

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра Інженерії програмного забезпечення

Пояснювальна записка

до магістерської роботи
на ступінь вищої освіти магістр

на тему: **«ПІДВИЩЕННЯ ПОКАЗНИКІВ ЕФЕКТИВНОСТІ
ПРАЦЕЗДАТНОСТІ ПІДПРИЄМСТВА ЗА ДОПОМОГОЮ
ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ»**

Виконав: студент 7 курсу, групи ППЗМ-71
спеціальності 121 Інженерія програмного забезпечення
(шифр і назва спеціальності)

Ковальов М. Ю.

(прізвище та ініціали)

Керівник _____

Яскевич В.А.

(прізвище та ініціали)

Рецензент _____

(прізвище та ініціали)

Нормоконтролер _____

(прізвище та ініціали)

- 5.2 Аналіз поняття штучної нейронної мережі;
- 5.3 Класифікації штучних інтелектуальних систем;
- 5.4 Аналіз існуючих рішень до прогнозування електроспоживання промислових підприємств;
- 5.5 Вибір методу для прогнозування електроспоживання промислового підприємства;
- 5.6 Методика створення прогнозної моделі підприємства на основі штучної нейронної мережі;
- 5.7 Аналіз структури електроспоживання ПАТ «АЗОТ»;
- 5.8 Побудова прогнозної моделі електроспоживання підприємства;
- 5.9 Реалізація та перевірка ШНМ на навчальній та тестовій множині вхідних і вихідних даних;
- 5.10 Порівняння отриманих результатів;
- 5.11 Оцінка якості отриманої прогнозної моделі;
- 5.12 Висновки.

6. Дата видачі завдання 19.04.2021

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів магістерської роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Підбір науково-технічної літератури	19.04.2021	Виконано
2.	Аналіз застосування штучних нейронних мереж для прогнозування електроспоживання підприємства	21.04.2021	Виконано
3.	Методики створення прогнозних моделей електроспоживання на основі штучної нейронної мережі	28.04.2021	Виконано
4.	Побудова прогнозних моделей електроспоживання підприємства	02.05.2021	Виконано
5.	Вступ, висновки, реферат, оформлення роботи	17.05.2021	Виконано
6.	Розробка обов'язкових демонстраційних матеріалів	01.06.2021	Виконано

Студентка _____
(підпис)

Ковальов М. Ю.
(прізвище та ініціали)

Керівник роботи _____
(підпис)

Яскевич В.А.
(прізвище та ініціали)

РЕФЕРАТ

Текстова частина магістерської роботи: 72 стр., 48 рис., 13 табл., 27 джерел.

МОДЕЛІ, МЕТОД, АЛГОРИТМ, ПРОГНОЗУВАННЯ, ПАРАМЕТРИ, НЕЙРОН, ШТУЧНА МЕРЕЖА, СІНАПС, МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ, ARIMA, ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ, АДАПТИВНІСТЬ, ГІБРИДНІ СИСТЕМИ.

Об'єктом дослідження - процес прогнозування електроспоживання промислового підприємства.

Мета роботи – підвищення точності прогнозування електроспоживання промислового підприємства, шляхом створення прогнозної моделі електроспоживання із застосуванням штучної нейронної мережі.

Предмет дослідження – моделі електроспоживання на базі штучної нейронної мережі.

Методи дослідження. У магістерській роботі використані методи теорії системного аналізу, теорії математичного моделювання, теорії штучних нейронних мереж, генетичних алгоритмів відбору і нечіткої логіки, методу експертних оцінок, комп'ютерного моделювання.

Вирішуючи завдання магістерської роботи в першу чергу проводиться аналіз стану проблеми прогнозування електроспоживання промислових підприємств. Виконано огляд існуючих рішень до прогнозування електроспоживання, та обґрунтовано ефективність застосування штучних нейронних мереж для прогнозування електроспоживання промислового підприємства.

Виконано дослідження методики створення та побудови алгоритму внутрішньої структури прогнозних моделей електроспоживання на основі штучної нейронної мережі. У практичній частині виконана експериментальна перевірка методики створення прогнозної моделі електроспоживання на базі ПАТ «Сумихімпром».

. ЗМІСТ

	Стор.
ВСТУП.....	9
1 ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПРОМИСЛОВОГО ПІДПРИЄМСТВА.....	11
1.1 Аналіз поняття штучної нейронної мережі.....	11
1.2 Класифікації штучних інтелектуальних систем.....	14
1.3 Застосування нейромережевих технологій в оптимізації енергосистем промислових підприємств.....	19
1.4 Аналіз існуючих рішень до прогнозування електроспоживання підприємств.....	20
1.5 Огляд методів прогнозування електроспоживання підприємства.....	26
2 МЕТОДИКИ СТВОРЕННЯ ПРОГНОЗНИХ МОДЕЛЕЙ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ НА ОСНОВІ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ.....	37
2.1 Вибір методу для прогнозування електроспоживання промислового підприємства.....	37
2.2 Принципи побудови прогнозної моделі електроспоживання промислового підприємства на основі штучної нейронної мережі.....	40
2.3 Огляд впливаючих параметрів на електроспоживання підприємства.....	42
2.4 Приклад застосування методу експертних оцінок для вибору параметрів, що впливають на електроспоживання промислового підприємства.....	52
2.5 Алгоритм побудови внутрішньої структури прогнозної моделі електроспоживання промислового підприємства.....	55
3 ПОБУДОВА ПРОГНОЗНИХ МОДЕЛЕЙ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПАТ «АЗОТ».....	57

3.1 Структура електроспоживання ПАТ «АЗОТ».....	57
3.2 Побудова прогнозної моделі електроспоживання ПАТ «АЗОТ» на основі штучної нейронної мережі із застосуванням генетичних алгоритмів.....	60
3.3 Реалізація та перевірка ШНМ на навчальній та тестовій множині вхідних і вихідних даних.....	67
3.4 Оцінка якості отриманої прогнозної моделі.....	76
ВИСНОВКИ.....	79

ВСТУП

Актуальність теми. Прогнозування величини електроспоживання промислового підприємства є важливою науково-технічною задачею. Необхідність точного прогнозування електроспоживання обумовлена технологічними і економічними причинами. У великих енергоємних виробництвах частка плати за електроенергію в собівартості продукції може досягати десятків відсотків, а в умовах ринкової економіки собівартість продукції підприємства буде визначати його конкурентоспроможність. В даний час більшість великих промислових підприємств України купує електроенергію на оптовому ринку електроенергії та потужності. Плата за електроенергію для таких підприємств складається з плати за фактичний обсяг спожитої електроенергії і плати за відхилення обсягу фактично спожитої електроенергії від планового обсягу споживання. Чим більше відхилення фактичних обсягів електроспоживання від заявлених, тим більше додаткових витрат на електроенергію несе підприємство. В даний час прогнозування електроспоживання на промислових підприємствах проводиться на основі методу експертних оцінок, який в більшості випадків не може забезпечити необхідну точність прогнозу. Для більш точного прогнозування електроспоживання необхідно розробити прогнозну модель, засновану на залежностях зміни електроспоживання підприємства в реальних умовах експлуатації.

