності напруги із середньоквадратичною похибкою  $СКП = 0,08$  та середньою абсолютною відсотковою похибкою  $САВП = 0,09$  для 39-шинної системи [7, 15]. Крім того, моделі Deep ReLU досягають  $СКП = 0,05$  і  $САВП = 0,08$  для оцінки надійності енергосистеми системи [7, 15]. Крім того, цей тип моделей глибокого навчання використовується для ідентифікації навантаження та оцінки складних параметрів навантаження. У цій галузі глибока мережа ReLU застосовується до навантажень 68-шинної системи, що дає  $СКП = 0,045$  і  $САВП = 0,07$  в задачах моделювання навантаження в реальному часі [7, 15]. Оскільки алгоритм зворотного зв'язку цих нейронних мереж займає лише кілька мілісекунд, ці підходи можуть бути легко протестовані на реальних енергосистемах в режимі реального часу. Використання цього підходу для прогнозування сталої енергетики

призводить до високої точності та надійності як для задач прогнозування вітрової, так і сонячної енергії [7, 15]. СКП та САВП глибокої мережі ReLU для погодинного прогнозування вітрової енергії становлять 0,08 та 0,09 відповідно. Крім того, СКП та САВП цього підходу для погодинного прогнозування фотоелектричної потужності становлять 0,09 та 0,1, використовуючи дані про сонячну енергетику для інтеграційних досліджень.

## **2.2 Навчальні дані для глибокої штучної нейронної мережі**

Метою даної роботи є покращення напруги в електричних мережах шляхом знаходження оптимального розташування та потужності компенсації в промислових електромережах. Для цього були встановлені певні обмеження, які в цій роботі беруться за основу для запропонованого алгоритму.

### **2.2.1 Обмеження на підключення випадково розташованих навантажень до електромережі**

По-перше, пропонується, що навантаження може бути довільно додане до системи в будь-яку шину, зазначене навантаження має активну та реактивну складову у співвідношенні 80% активної потужності та 20% реактивної потужності (приклад навантаження,  $P = 10 \text{ MВт}$ ,  $Q = 2,5 \text{ МВАр}$ ).

Максимальні значення навантаження визначаються в кожній тестовій системі на основі критеріїв стабільності компенсації. Так, у системі 14-вузловій мережі найбільше навантаження припадає на вузол 3 зі значенням  $9,4 \text{ MВт}$ , і на основі аналізу було визначено, що це навантаження може бути збільшене досягнувши значення  $20,6 \text{ MВт}$ . З цієї причини для навантаження, яке буде розміщене випадковим чином у вузлах системи, встановлено обмеження у  $20 \text{ MВт}$ .

Аналогічно, в 30-вузловій електромережі найбільше навантаження, що відповідає  $9,4 \text{ MВт}$ , розташоване у вузлі 5. При виконанні аналізу стійкості було визначено, що це навантаження може бути збільшене досягнувши

значення  $20,2 \text{ MВт}$ , за яким встановлюється обмеження в  $20 \text{ MВт}$  для навантаження, яке буде розміщене випадковим чином у вузлах системи.

Нарешті, при аналізі 118-вузлової електромережі найбільше навантаження відповідає  $13 \text{ MВт}$ , розташованому у вузлі 80. При виконанні аналізу стійкості було визначено, що це навантаження може бути збільшене досягаючи значення  $23,4 \text{ MВт}$ , тому для навантаження, яке буде розміщене випадковим чином у вузлах системи, встановлено обмеження у  $23 \text{ MВт}$ .

### **2.2.2 Критерії оптимальної потужності компенсації та вибору місця розташування**

Коли навантаження підключається до будь-якої шини електромережі, всі рівні напруги знижуються на деяких шинах більше, ніж на інших. Коли ці нові напруги порівнюються з початковими, можна зробити висновок, що чим більше додаткове навантаження підключено до електромережі, тим більше падіння напруги.

Коли реактивна компенсація підключена до шини, вплив додаткового навантаження нівелюється, і чим більша компенсація, тим вищі напруги в компенсованій системі. Однак, високі напруги не є найбільш прийнятною стратегією, оскільки може статися надмірна компенсація і напруги можуть вийти за межі запасу стійкості (1,02 в.о.). Крім того, чим вища компенсація реактивної потужності, тим вищі витрати, пов'язані з нею.

Оскільки неможливо проаналізувати окремо кожен шини та її профіль напруги, в цій роботі використовується модифікований підхід до середньоквадратичного відхилення. Це дозволить дослідити всі профілі напруги системи в цілому. Відтепер цей критерій називатимемо цільовим відхиленням, і він працює шляхом порівняння кожного профілю напруги з 1 в.о.:

$$\delta_0 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N x_i - 1^2}{N}}. \quad (2.1)$$

Цільове відхилення буде розраховуватися у вихідних умовах для кожної електромережі, потім після підключення додаткового споживача до певної шини і застосування компенсації, цільове відхилення буде розраховуватися в цій новій системі. У цій роботі пропонується знайти значення реактивної потужності та її розташування, які б могли генерувати цільове відхилення, щонайменше на 90% подібне до відхилення вихідних коефіцієнтів потужності.

Дотримуючись цієї стратегії, методологія гарантує, що принаймні початковий стан  $\cos\varphi$  буде досягнутий після випадкового розташування споживача на будь-якій шині, а вартість буде мінімальною, оскільки буде обрано найменшу величину компенсації, яка досягає умови (цільове відхилення).

### **2.3 Алгоритм прямого перебору для оптимального розташування та потужності компенсації: генерація навчальних даних**

Для генерації навчальних даних для глибокої нейронної мережі на кожну шину різних тестових електромереж було додано навантаження з активною складовою та реактивною складовою. Це навантаження складається з 80% активної потужності та 20% реактивної потужності, що відповідає реальному навантаженню. Сценарії генеруються з навантаженням, яке збільшується з кроком в 1 МВт (і відповідними реактивними значеннями) до досягнення максимального значення, встановленого раніше (щоб уникнути нестабільності). Це робиться в кожній ланці електромережі.

Потім для кожного сценарію доданого навантаження генеруються сценарії реактивної компенсації, в яких реактивна компенсація розташовується, починаючи зі значень 1 МВАр з кроком 1 МВАр на кожній шині та на всіх шинах. Цей процес детально описано в Алгоритмі 1.