Джерела дослідження. Інформаційну та теоретичну базу роботи склали підручники та посібники з теорії побудови рекомендаційних систем прогнозування, використанні штучних нейронних мереж, генетичних алгоритмів і методу експертних оцінок для розробки прогнозної моделі електроспоживання промислового підприємства, що враховує сукупність факторів які впливають на споживання електроенергії, матеріали конференцій та наукових статей присвячених обговоренню проблематики формування рекомендаційних списків, різноманітні інформаційні та статистичні ресурси.

Метою магістерської роботи є підвищення точності прогнозування електроспоживання промислового підприємства, шляхом створення прогнозної моделі електроспоживання із застосуванням штучної нейронної мережі.

Завдання магістерської роботи: Аналіз ефективності застосування штучних нейронних мереж для прогнозування електроспоживання промислового підприємства; Дослідження методики створення прогнозних моделей електроспоживання на основі штучної нейронної мережі; Експериментальна перевірка методики створення прогнозної моделі електроспоживання промислового підприємства.

Об'єктом дослідження є процес прогнозування електроспоживання промислового підприємства.

Предметом дослідження є моделі електроспоживання на базі штучної нейронної мережі.

Методи дослідження. У магістерській роботі використані методи теорії системного аналізу, теорії математичного моделювання, теорії штучних нейронних мереж, генетичних алгоритмів відбору і нечіткої логіки, методу експертних оцінок, комп'ютерного моделювання.

Практична значення одержаних результатів. Практична значення полягає в тому, що отримані теоретичні і практичні результати можуть бути використані для проведення на підприємстві організаційних заходів в частині планування та обліку виробничої діяльності, що дозволяють знизити величину помилки при прогнозуванні електроспоживання.

Публікації. Основні положення і результати магістерської роботи доповідались і обговорювались на двох науково-практичних конференціях.

1. ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПРОМИСЛОВОГО ПІДПРИЄМСТВА

1.1 Аналіз поняття штучної нейронної мережі

Під штучною нейронною мережею розуміється математична модель, а також її програмна і апаратна реалізація, побудована за принципом біологічних нейронних мереж - нервових клітин живого організму. Це поняття виникло при спробі змодельювати процеси, що протікають в мозку людини.

Штучна нейронна мережа являє собою систему простих процесорів (штучних нейронів), з'єднаних і взаємодіючих між собою. Кожен з процесорів мережі має справу з сигналами, які періодично надходять або передаються іншим процесорам. Велика мережа здатна вирішувати найскладніші завдання в найкоротші терміни [1].

З математичної точки зору нейронні мережі являють собою спосіб вирішення нелінійних задач оптимізації. Кібернетика використовує теорію нейронних мереж в рішенні задач адаптивного управління, побудові алгоритмів для робототехніки.

У програмуванні нейронна мережа один із способів вирішення проблеми ефективного паралелізму.

Програмування нейронних мереж має на увазі саме навчання мережі, а не написання програмного коду. Саме завдяки навчанню мережа здатна виявляти залежності між даними (вхідними і вихідними), узагальнювати, спрощувати результати, використовувати знання для розбиття складних завдань на більш прості.

Біологічний нейрон і штучний нейрон. Мозок людини і її нервова система складаються з нейронів, з'єднаних нервовими волокнами. Між нейронами передаються електричні імпульси за допомогою нервових волокон [1]. Всі дії, які відбуваються з живим організмом, все роздратування шкіри, очей, біль, процеси мислення - є взаємодія між нейронами. Дендрити - приймає імпульси нейрона.

Аксон - передає імпульс нейрона. Синапси - зона контакту між нейронами, що впливають на силу імпульсу, для контакту аксона і дендрита.

Будова біологічного нейрона представлено на рис. 1.1.

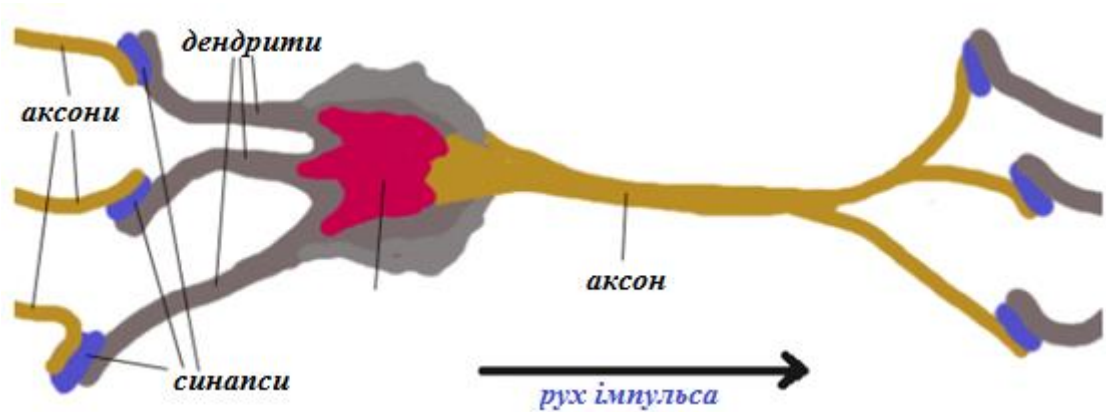


Рисунок 1.1 - Біологічний нейрон

При проходженні синапсу сила імпульсу змінюється в певне число разів (вага синапсу). Коли до нейрона з кількох дендритам надходять імпульси, то вони підсумовуються. Якщо у сумарного імпульсу перевищено поріг, то нейрон переходить в стан збудження, формує власний імпульс і надсилає його далі по аксону [2]. Поведінка відповідного нейрона може змінюватися, так як ваги синапсів мають властивість змінюватися з часом. Математична модель описаного процесу представлена наступним чином рис.1.2.

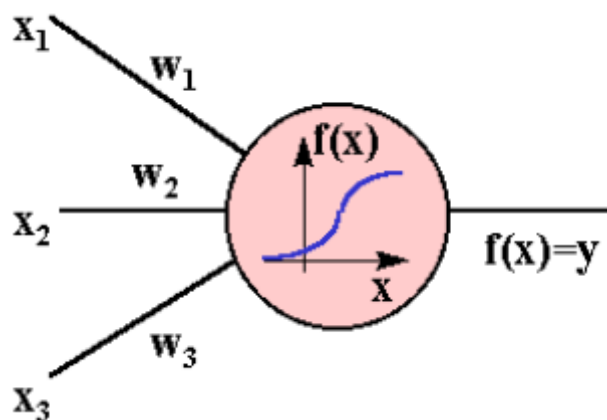


Рисунок 1.2 - Математичних модель нейрона

Дана модель описує нейрон з трьома входами (дендритами), де синапси мають ваги w_1, w_2, w_3 , до яких надходять сили x_1, x_2, x_3 відповідно. До нейрона надходять імпульси x_1w_1, x_2w_2, x_3w_3 після проходження синапсів і дендритів.

Отриманий сумарний імпульс $x = x_1w_1 + x_2w_2 + x_3w_3$ нейрон перетворює відповідно до передавальної функцією $f(x)$.

$y = f(x) = f(x_1w_1 + x_2w_2 + x_3w_3)$ -сила вихідного імпульсу. Підводячи підсумок, отримуємо набір чисел x_k (вектор) у вигляді входів. Далі нейрон видає деяке число y на виході.

Штучний нейрон виглядає наступним чином: на його вхід надходить безліч сигналів, кожен з яких одночасно є виходом іншого нейрона [3]. Такий вхід множиться на відповідну вагу, потім результат підсумовуються, визначаючи рівень активації нейрона. Модель, яка реалізує цю ідею, представлена на рис. 1.3:

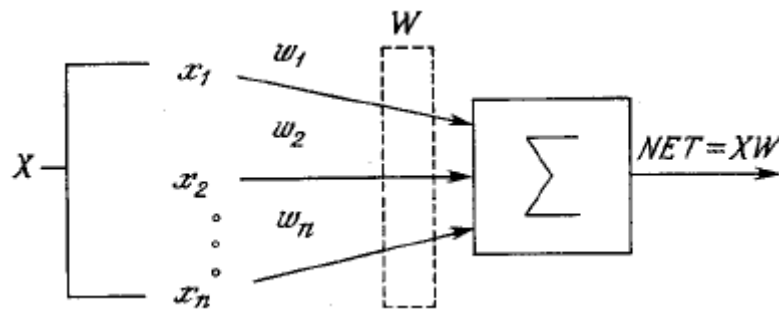


Рисунок 1.3 - Модель активації нейрона

Тут множини сигналів x_1, x_2, \dots, x_n , надходить на вхід штучного нейрона, в сукупності вони позначаються вектором X . Ці сигнали, аналогічні тим, що отримує на входи біологічний нейрон. далі сигнал також множиться на відповідну вагу w_1, w_2, \dots, w_n , потім підсумовується в сумуючому блоці Σ . Кожен вага дорівнює силі однієї синаптичного зв'язку в біологічному нейроне. Вихід, який зазвичай називається NET, створюється з підсумовує блоку, де зважені елементи складаються алгебраїчно.

Сигнал NET перетвориться звичайної лінійної функцією, званої активационной. Вона позначається F і дає вихідний сигнал OUT.

$$\text{OUT} = K(\text{NET}), \quad (1.1)$$

де K - постійна, пороговою функції

$\text{OUT} = 1$, якщо $\text{NET} > T$

$\text{OUT} = 0$ в інших випадках,

T - постійна порогова величина, яка більш точно моделює нейронну мережу.

Штучний нейрон з активаційною функцією представлений на рис. 1.4:

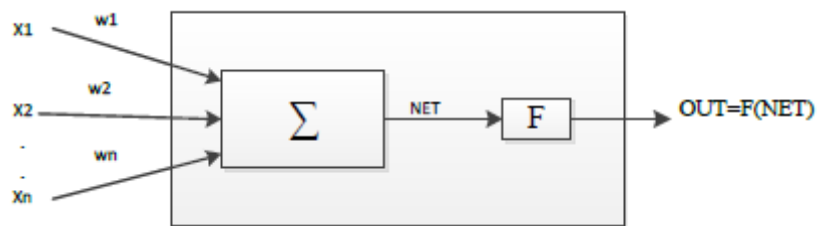


Рисунок 1.4 - Активаційна функція нейрона

Блок, позначений F , приймає сигнал NET і видає сигнал OUT .

F - називається стискає функцією, якщо при будь-яких значеннях NET значення OUT належать деякому кінцевому інтервалу [4].

Модель штучного нейрона ігнорує більшість властивостей біологічного нейрона. Наприклад, затримки в часі, які впливають на динаміку системи.

Вхідні сигнали відразу ж породжують вихідний сигнал. Крім того, штучний нейрон не враховує вплив синхронізуючої функції біологічного нейрона.

Однак слід зазначити виняткове подібність живого нейрона і штучного.

Для визначення місця нейронних мереж в області інформаційних технологій необхідно звернутися до класифікації штучних інтелектуальних систем.

1.2 Класифікації штучних інтелектуальних систем

Штучні інтелектуальні системи мають характерні особливості:

По - перше, розвинені комунікативні здібності, які характеризують спосіб взаємодії між комп'ютером користувача з системою. Не виключена можливість звернення до системи з довільним запитом в діалозі з інтелектуальною системою.

При цьому мова інтелектуальній системі повинен бути максимально наближений до природної мови.

По - друге, рішення різної складності завдань, тобто таких завдань, які не мають конкретного вирішення, а вимагають нестандартного підходу, в залежності від ситуації, існуючих даних і кінцевого результату. Плохоформалізуемие завдання ефективно вирішуються за допомогою штучних нейронних мереж.

По - третє, здатність до самонавчання - тобто можливості отримання знань інтелектуальною системою з накопиченого досвіду конкретних ситуацій. Для попереднього навчання системи необхідні оброблені початкові дані.

Згідно з поданими ознаками, інтелектуальні системи можна розділити на наступні табл.1.1.

Таблиця 1.1 - Види штучних інтелектуальних систем

Вид штучної інтелектуальної системи	Тип штучної інтелектуальної системи
Системи з комутативними здібностями	-Інтелектуальна бази даних; -природно-мовні інтерфейси; - гіпертекстові системи; -контекстние довідкові системи; -когнітивная графіка.
Експертні системи	класифікуючі системи; - доопределять системи; - трансформуючі системи; - багатоантенні системи.
Самонавчаючі системи	індуктивні системи; - нейронні мережі; - системи на прецедентах; - інформаційні сховища.
Адаптивні системи	- CASE - технології; - компонентна технологія.

Інтелектуальні бази даних відрізняються від звичайних баз даних можливістю вибірки за запитом необхідної інформації, яка може явно не зберігатися, а виводитися з наявною в базі даних.

Природно, мовний інтерфейс перетворює конструкції природної мови у внутрішньомашинний рівень представлення знань. Використовується для доступу до інтелектуальних баз даних, контекстного пошуку документальної текстової

інформації, команд голосового введення в системах управління, машинного перекладу з іноземних мов ..

Гіпертекстові системи застосовуються в базах текстової інформації, де необхідний пошук за ключовими словами, мають більш складну семантичну організацію ключових слів.

У контекстних довідкових системах користувач описує проблему (ситуацію), а система за допомогою додаткового діалогу її конкретизує і виконує пошук рекомендацій, придатних для даної ситуації. Такі системи створюються як додаток до систем документації і належать до класу систем поширення знань.