В Алгоритмі 1 на першому кроці завантажуються вихідні параметри для кожного досліджуваного випадку, а на другому кроці розраховується вихідне цільове відхилення. На третьому кроці до кожної шини

підключаються всі можливі комбінації навантажень. На четвертому етапі для кожного сценарію додаткового навантаження, підключеного до системи, додаються всі можливі сценарії компенсації. Нарешті, розраховуються потоки потужності і всі значення зберігаються.

Алгоритм 1 Алгоритм прямого перебору: підключення навантаження і компенсація для кожної можливої шини



Для кожного зі сценаріїв компенсації розраховуються перетоки потужності та оцінюється цільове відхилення кожної системи. На основі цільового відхилення, значення якого щонайменше на 90% більше або дорівнює цільовому відхиленню до включення додаткових навантажень, визначається оптимальна величина компенсації та її місце розташування. Цей процес детально описаний в Алгоритмі 2.

В Алгоритмі 2 на першому кроці завантажуються всі значення, згенеровані в Алгоритмі 1, а на другому кроці розраховуються цільові відхилення для кожного сценарію компенсації. На третьому кроці знаходиться найкраще цільове відхилення для кожного сценарію додаткового навантаження. На четвертому кроці вираховується вартість компенсації для



кожного найкращого варіанту. Нарешті, всі значення зберігаються для подальшого використання в процесі навчання ГШНМ.

Алгоритм 2 Алгоритм прямого перебору: найкраще місце та розмір компенсації



#### **2.4 Побудова глибокої штучної нейронної мережі: кількість шарів, нейронів та гіперпараметрів**

Для кожного прихованого нейрона та виходу необхідно визначити функцію активації, в цій роботі використовуються випрямлені лінійні одиничні функції активації (ReLU), оскільки вони є найпоширенішою функцією активації в огляді літератури.

Реалізація алгоритму ReLU в PyTorch:

```
>>> m = nn.ReLU()
>>> input = torch.randn(2)
>>> output = m(input)
```

An implementation of CReLU - <https://arxiv.org/abs/1603.05201>

```
>>> m = nn.ReLU()
>>> input = torch.randn(2).unsqueeze(0)
>>> output = torch.cat((m(input), m(-input)))
```

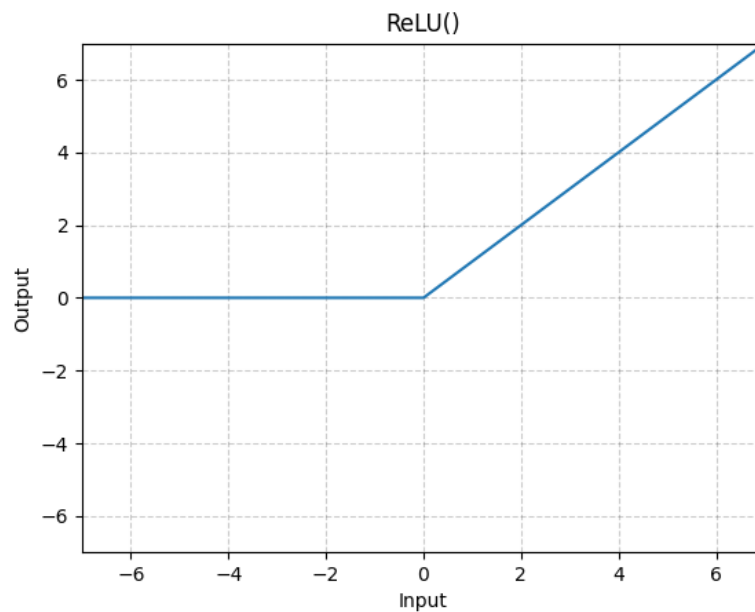


Рисунок 2.2 – Функція активації ReLU [16]

Вираз для визначення функції активації:

$$\text{ReLU } x = x^+ = \max(0, x) . \quad (2.2)$$

Для валідації похибка ГШНМ буде оцінюватися за допомогою функції середньої квадратичної похибки (СКП) і чим менша похибка, тим ближче вихідні дані до цільових значень, передбачених для АПП.

Короткий огляд найважливіших гіперпараметрів наведено нижче:

- функції активації: ReLU
- функція перевірки помилок: СКП
- епохи для навчання: без обмежень

- максимальний час навчання: без обмежень
- цільова продуктивність для помилки: 0.
- функція навчання: Левенберг-Маркварт

Оптимізація рою частинок була використана для знаходження адекватного значення кількості шарів для ГШНМ. Таким чином, рій частинок використовується для знаходження топології ГШНМ, яка має найменшу можливу похибку щодо продуктивності ГШНМ.

Оптимізація рою частинок використовує оператори, які називаються частинками, алгоритм генерує кількість частинок  $i$ , і кожна частинка має дві основні характеристики, позицію частинки ( $x_i$ ) та швидкість частинок ( $v_i$ ). Положення та швидкість вказують на те, як алгоритм визначатиме поведінку для частинок, що відповідають наступній ітерації алгоритму, і як буде здійснюватися процес пошуку [5, 6].

На кожній ітерації алгоритму кожна частинка зберігає два "найкращих" значення, які використовуються для розрахунків у наступних ітераціях. Збережені значення є найкращим положенням для кожної частинки і найкраща позиція для всієї популяції в поточній ітерації. Нарешті, коли алгоритм завершується, найкраща позиція, яка є розв'язком задачі, зберігається в [5, 6].

Рівняння (2.3) і (2.4) показують, як обчислити швидкість і положення для кожної частинки.  $A_1$  коефіцієнт прискорення для кожної частинки, а  $A_2$  коефіцієнт прискорення для всіх частинок в ітерації. Крім того,  $\alpha$  – це величина, відома як інерція:

$$h_i \ t+1 = \alpha h_i + A_1 R_1 [\beta_{ib} \ t - x_i \ t] + A_2 R_2 [u_b \ t - x_i \ t]; \quad (2.3)$$

$$x_i \ t+1 = x_i \ t + h_i \ t+1 . \quad (2.4)$$

Для глибокої нейронної мережі кількість шарів та нейронів у кожному шарі  $nk$  є цілими числами, тому необхідно модифікувати рівняння оновлення швидкості до (2.5), де випадкові величини, що генеруються,

обмежуються цілими числами. Крім того, змінні  $A_1$  і  $A_2$  приймає значення 2, а  $\alpha$  – значення 1 (найпоширеніші значення для швидкої збіжності [5]):

$$h_i(t+1) = h_i + 2S_{i1}[\beta_{ib}(t) - x_i(t)] + 2S_{i2}[u_b(t) - x_i(t)]. \quad (2.5)$$

Нарешті, рій частинок було реалізовано для популяції з 500 частинок. Топологія ГШНМ детально описана нижче:

Входи: 3, величини (P і Q) та розташування шин для додаткового навантаження.