Системи когнітивної графіки використовуються в моніторингу і управлінні оперативними процесами. Графічні образи в наочному і інтегрованому вигляді описують безліч параметрів досліджуваної ситуації.

Експертні системи призначені для вирішення завдань на основі накопичуваної бази знань, що відбиває досвід роботи експертів в даній проблемній області.

Багатоагентні системи - це динамічні системи, для яких характерна інтеграція в базі знань декількох різномірних джерел знань, які обмінюються між собою одержуваними результатами на динамічній основі.

Самообучаючі системи засновані на методах автоматичної класифікації прикладів ситуацій реальної практики [5].

Характерними ознаками самообучаючих систем є:

- самообучаючі системи «з учителем», коли для кожного прикладу задається в явному вигляді значення ознаки його приналежності певного класу ситуацій (класообразуючі ознаки);

- самообучаючі системи «без вчителя», коли за ступенем близькості значень ознак класифікації система сама виділяє класи ситуацій.

Індуктивні системи за принципом від часткового до загального узагальнюють приклади, а процес узагальнення здійснюється наступним чином:

- вибирається ознака класифікації з безлічі заданих (попередньо або за правилом) ;

- за значенням вибраної ознаки безліч прикладів розбивається на підмножини;
- виконується перевірка щодо належності прикладу до одного класу;
- якщо якийсь підмножина прикладів належить одному підкласу, тобто у всіх прикладів підмножини збігається значення класообразуючих ознаки, то процес класифікації закінчується (інші ознаки класифікації не розглядаються) ;
- для підмножин прикладів з незбіжним значенням класообразуючих ознаки процес класифікації триває, починаючи з пункту 1.

Нейронні мережі - це такі інструменти для паралельних обчислень, які складаються з безлічі простих процесорів, які періодично отримують і відправляють сигнали іншим процесорам.

Далі слід звернутися до інтелектуальних інформаційних систем з точки зору вирішуваних завдань. Тут можна виділити наступні системи:

- системи управління і довідкові системи;
- системи комп'ютерної лінгвістики;
- системи розпізнавання;
- ігрові системи;
- системи створення інтелектуальних інформаційних систем [6].

На рис. 1.5 представлена класифікація інтелектуальних інформаційних систем по важливість справ. Системи можуть вирішувати не одну, а кілька завдань або в процесі вирішення одного завдання вирішувати і ряд інших завдань.

Інтелектуальні системи також класифікуються за таким критерієм як «використовувані методи». Тут можна виділити м'які, жорсткі і гібридні методи.

М'які обчислення (Soft Computing) - це складна комп'ютерна методологія, заснована на нечіткій логіці, генетичних обчисленнях, нейрокомп'ютеринге і імовірнісних обчисленнях.

Жорсткі обчислення - стандартні комп'ютерні обчислення (що не відносяться до м'яких).

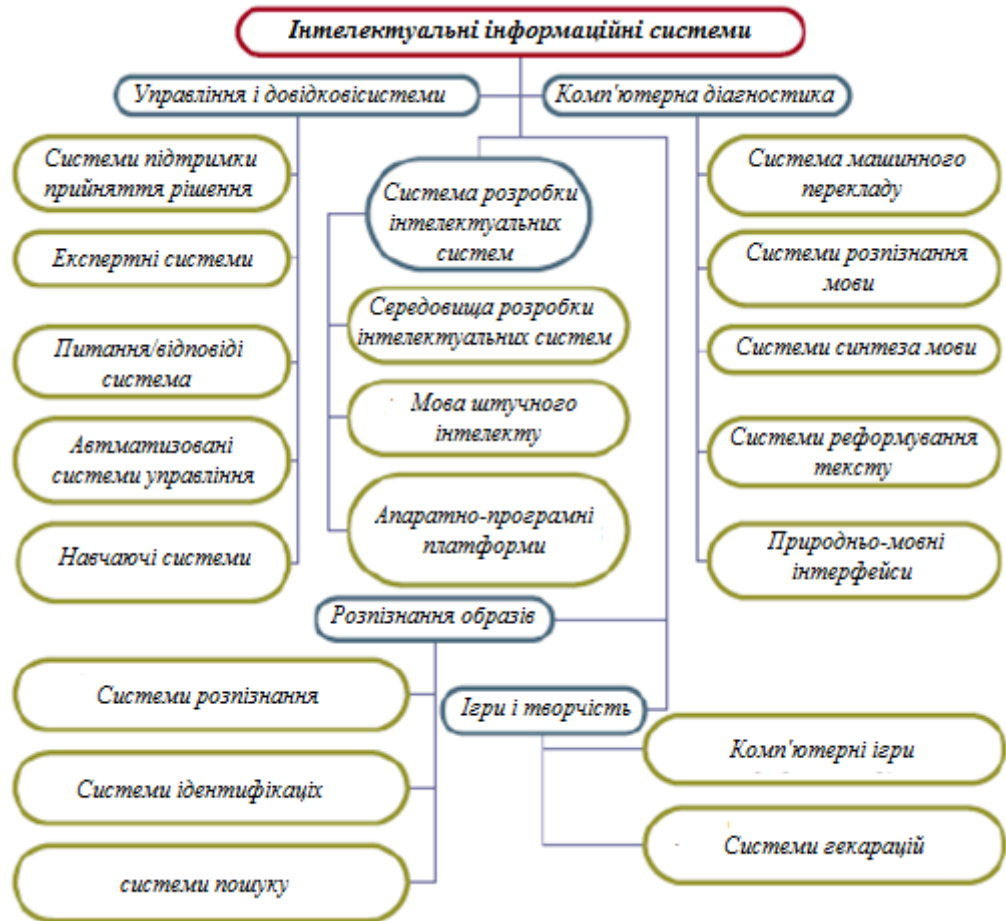


Рисунок 1.5 - класифікація ІС за важливістю справ

Гібридні системи - системи, що використовують більш ніж одну комп'ютерну технологію (в разі інтелектуальних систем - технології штучного інтелекту).



Рисунок 1.6 - Класифікація ІС по методам

Класифікація штучних інтелектуальних систем охоплює величезну теоретичну базу знань в різних областях науки. Створення та реалізація ІВС - складний процес від початкового етапу до кінцевого.

При розробці інтелектуальної системи розпізнавання емоцій слід сказати про найбільш популярних методах, використовуваних в психології, криміналістиці та інших сферах.

1.3 Застосування нейромережових технологій в оптимізації енергосистем підприємств

Проблемі прогнозування електроспоживання присвячено чимало робіт вітчизняних [7, 8] і зарубіжних [9] вчених і дослідників. При цьому підходи, які використовуються при прогнозуванні електроспоживання енергосистем, як правило, відрізняються від підходів до прогнозування електроспоживання промислових підприємств тільки набором використовуваних вхідних параметрів при загальному єдності використовуваних методів прогнозування.

В якості методів прогнозування електроспоживання в цих та інших роботах пропонуються математико-статистичні, ймовірнісні методи, методи регресійного аналізу, методи, засновані на штучних нейронних мережах та ін.

Деякі дослідження враховують сучасну структуру ринкової економіки і властиві їй особливості як один з впливають на прогнозування електроспоживання факторів. У свою чергу, саме електроспоживання підприємства і величина помилки його прогнозу розглядаються у вигляді ринкових ризиків підприємства.

Ще один підхід до прогнозування заснований на представленні промислового підприємства у вигляді техноценоз, одним з параметрів якого є електроспоживання.

Застосування перерахованих вище методів укупі з сучасними електронно-обчислювальними комплексами дозволяє створювати математичні моделі електроспоживання промислового підприємства. Дані прогнозні моделі відрізняються один від одного набором вхідних параметрів і методами

прогнозування. Слід зазначити, що параметри виробництва (Обсяг, швидкість виробництва продукції, кількість працюючих технологічних ліній, агрегатів), що роблять істотний вплив на величину і характер зміни електроспоживання промислових підприємств, практично не використовуються в якості вхідних для прогнозних моделей.

Досить часто при прогнозуванні електроспоживання великих, багатомономенклатурних підприємств застосовують попередньо розраховані норми питомого споживання електроенергії на одиницю продукції. Однак такий підхід до прогнозування позбавлений гнучкості і пов'язаний з обробкою великих обсягів інформації для обчислення норм електроспоживання. При це будь-які значні зміни в технологічному процесі, його модернізація, приведуть до зниження вірогідності норм електроспоживання і зажадають їх перерахунку. Багато дослідників у своїх роботах [10] відзначають хороші прогнозні здібності штучних нейронних мереж при прогнозуванні електроспоживання. Істотним гідністю нейронних мереж є їх здатність динамічно підлаштовуватися до умов, що змінюються, а значить максимально відповідати вимогам, що пред'являються до прогнозування ринковою економікою. При цьому наголошується об'єктивна складність визначення оптимальної конфігурації та оптимального набору вхідних параметрів нейронної мережі. Крім того, більшість вищеперелічених публікацій лише обґрунтовує можливість прогнозування електроспоживання за допомогою нейронних мереж [10], не уявляючи будь-яких практичних рекомендацій або методик по формуванню на їх основі діючих прогнозних моделей.

1.4 Аналіз існуючих рішень до прогнозування електроспоживання промислових підприємств

Поняття прогнозної моделі. Прогнозна модель об'єкта являє собою систему рівнянь (формул) з коефіцієнтами, які формуються в процесі розробки моделі на стадії чисельного моделювання. У формули підставляються вхідні параметри, відібрані в процесі розробки моделі на стадії якісного моделювання. На підставі

представлених даних прогнозна модель пророкує величину вихідного параметра. Прогноз з використанням прогновної математичної моделі об'єкта є об'єктивним і науково обґрунтованим.

При вирішенні задачі прогнозування електроспоживання промислового підприємства об'єктом прогнозування є власне електроспоживання підприємства як сукупність процесів споживання електричної енергії всіма електроприймачами підприємства. Вихідним параметром прогновної моделі є величина споживаної електричної потужності в той чи інший момент часу або споживаної електричної енергії за той чи інший проміжок часу. Для промислового підприємства, працюючого в умовах оптового ринку електроенергії, вихідним параметром є величина погодинного електроспоживання в кожен годину доби, на які здійснюється прогнозування.

Вхідними параметрами прогновної моделі електроспоживання промислового підприємства є параметри, в тій чи іншій ступеня впливають на величину електроспоживання.

В основі прогновної моделі лежить метод прогнозування. Цей метод визначає набір алгоритмів і формул, на підставі яких буде прогнозуватися поведінку об'єкта прогнозування. На вибір методу, що лежить в основі прогновної моделі, впливають мети і завдання прогнозування, а також величина того інтервалу часу, на який проводиться прогнозування [11].

Після визначення методу прогнозування з використанням того чи іншого математичного апарату визначаються раніше невідомі параметри прогновної моделі - залежно вихідного параметра моделі від вхідних параметрів. Фактично при створенні прогновної моделі електроспоживання визначаються закономірності зміни вихідного параметра (величини електроспоживання) в залежності від параметрів, вибраних в якості вхідних.

При вирішенні задачі прогнозування погодинної величини електроспоживання промислового підприємства, що працює на оптовому ринку електроенергії, до прогновної моделі електроспоживання ставляться такі вимоги:

1. Модель повинна задовольняти вимогам адаптивності і еволюційності. Вона повинна забезпечувати можливість включення досить широкого діапазону змін, доповнень, щоб було можливе послідовне наближення до моделі, що задовольняє по точності результатів прогнозування.

2. Модель повинна бути досить абстрактною, щоб допускати роботу з великою кількістю вхідних параметрів, але не настільки абстрактної, щоб виникали сумніви в надійності і практичної корисності отриманих на ній результатів прогнозу.

3. Прогнозна модель повинна забезпечувати формування прогнозу не пізніше 12:30 за київським часом доби, що передують прогнозним діб.

4. Модель повинна орієнтуватися на реалізацію за допомогою існуючих технічних засобів, тобто бути фізично здійсненою на даному рівні розвитку техніки.

5. Модель повинна передбачати можливість перевірки істинності, відповідності її оригіналу.

Існують дві стадії оцінки прогностичних здібностей моделі об'єкта: прогнозування минулих періодів часу і дослідна експлуатація. У першому випадку модель будується не на всіх наявних даних, а на так званій навчальній вибірці (безлічі), з якої виключаються кілька останніх точок – так звана тестова (перевірочна) вибірка. Потім за допомогою моделі розраховуються прогнозні значення, відповідні інтервалам часу, на які припадає тестова вибірка, і оцінює прогностичні здібності моделі на основі різниці між фактичними і прогнозними значеннями величини.

Модель, що пройшла першу стадію оцінки прогностичних здібностей, вводиться в дослідну експлуатацію і розраховує майбутні значення показника в чистому вигляді. У міру настання майбутнього прогнозні значення показника порівнюються з його фактичними значеннями.

Прогнози, як правило, можна розділити на дві груп:

1. Точкові - це прогнози, що фіксують одне значення прогнозованого параметра об'єкта прогнозу.

2. Інтервальні - це прогнози, що фіксують дві або більше можливих значення прогнозованого параметра.

Як правило, в разі інтервального прогнозу говорять про верхню і нижній межі прогнозу (довірчий інтервал прогнозу) і ймовірності попадання величини прогнозованого параметра об'єкта в цей інтервал, рис.1.7.