Кількість прихованих шарів: 8. Нейрони для 1-го прихованого шару: 25. Нейрони для 2-го прихованого шару: 15. Нейрони для 3-го прихованого шару: 28. Нейрони для 4-го прихованого шару: 17. Нейрони для 5-го прихованого шару: 20. Нейрони для 6-го прихованого шару: 20. Нейрони для 7-го прихованого шару: 22. Нейрони для 8-го прихованого шару: 26.

## 2.5 Тестові схеми електромереж

14-вузлова електромережа була взята як приклад для тестування методології, яку це дослідження встановить для оптимального розташування та величини компенсації реактивної потужності. Ця система передачі була розроблена для досліджень і має на меті забезпечити механізми для покращення різних електричних параметрів, що беруть участь у ній. Система має 14 шин та 11 навантажень.

30-вузлова електромережа – це друга система передачі, в якій буде випробувана методологія. Другий навчальний приклад має 30 шин та 9 навантажень.

118-вузлова є третім прикладом для вивчення в цьому дослідженні. Ця система має 118 шин та 91 навантаження.

## Висновок до розділу 2

У цьому розділі створено глибоку штучної нейронної мережі для визначення розташування та величини компенсації реактивної потужності.

Прийнято мережу з сімома шарами і функціями активації типу ReLU. Взяті тестові схеми електромереж для аналізу інтелектуального керування.

## РОЗДІЛ 3. РОЗШИРЕНЕ МОДЕЛЮВАННЯ КОМПЕНСАЦІЇ РЕАКТИВНОЇ ПОТУЖНОСТІ НА ТЕСТОВИХ ЕЛЕКТРОМЕРЕЖАХ

### 3.1 Керування компенсаційними пристроями в системі з 14-вузловій електромережі

При застосуванні Алгоритму 1 до електромережі з 14-тю вузлами до кожної шини було підключено RL-навантаження зі значеннями від 1 МВт – 0,25 МВАр до 10 МВт – 2,5 МВАр з кроком 1 МВт. Алгоритм 1 генерує матрицю з більше 1400 рядків і трьох стовпців, де перший стовпець – це активна потужність  $P$ , другий стовпець – реактивна потужність  $Q$  і третій стовпець – вузол, до якого було підключено споживача. Ця матриця є вхідними даними для глибокої штучної нейронної мережі (ГШНМ).

Потім, застосовуючи Алгоритм 2 до різних сценаріїв, згенерованих за допомогою Алгоритму 1, для кожного випадку доданого споживача, Алгоритм 2 підключає компенсацію реактивної потужності до кожної шини зі значеннями від 1 МВАр до 30 МВАр з кроком 1 МВАр, маючи 420 сценаріїв компенсації реактивної потужності для кожного навантаження, доданого в Алгоритмі 1. Після цього алгоритм обирає оптимальне місце розташування та величину компенсації реактивної потужності, дотримуючись попередньо визначених критеріїв. Створюється матриця з більше 1400 рядків і двох стовпців, де перший стовпець – це величина компенсації, а другий – місце розташування на шинах. Ця матриця є цільовими даними для глибокої штучної нейронної мережі (ГНШМ).

Після цього було проведено навчання ГШНМ шляхом випадкового вибору 75% вхідних даних, а решта 25% були використані як дані для валідації. Таким чином, тестові дані дозволяють алгоритму перевірити поведінку результатів ГШНМ і порівняти їх з результатами алгоритму повного перебору (АПП), цей аналіз можна побачити на рис. 3.1 для тестових даних (420 випадково вибрані випадки).

Як видно на рис. 3.1, вісь x показує розташування вузлів для компенсації реактивної потужності, і в обох випадках (АПП і ГШНМ) всі місця компенсації перекриваються, що вказує на те, що ГШНМ показує 100% точність для розташування компенсації реактивної потужності (у порівнянні з АПП). Для визначення величини компенсації було розраховано цільове відхилення для кожного сценарію (420 сценаріїв тестових даних), і порівняння результатів цільового відхилення за АПП, ГШНМ та навантаженої системи без компенсації показано на рис. 3.1.

Слід зазначити, що кожне значення цільового відхилення розраховується відповідно до рівняння (2.1), іншими словами, одна точка в кожному рядку представляє цільове відхилення для випадку аналізу електромережі на 14 вузлів.

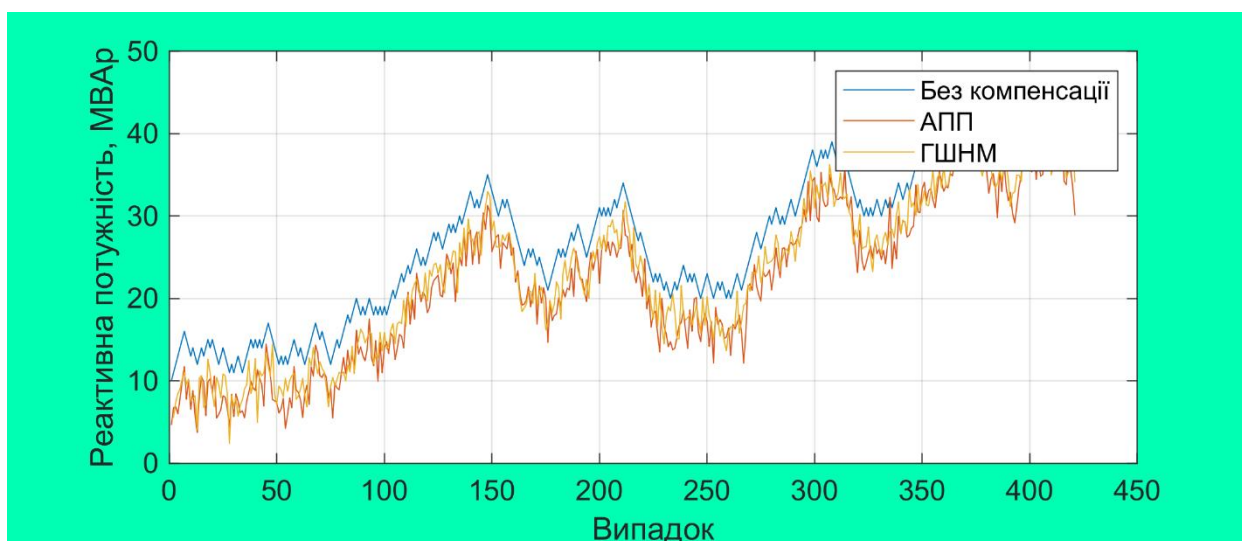


Рисунок 3.1 – Відхилення цілей для 424 сценаріїв: вихідна система, завантажена система, результати АПП та результати ГШНМ