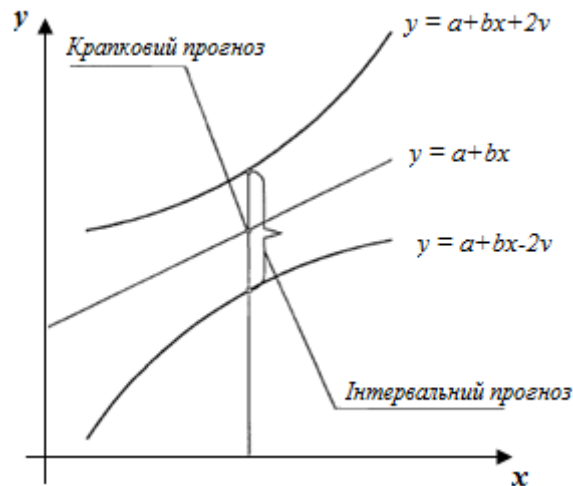


Рисунок 1.7 - Крпковий та інтервальний прогнози

При прогнозуванні електроспоживання промислового підприємства застосовується точковий прогноз, тому що в даний час правила оптового ринку не передбачають наявності допустимого інтервалу відхилення заявленої (прогнозованої) величини від фактичної. Будь-яке відхилення фактичного електроспоживання оплачується за тарифами балансувального ринку, що призводить до росту додаткових фінансових витрат підприємства, пов'язаних з оплатою цих відхилень.

За часом попередження прогнозованого події різні дослідники виділяють різні типи прогнозу [11]. В будь-якому випадку розподіл прогнозу на типи за часом попередження залежить від об'єкта прогнозу і конкретного завдання, для вирішення якої будується прогнозна математична модель.

При прогнозуванні споживання електричної енергії промислового підприємства відповідно до існуючих вимог ринку електроенергії слід виділити наступні типи прогнозу:

- короткостроковий (годину, добу, тиждень);

- середньостроковий (місяць, квартал, рік);
- довгостроковий (від двох років і далі).

Класифікація методів прогнозування. Метод прогнозування - це спосіб дослідження об'єкта прогнозування, спрямований на розробку прогнозу.

Щоб визначити оптимальний метод прогнозування для побудови на ньому прогнозної моделі електроспоживання промислового підприємства, класифікуємо існуючі методи прогнозу.

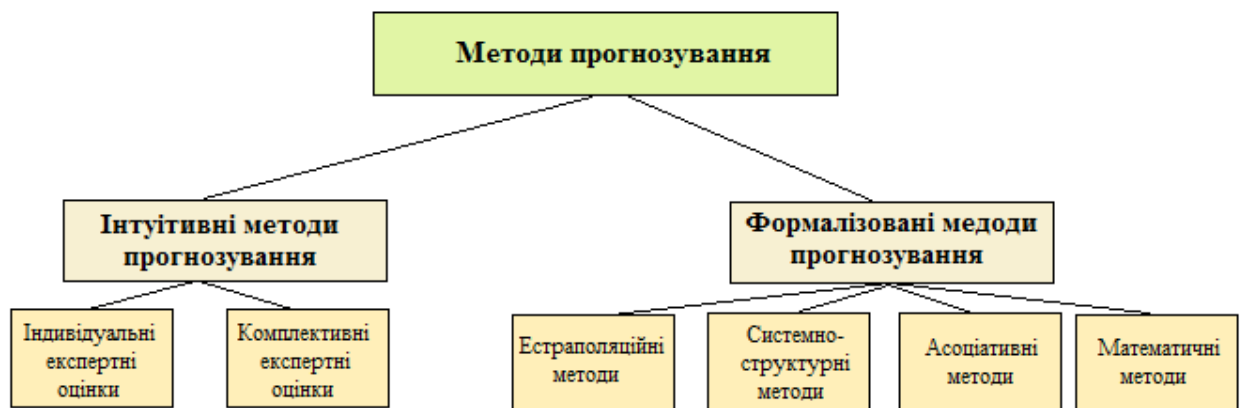


Рисунок 1.8 - Класифікаційна схема методів прогнозування

За ступенем формалізації всі методи діляться на інтуїтивні і формалізовані. Інтуїтивні методи застосовуються тоді, коли об'єкт прогнозування або занадто простий, або настільки складний, що аналітично врахувати вплив багатьох факторів практично неможливо. У таких випадках вдаються до опитування експертів. Отримані індивідуальні та колективні експертні оцінки використовують як кінцеві прогнози або в якості вихідних даних в комплексних системах прогнозування.

Залежно від загальних принципів дії інтуїтивні методи прогнозування можна розділити на дві групи: індивідуальні експертні оцінки і колективні експертні оцінки. Метод колективних експертних оцінок можна віднести до комплексних системам прогнозування, оскільки в останніх поєднуються методи індивідуальних експертних оцінок та статистичні методи обробки цих оцінок [13].

Прогнозування електроспоживання багатьох підприємств зараз частково або повністю проводиться за допомогою інтуїтивних методів прогнозу. У ролі експертів виступають фахівці служби головного енергетика підприємства, відповідальні за формування і подачу заявок на споживання електроенергії.

За умови високої кваліфікації експерта прогноз може бути досить точним, а при низькій кваліфікації експерта – величина помилки прогнозу буде велика. Високий ступінь залежності якості прогнозу від кваліфікації експертів дозволяє стверджувати, що інтуїтивні методи в цілому не підходять для створення на їх основі прогнозних моделей електроспоживання промислових підприємств, так як вони не забезпечують стабільну точність і практично не піддаються автоматизації.

У той же час слід зазначити, що інтуїтивні методи, зокрема методи колективних експертних оцінок, корисні в процесі створення прогнозної моделі електроспоживання на основі формалізованих методів. У таких випадках методи експертних оцінок слід використовувати для аналізу структури електроспоживання і виділення набору параметрів, що впливають на нього. За допомогою інтуїтивних методів при створенні прогнозної моделі електроспоживання підприємства можна визначити оптимальний набір її вхідних параметрів, а ступінь їх впливу на вихідний параметр - електроспоживання правильніше визначати за допомогою формалізованих методів.

Проаналізувавши дослідження [10], до формалізованих методам прогнозування в залежності від загальних принципів дії можна віднести:

- екстраполяційні методи;
- системно-структурні методи;
- математичні методи;
- асоціативні методи.

До групи методів прогнозної екстраполяції можна включити методи найменших квадратів, експоненціального згладжування, імовірнісного моделювання та адаптивного згладжування. До групи системно-структурних методів - віднести методи функціонально ієрархічного моделювання, морфологічного аналізу, матричний метод. До математичних методів відносяться

корреляційно-регресійний аналіз, метод групового обліку аргументів, факторний аналіз, варіаційні методи. Асоціативні методи можна розділити на методи імітаційного моделювання та історико логічного аналізу.

Формалізовані методи прогнозування більшою мірою підходять для створення на їх основі прогнозової моделі електроспоживання промислового підприємства з наступних причин:

1. Формалізовані методи прогнозу добре піддаються автоматизації.
2. Прогноз, зроблений на основі формалізованого методу прогнозування, не залежить від суб'єктивних факторів (як у випадку з інтуїтивним прогнозом).