На рис. 3.1 показано, що основна мета методології цієї роботи досягнута, оскільки ГШНМ змогла знайти оптимальне місце і величину для реактивної компенсації. Точність визначення місця компенсації становить 100%, а порівняння відхилення мети для АПП та ГШНМ при порівнянні всіх тестових сценаріїв показує різницю в 3,2% (рис. 3.2).

Крім того, один сценарій, де цільове відхилення від АПП і ГШНМ має подібні значення, показано на рис. 3.2. На цьому рисунку показано результуючий коефіцієнт потужності після компенсації, де, як було запропоновано, ГШНМ покращує  $\cos\phi$  після підключення до системи RL-навантаження.

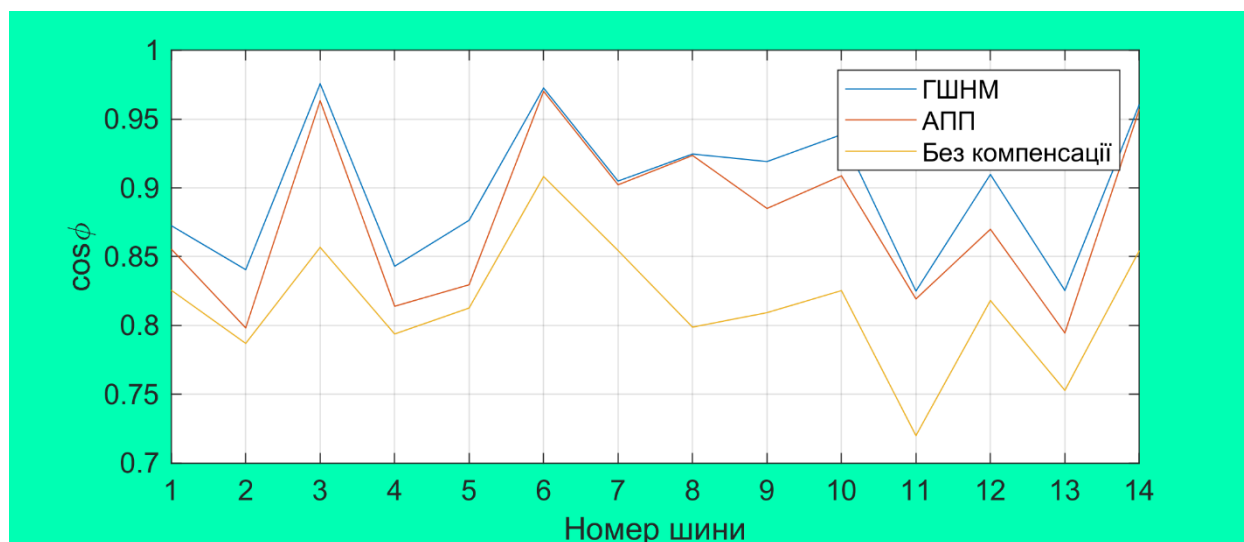


Рисунок 3.2 – Коефіцієнт потужності для 14-вузлової системи: вихідна система, навантажена система, компенсація АПП і ГШНМ – АПП і ГШНМ дають схожі результати

На рис. 3.2 діаграма зосереджена на шинах, які зазнали найбільшого впливу внаслідок підключення додаткових споживачів. У цьому конкретному сценарії до вузла 10 було підключено навантаження 10 МВт – 2,4 МВАр, і результати ГШНМ показують, що на шині 10 необхідно підключити реактивну компенсацію 7,2 МВАр. Цей сценарій впливає на шини 7, 10, 9 і 10, і після підключення компенсації всі ці шини покращили свої  $\cos\phi$ , а не лише та, до якої була підключена компенсація, що саме по собі демонструє, що це оптимальне рішення.

Крім того, на рис. 3.2 також показані сценарії, де деякі результати ГШНМ мають нижчі значення (цільове відхилення) у порівнянні з результатами АПП; однак, навіть у цих випадках, отримані  $\cos\phi$  будуть відповідати обмеженням цього дослідження, будучи щонайменше на 90%



вищими за вихідні  $\cos\phi$  і не перевищуючи верхню межу. Приклад такого сценарію показано на рис. 3.3.

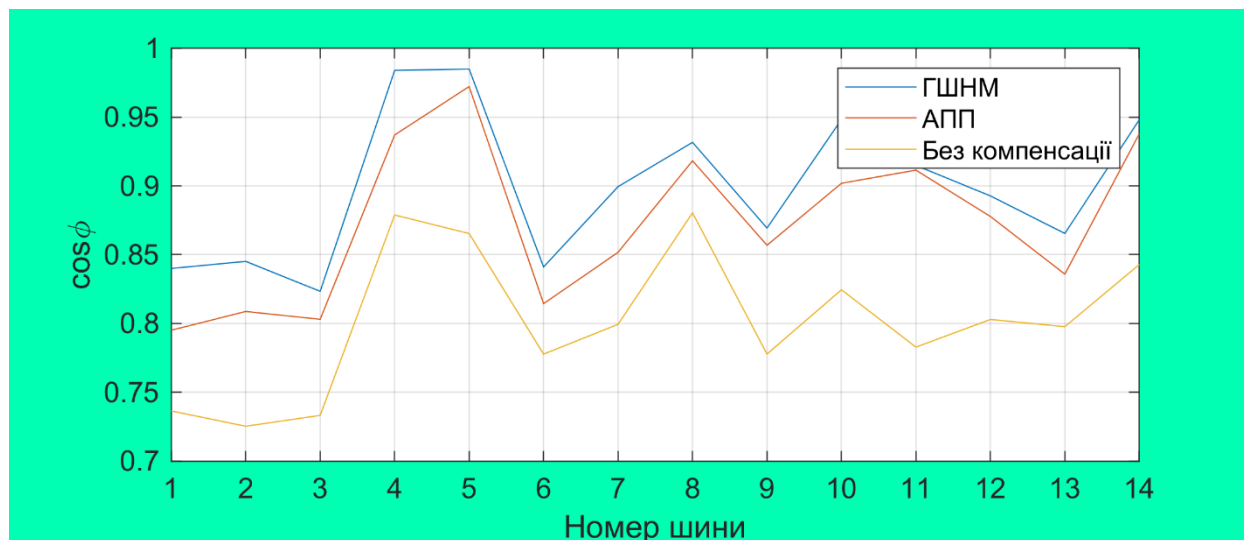


Рисунок 3.3 – Коефіцієнт потужності для 14-вузлової системи: вихідна система, навантажена система, компенсація АПП і ГШНМ – де результати ГШНМ кращі, ніж АПП

На рис. 3.3 також представлені  $\cos\phi$  від найвищого до найнижчого. У цьому сценарії навантаження 2,4 МВт – 0,6 МВАр було підключено до вузла 14, а результати ГШНМ показують, що реактивна компенсація 10,7 МВАр має бути підключена до шини 9.

Цей сценарій особливо впливає на вузли 3, 9 і 14, і після підключення компенсації всі ці шини покращили свої  $\cos\phi$ . Покращення не лише  $\cos\phi$  на шинах, де підключено компенсацію, демонструє, що методологія знаходить оптимальне рішення.

Крім того, важливо зазначити, що на рис. 3.4 показано сценарій, в якому величина компенсації реактивної потужності від ГШНМ дещо більша, ніж результати від АПП, тому  $\cos\phi$  шин 7, 9 і 10 більші, ніж від АПП; однак місця компенсації є 100% точними, і верхня межа 1,02 (випереджаючий  $\cos\phi$ ) для  $\cos\phi$  не порушується.

Нарешті, що стосується часу обробки, АПП аналізує 30 перестановок компенсації реактивної потужності в кожній шині, потім всі випадки

порівнюються з урахуванням обмежень, зазначених раніше в алгоритмах 1 і 2; таким чином, загалом аналізується 420 сценаріїв для кожного навантаження, що додається до системи. Кожен потік навантаження розраховується приблизно за 10 мс, що в цілому дає 4,2 с часу обробки для одного сценарію додавання навантаження. Для сценарію з 14-вузловою електромережею було проаналізовано більше 1400 випадків, і загальний час обробки для оптимальних значень АПП склав 2 год. З іншого боку, після повного навчання ГШНМ час обробки для всіх 1400 сценаріїв склав 0,75 с.

### **3.2 Керування компенсаційними пристроями в 30-вузловій електромережі**

Як і в попередньому випадку, Алгоритм 1 застосовувався до 30-вузлової електромережі, до кожної шини було підключено RL-навантаження зі значеннями від 1 МВт – 0,25 МВАр до 10 МВт – 2,5 МВА з кроком в 0,5 МВт. Алгоритм 1 генерує матрицю з 3000 рядків і трьох стовпців, де перший стовпець – це активна потужність навантаження, другий стовпець – реактивна потужність навантаження і третій стовпець – шина, до якої було підключено навантаження. Ця матриця є вхідними даними для ГШНМ.

Потім Алгоритм 2 застосовується до всіх сценаріїв, згенерованих за допомогою Алгоритму 1. Алгоритм 2 підключає компенсацію реактивної потужності до кожного вузла зі значеннями від 1 МВАр до 30 МВАр з кроком 1 МВАр, маючи 900 сценаріїв компенсації реактивної потужності для кожного навантаження, доданого в Алгоритмі 1. Після цього алгоритм обирає оптимальне розташування та величину компенсатора реактивної потужності. Генерується матриця з 3000 рядків і двох стовпців, де перший стовпець – це величина компенсації, а другий – її місце розташування на шинах. Ця матриця є цільовими даними для ГШНМ.

Згодом для цього прикладу також було використано раніше навчену ГШНМ. Що стосується 30-вузлової електромережі, 70% вхідних даних було вибрано випадковим чином для перевірки, інші 30% використовувалися як

тестові дані. Результати визначення місця розташування та розміру між грубою силою та ГШНМ показані на рис. 3.4 для тестових даних (909 випадково вибраних випадків).

Як видно на рис. 3.4, вісь x показує розташування шин для компенсації реактивної потужності, і в обох випадках (АПП і ГШНМ) всі місця компенсації перекриваються, що вказує на те, що ГШНМ показує 100% точність для визначення місця компенсації реактивної потужності (у порівнянні з АПП). Для визначення розміру компенсації було розраховано цільове відхилення для кожного сценарію (900 сценаріїв тестових даних), і порівняння результатів цільового відхилення від алгоритму прямого перебору, ГШНМ та навантаженої системи без компенсації показано на рис. 3.4. Слід зазначити, що кожне значення об'єктивного відхилення розраховується відповідно до рівняння (2.1), іншими словами, одна точка в кожному рядку представляє цільове відхилення для випадку аналізу 30-вузлової електромережі.