Найбільш оптимальним може бути інша концепція побудови прогнозової моделі електроспоживання промислового підприємства:

1. В основі прогнозової моделі повинен лежати один з формалізованих методів прогнозування.
2. Конфігурація прогнозової моделі (визначення набору вхідних параметрів, від яких буде залежати електроспоживання) повинно здійснюватися за допомогою інтуїтивного методу прогнозування (Експертної оцінки).

1.5 Огляд методів прогнозування електроспоживання підприємства

Основні методи прогнозування часових рядів. Часовий ряд - це послідовність значень будь-якої величини в різні моменти часу [5].

Споживання електричної енергії будь-яким об'єктом (цехом, промисловим підприємством, енергооб'єднанням і т.п.) є тимчасовим поруч, тому що являє собою ряд миттєвих значень споживаної потужності в різні моменти часу або обсягів споживаної електроенергії за послідовний ряд інтервалів часу.

До найбільш поширених формалізованим методам прогнозування часових рядів відносяться [14]:

- прогнозна екстраполяція;
- кореляційний і регресійний аналізи;
- прогнозування на базі ARIMA моделей;

- адаптивні методи прогнозування;
- прогнозування з використанням штучних нейронних мереж;
- прогнозування з використанням гібридних систем.

Розглянемо зазначені методи більш докладно з точки зору їх застосовності до прогнозування електроспоживання промислових підприємств.

Прогнозна екстраполяція. В основі методів прогнозної екстраполяції лежить уявлення часового ряду в наступному вигляді:

$$y_t = f(t) + \varepsilon_t \quad (1.2)$$

де $f(t)$ - деяка не випадкова функція часу (тренд); ε_t - випадкова величина з нульовою середньою і дисперсією $D(\varepsilon_t)$.

Інша, більш складна запис функції тимчасового ряду виглядає наступним чином:

$$y_t = f(t) + S + C + \varepsilon_t \quad (1.3)$$

де $f(t)$ - детермінована не випадкова компонента (тренд); S - сезонна складова; C - циклічна складова; ε_t - стохастична компонента процесу.

Детермінована компонента (тренд) $f(t)$ характеризує існуючу динаміку розвитку процесу в цілому, а стохастична компонента ε_t відображає випадкові коливання або шуми прогнозованого процесу.

Таким чином, прогнозування часового ряду зводиться до визначенню детермінованою компоненти, сезонної і циклічної складової, а також стохастичною складовою.

Прогнозна екстраполяція, як метод для прогнозування електроспоживання, має ряд переваг:

- простота реалізації прогнозної моделі;
- можливість здійснення прогнозування з мінімальним набором вхідних параметрів (фактичне значення електроспоживання).

В цілому прогнозна екстраполяція найбільш застосовна для прогнозування електроспоживання об'єктів з досить стабільним, регулярним зміною величини електроспоживання на довгострокову перспективу.

У той же час використання методу прогновної екстраполяції для короткострокового прогнозування електроспоживання обмежена істотними недоліками даного методу, а саме:

- неможливість обліку безлічі параметрів, що впливають на електроспоживання промислового підприємства;
- жорстка фіксація моделі тренда, яка не дозволяє Враховуючи короткострокові тенденції електроспоживання, пов'язані з зміною попиту, а, отже, і обсягів випуску продукції підприємства.

Метод експоненціального згладжування, вперше запропонований Р. Брауном, що є подальшим розвитком методу прогновної екстраполяції, набув найбільшого поширення для середньострокового прогнозування, перш за все економічних показників.

Для даного методу суттєвими недоліками, що обмежують його застосування, є складність вибору параметра згладжування, початкових умов і ступеня прогнозує полінома, що обмежує його застосування для цілей прогнозування електроспоживання. Крім того, метод експоненціального згладжування не позбавлений вищенаведених недоліків, властивих всім методам прогновної екстраполяції.

Кореляційний і регресійний аналіз. Одним з найбільш поширених методів отримання прогнозів електроспоживання є побудова на основі методу найменших квадратів моделі множинної регресії [15].

Для лінійного випадку модель множинної регресії записується у вигляді:

$$y_j = \sum_{i=1}^n \alpha_i x_{ij} + \varepsilon_j \quad (1.4)$$

де α_i - коефіцієнти моделі (коефіцієнти регресії); y_j, α_{ij} - відповідно значення j -ї функції (залежною змінною) i -ї незалежної змінної (званої також предиктором або рег-ресори); ε_i - випадкова помилка; n - число незалежних змінних в моделі. У ряді випадків покладається, що α_i вільний член, і $x_{0j} = 1$.

Завдання побудови моделі множинної регресії зводиться до визначенню регресійних коефіцієнтів на основі наявних даних про об'єкт прогнозу і впливають на нього факторів. Таким чином кореляційні і регресійні методи, можуть

враховувати вплив широкого набору параметрів на вихідну прогнозу величину електроспоживання. Цим пояснюється той факт, що більшість з існуючих прогнозних моделей електроспоживання побудовані на основі цих методів.

У той же час отримання прогнозів з допомогою багатofакторних регресійних моделей передбачає незмінність значень коефіцієнтів цих моделей в часі.

В процесі роботи промислового підприємства можлива поява нової інформації, що вимагає коректування значень регресійних коефіцієнтів його прогнозної моделі. таке коригування є вельми трудомісткою процедурою, що вимагає великої кількості вихідних даних і обсягів обчислень.

Цей факт поряд з вельми жорсткими вимогами, що пред'являються до вихідної інформації, призводить до того, що динамічне зміна характеристик прогнозної моделі електроспоживання промислового підприємства часто неможливо.

У ряді випадків вимоги прогнозної моделі до вихідної інформації для реальних спостережень виявляються невиконаними, тому одержувані оцінки виявляються неефективними, а прогноз- неточним.

Досить складною є проблема вибору незалежних факторів, що впливають (предикторів). Все це призводить до досить складної реалізації багатofакторних регресійних прогнозних моделей електроспоживання за умови дотримання заданої точності прогнозу.

Прогнозування на базі ARIMA моделей. Моделі ARIMA, запропоновані Дж. Боксом і Г. Дженкінсом [16], охоплюють досить широкий спектр часових рядів, а невеликі модифікації цих моделей дозволяють досить точно описувати і тимчасові ряди з сезонністю, до яких можна віднести і електроспоживання промислового підприємства. У ARIMA-моделі входять, як окремі випадки, моделі авторегресії порядку p (AR (p) - моделі), моделі змінного середнього порядку q (MA (q) - моделі) і ARMA (p, q) - моделі, що представляють собою об'єднання AR (p) - моделі і MA (q) - моделі.

Розглянемо докладніше сутність перерахованих моделей. Насамперед, треба сказати, що AR-, MA і ARMA-моделі описують не саме часовий ряд, а залишки ε_t ,

що виходять після вирахування з тимчасового ряду x_t його не випадковою складовою (тренду).