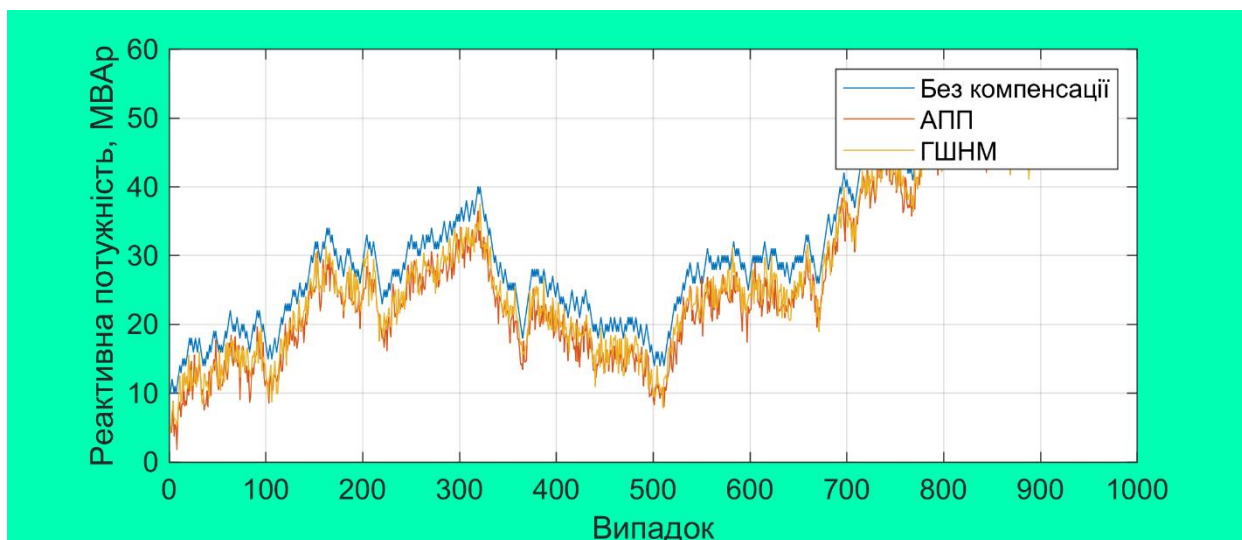


Рисунок 3.4 – Відхилення цілей для 909 сценаріїв: вихідна система, результати прямого перебору та результати ГШНМ.

На рис. 3.4 показано, що ГШНМ здатний знайти оптимальне розташування та величину компенсації реактивної потужності у великих промислових електромережах. Розташування компенсації має 100% точність

(у порівнянні з АПП), а порівняння відхилення об'єкта для алгоритму прямого перебору та ГШНМ при порівнянні всіх тестових сценаріїв показує різницю у 7,4% (фіолетова та синя лінії на рис. 3.4).

Крім того, взявши за приклад один сценарій, де відхилення мети від АПП і ГШНМ мають схожі значення, отримані  $\cos\phi$  після компенсації показані на рис. 3.5, що ще раз показує, що ГШНМ досягає своєї мети.

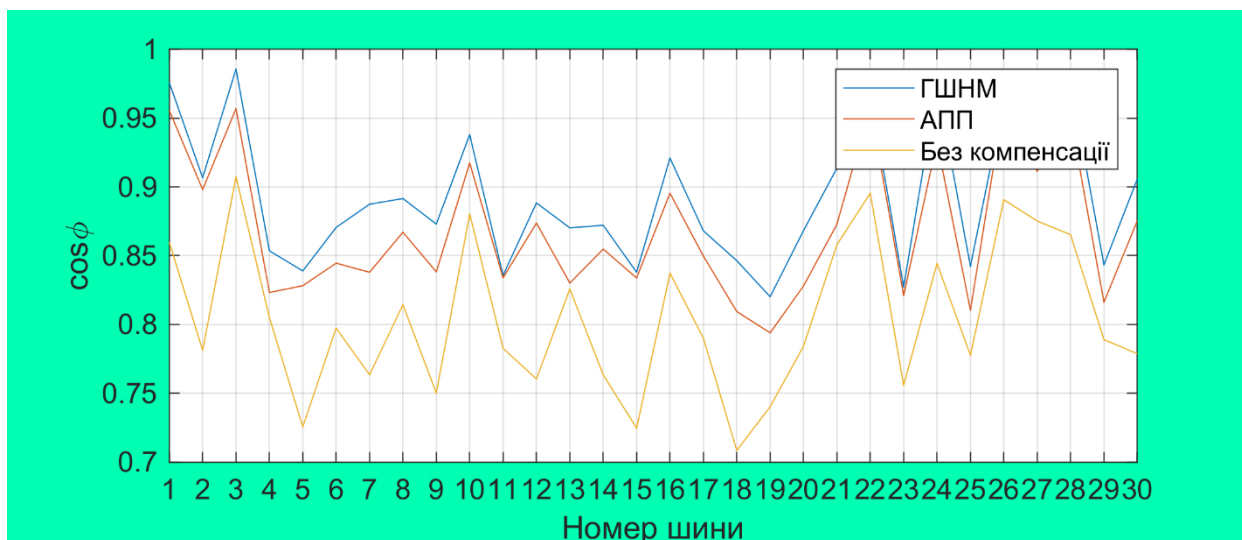


Рисунок 3.5 – Коефіцієнт потужності для 30-вузлової електромережі: вихідна система, навантажена система, компенсація АПП і ГШНМ – АПП і ГШНМ дають схожі результати

На рис. 3.5 представлені  $\cos\phi$ . У цьому сценарії до шини 22 було підключено навантаження 10 МВт – 2,4 МВАр, а результати ГШНМ показують, що на шині 22 має бути підключена реактивна компенсація 5,2 МВАр.

Цей сценарій впливає в основному на шини 10, 17, 21, 22 і 24, і після підключення компенсації всі ці шини покращили свої  $\cos\phi$ , а не тільки та, на якій підключено компенсацію, що саме по собі демонструє, що це оптимальне рішення.

Крім того, на рис. 3.5 також показані сценарії, де деякі результати ГШНМ мають нижчі значення (цільове відхилення) порівняно з результатами АПП, і, як і в попередньому прикладі, навіть у цих випадках отримані  $\cos\phi$

будуть відповідати обмеженням цього дослідження, будучи щонайменше на 90% вищими за вихідні  $\cos\phi$  і не перевищуючи верхню межу. Приклад такого сценарію показано на рис. 3.6.

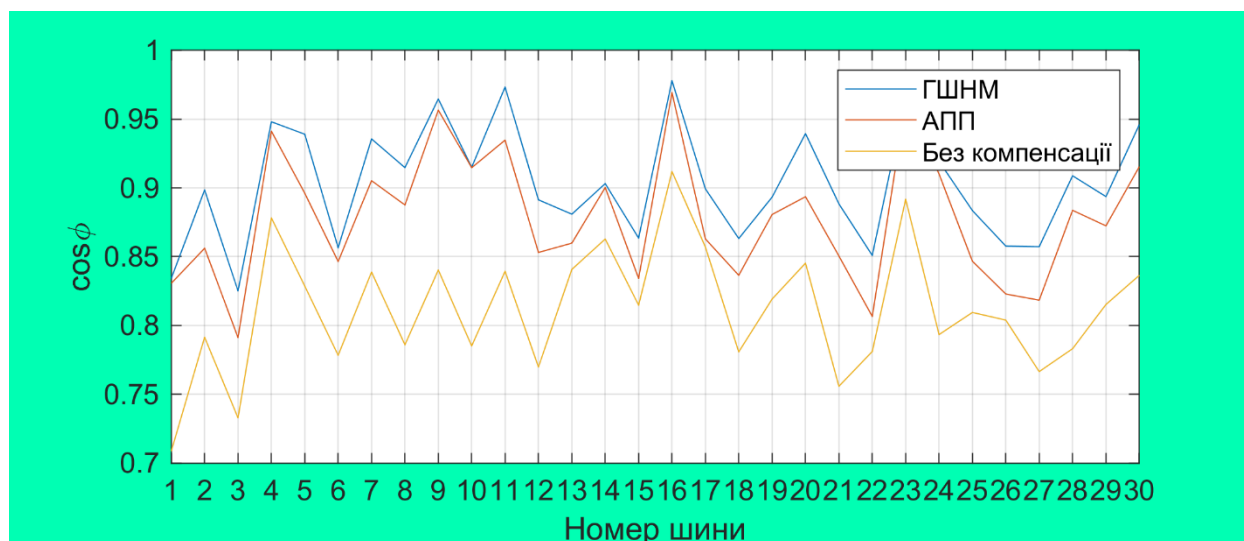


Рисунок 3.6 – Коефіцієнт потужності для 30-вузлової електромережі: вихідна система, навантажена система, компенсація АПП і ГШНМ – де результати ГШНМ кращі, ніж АПП

На рис. 3.6 також показані  $\cos\phi$  від найвищого до найнижчого. У цьому сценарії до шини 14 було підключено навантаження 7,6 МВт – 1,9 МВАр, а результати ГШНМ показують, що до шини 15 слід підключити компенсацію реактивної потужності 4,1 МВАр. Цей сценарій впливає в основному на вузли 10, 14, 15, 16 і 17, і після компенсації підключення всіх цих шин покращило їхні  $\cos\phi$ , а не лише вузли, до якої підключена компенсація, що саме по собі свідчить про те, що це оптимальне рішення.

Нарешті, щодо часу обробки, АПП аналізує 30 перестановок реактивної компенсації в кожній шині, потім всі випадки порівнюються з урахуванням обмежень, зазначених раніше в алгоритмах 1 і 2; таким чином, загалом аналізується 900 сценаріїв для кожного навантаження, що додається до системи. Для сценарію 30-вузлової електромережі було проаналізовано 3000 випадків, і загальний час обробки для оптимальних значень АПП склав 8 год.

### 3.3 Керування компенсаційними пристроями в системі з 118-вузловій електромережі

Нарешті, методологія була протестована в 118-вузловій електромережі. При застосуванні алгоритму 1 до цієї системи до кожної шини було підключено RL-навантаження зі значеннями від 1 МВт – 0,25 МВАр до 10 МВт – 2,5 МВАр з кроком 0,5 МВт. Алгоритм 1 генерує матрицю з 12000 рядків і трьох стовпців, де перший стовпець – це активна потужність, другий стовпець – реактивна потужність і третій стовпець – шина, до якої було підключений споживач. Ця матриця є вхідними даними для ГНШМ.

Потім Алгоритм 2 застосовується до всіх сценаріїв, згенерованих за допомогою Алгоритму 1. Алгоритм 2 підключив компенсацію реактивної потужності до кожної шини зі значеннями від 1 МВАр до 30 МВАр з кроком 1 МВАр, отримавши 3500 сценаріїв компенсації реактивної потужності для кожного навантаження, доданого в Алгоритмі 1. Після цього алгоритм обирає оптимальне розташування та величину компенсації реактивної потужності. Генерується матриця з 3500 рядків і двох стовпців, де перший стовпець – це величина компенсації, а другий – її розташування на шинах. Ця матриця є цільовими даними для ГНШМ.

Знову ж таки, ШНМ було перенавчено на цих нових даних. Загалом 70% вхідних даних було відібрано випадковим чином для валідації, інші 30% були використані як тестові дані. Всього було проаналізовано 3500 сценаріїв реактивної компенсації, і оптимальне розташування та величину реактивної компенсації для кожного з цих сценаріїв дало 100% точність у порівнянні з результатами АПП.

Потім для мети 3500 сценаріїв розраховується відхилення і порівняння результатів відхилення мети від АПП, ГНШМ і навантаженої системи без компенсації показано на рис. 3.7. Слід зазначити, що кожне значення об'єктивного відхилення розраховується відповідно до рівняння (2.1).

Іншими словами, одна точка в кожній лінії представляє цільове відхилення для аналізованого випадку 118-вузлової електромережі.

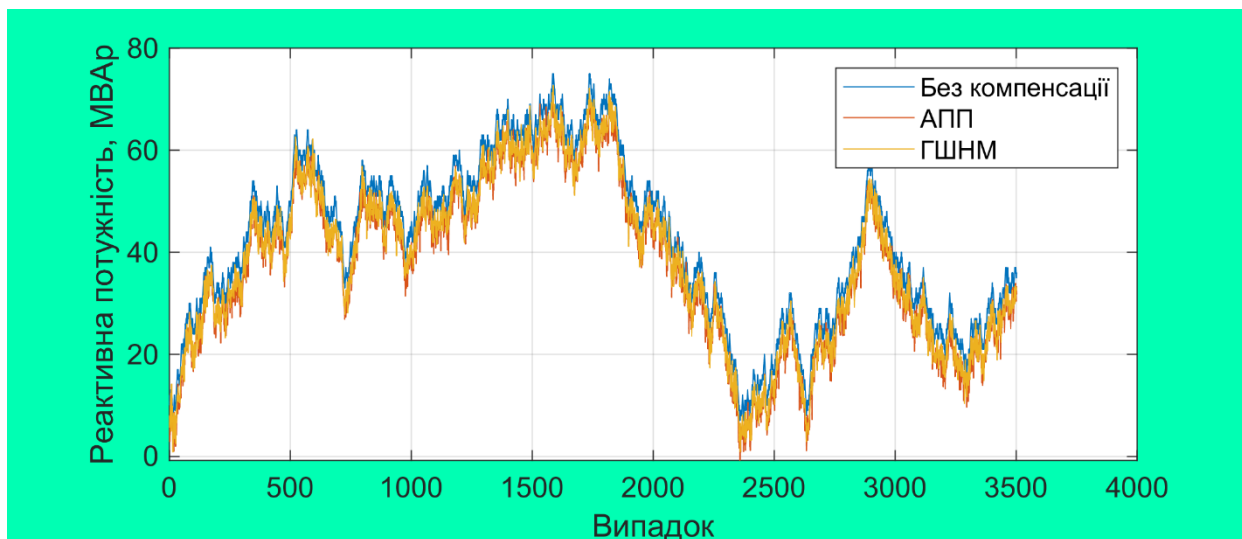


Рисунок 3.7 – Відхилення цілей для 3500 сценаріїв: вихідна система, результати прямого перебору та результати ГШНМ

На рис. 3.7 показано, що цільове відхилення АПП та ГШНМ однакове (фіолетова та синя накладені лінії), що свідчить про те, що завдяки подальшому навчанню ГШНМ ще більше покращився, маючи 100% точність для об'єктивного відхилення (у порівнянні з АПП).

Крім того, взявши за приклад будь-який сценарій (всі мають 100% точність), отримані  $\cos\phi$  для одного випадку компенсації показані на рис. 3.8. Через велику кількість шин на цьому рисунку показано лише ті шини, які зазнали впливу.

Рис. 3.8 ще раз показує, що ГШНМ досягає своєї мети і ще більше покращився завдяки додатковому навчанню. На цих рисунках ще раз показано, що оптимальні значення для розташування та величини реактивної компенсації є такими ж, як і для ГШНМ.

На рис. 3.8 також показані  $\cos\phi$  від найвищого до найнижчого. У цьому сценарії до шини 73 було підключено навантаження 35 МВт – 8,75 МВАр, а результати ГШНМ показують, що на шині 53 має бути підключена компенсація реактивної потужності 7 МВАр. Цей сценарій впливає в

основному на шини 51, 53, 53 і 58, і після підключення компенсації всі ці шини покращили свої  $\cos\phi$ , а не лише та, на якій була підключена компенсація, що саме по собі демонструє, що це оптимальне рішення.

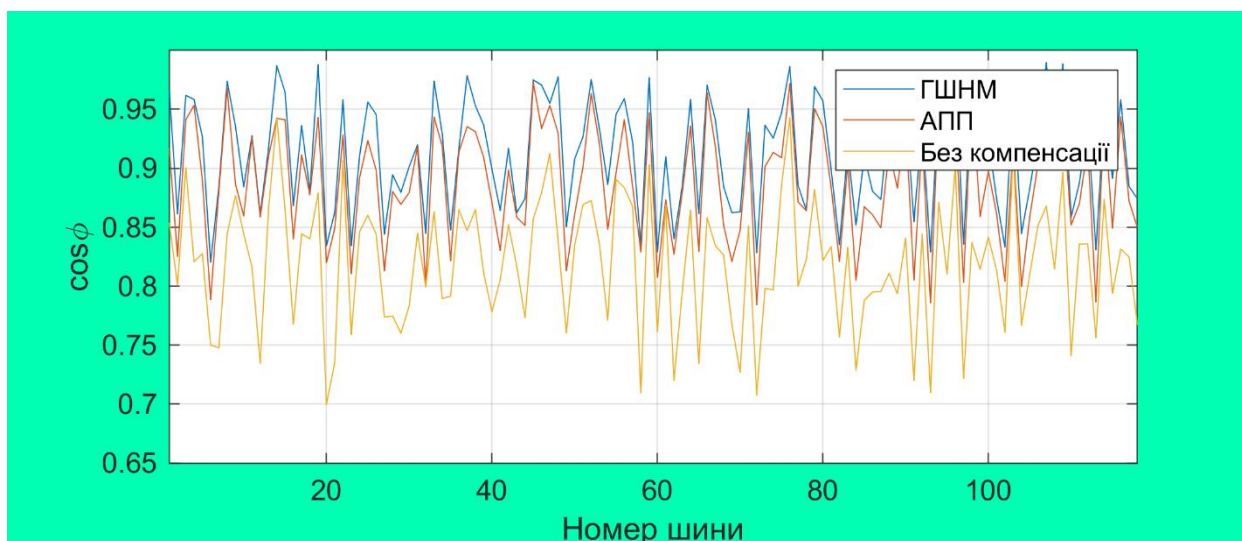


Рисунок 3.8 – Коефіцієнт потужності для системи з 188 шинами: вихідна система, навантажена система, результати прямого перебору та результати ГШНМ

Нарешті, що стосується часу обробки, АПП аналізує 30 перестановок компенсації реактивної потужності в кожному вузлі, потім всі випадки порівнюються з урахуванням обмежень, зазначених раніше в алгоритмах 1 і 2; таким чином, загалом аналізується 3500 сценаріїв для кожного навантаження, що додається до системи. Для сценарію 118-вузлової електромережі було проаналізовано 12000 випадків.

### Висновки до розділу 3

У цьому розділі розглядалося моделювання інтелектуальних систем керування компенсацією реактивної потужності, а саме визначення місць та величини компенсування з використанням алгоритму прямого перебору та з задіянням глибокої штучної нейронної мережі. Щодо вибору місця компенсації обидва керування дають однакові результати, щодо визначення величини компенсування, то тут кращою є глибока штучна нейронна мережа.



## ВИСНОВКИ

1. Дано загальні відомості про підстанцію ГПП-4 150/35/6кВ АТ «ПівдГЗК»

2. Охарактеризовано принцип компенсації реактивної потужності. Зроблено огляд сучасних інтелектуальних методів керування компенсуючими пристроями, у тому числі з використанням глибоких штучних нейронних мереж.

3. Створено глибоку штучної нейронної мережі для визначення розташування та величини компенсації реактивної потужності. Прийнято мережу з сімома шарами і функціями активації типу ReLU. Взяті тестові схеми електромереж для аналізу інтелектуального керування.

4. Промодельовано інтелектуальні системи керування компенсацією реактивної потужності, а саме визначення місць та величини компенсування з використанням алгоритму прямого перебору та з задіянням глибокої штучної нейронної мережі.

5. При виборі місця компенсації алгоритм прямого перебору та глибока штучної нейронної мережі дають однакові результати

При визначенні величини компенсування кращою є глибока штучна нейронна мережа.