Моделі авторегресії порядку p або AR (p) - моделі визначають залишки ε_t , наступним чином:

$$\varepsilon_t = \sum_{j=1}^p \alpha_j \varepsilon_{t-j} + \delta_t \quad (1.5)$$

де α - деякий числовий коефіцієнт, що не перевищує за абсолютною величиною одиницю, а δ_i - послідовність випадкових величин, що утворює білий шум.

Моделі змінного середнього порядку q або MA (q) - моделі визначають залишки ε_t наступним чином:

$$\varepsilon_t = \sum_{j=1}^{\infty} k_j \varepsilon_{t-j} + \delta_t \quad (1.6)$$

де k - деякий числовий коефіцієнт, δ_i - послідовність випадкових величин, що утворює білий шум.

Авторегресійні моделі зі легкими середніми в залишках або ARMA (p, q) - моделі включають в себе як члени описують авторегресії, так і члени моделюють залишок у вигляді середнього.

Проблеми при використанні методу Бокса-Дженкінса при прогнозуванні електроспоживання виникають насамперед через неоднорідності величини електроспоживання, як часового ряду і складності практичної реалізації прогнозних моделей, заснованих на цьому методі. Крім того, методом Бокса-Дженкінса притаманні характерні недоліки кореляційних методів, що обмежує можливість його застосування для прогнозування електроспоживання підприємства, що працює в умовах ринкової економіки.

Адаптивні методи прогнозування. В основі адаптивних моделей лежить модель рекурсивного гармонійного процесу, запропонована Дж. Юлом. До адаптивних методів належать методи Брауна, Хольта і Хольта-Уінтерс.

Характерною рисою адаптивних методів прогнозування є їх здатність враховувати еволюцію динамічних характеристик досліджуваних процесів, пристосовуватися до цієї еволюції, надаючи більшої ваги і, тим самим, велику

інформаційну цінність спостереженнями в міру їх наближення до поточного моменту прогнозування. Це властивість адаптивних методів є істотною перевагою з точки зору їх застосовності для цілей прогнозування електроспоживання промислового підприємства. Саме промислове підприємство, його електроспоживання (Як сукупність процесів споживання електричної енергії всіма електроприймачами підприємства), являють собою динамічний процес до мінливих властивостями.

Первісне побудова прогнозової моделі на підставі адаптивних методів прогнозування проводиться за кількома першим спостереженнями об'єкта прогнозування. За допомогою отриманої прогнозової моделі робиться прогноз, який порівнюється з фактичними спостереженнями. За результатами порівняння відбувається коригування моделі. Потім за допомогою скоригованої моделі робиться прогноз по наступним спостереженням і так до вичерпання всіх спостережень. Таким чином, модель постійно пристосовується до нової інформації і до кінця періоду спостережень відображає тенденції об'єкта прогнозування, що склалися на даний момент,

Основною перевагою адаптивних методів є можливість отримати точний прогноз на інтервал більший, ніж, наприклад, при використанні методу експоненціального згладжування. Однак це справедливо лише при дуже довгих тимчасових рядах, що зумовило можливість застосування адаптивних методів для довгострокового прогнозування. Крім того, в даний час не існує методики оцінки обсягу необхідної і достатньої вихідної інформації для адаптивних моделей прогнозування, що ускладнює процес їх реалізації та роботи.

Прогнозування з використанням штучних нейронних мереж. Штучні нейронні мережі (ШНМ) представляють собою технологію, що йде корінням в безліч дисциплін: нейрофізіологію, математику, статистику, фізику, комп'ютерні науки та техніку. Вона знаходять своє застосування в таких різноманітних областях, як моделювання, аналіз часових рядів, розпізнавання образів, обробка сигналів і управління завдяки одній важливій властивості - здатності навчатися на основі даних за участю вчителя або без його втручання.

В даний час відомо безліч видів ШНМ, кожен з яких має свої характерні особливості і оптимальний для вирішення тих чи інших завдань [17,18,19].

Все ШНМ є сукупністю двох типів елементів – нейроні і зв'язків між ними. Нейрони є простими процесорами (обробні елементи мережі), обчислювальні можливості яких обмежуються деяким правилом комбінування вхідних сигналів і правилом активації, що дозволяє обчислити вихідний сигнал за сукупністю вхідних сигналів. Вихідний сигнал елемента надсилається іншим елементам по зваженим зв'язках, з кожною з яких пов'язаний ваговий коефіцієнт, або вага. Залежно від його значення передається сигнал або посилюється, або придушується [20].

Найважливішою властивістю нейронних мереж є їх здатність навчатися на основі даних навколишнього середовища, і в результаті навчання підвищувати точність обчислень. Підвищення точності відбувається з часом відповідно до певних правил.

Навчання нейронної мережі відбувається за допомогою інтерактивного процесу коригування синаптичних ваг і порогів. В ідеальному випадку нейронна мережа отримує знання про навколишнє середовище на кожній ітерації процесу навчання, який передбачає наступну послідовність подій:

- в нейронну мережу надходять сигнали із зовнішнього середовища;
- в результаті цього змінюються вільні параметри нейронної мережі;
- після зміни внутрішньої структури нейронна мережа відповідає на порушення вже іншим чином.

Для різних видів архітектури ШНМ застосовуються ті або інші алгоритми навчання (зворотного поширення помилок, модельної «Закалки» і т. д.). Між собою алгоритми навчання відрізняються способом налаштування синаптичних ваг нейронів.

Можна виділити ряд переваг нейронної мережі при використанні їх для побудови прогнозних моделей електроспоживання промислових підприємств:

- нелінійність - дозволяє встановлювати складні залежності електроспоживання від вхідних даних, що забезпечує меншу помилку прогнозу в порівнянні з іншими методами;

- самонавчання - мережа навчається на наданій їй вибірці даних, самостійно визначаючи значимість кожного наданого параметра, вплив його на кінцеву величину електроспоживання;

- хороша узагальнююча здатність;

- адаптивність - мережа може бути додатково навчена при надходженні нових даних, що забезпечує гнучку підстроювання під змінені умови роботи підприємства;

- висока перешкодозахищеність - відсутність частини даних погіршує прогноз набагато меншою мірою, ніж для інших алгоритмів прогнозування.

Однак при використанні ШНМ в якості основи для прогнозної моделі виникають наступні складності [10]:

- невизначеність у виборі числа прихованих шарів і кількості нейронів в шарі;

- складність вибору відповідної швидкості навчання;

- можливе «перенавчання» нейронної мережі.

Прогнозування з використанням гібридних систем. Гібридна система - це система, що складається з двох і більше інтегрованих різнорідних підсистем, об'єднаних спільною метою або спільними діями [12].

Одним із прикладів гібридних систем є використання нечітких нейронних мереж в якості основи для побудови прогнозної моделі.

Нечіткої нейронної мережею зазвичай називають чітку нейронну мережу, яка побудована на основі багатошарової архітектури з використанням «І»-, «АБО»-нейронів. На рис. 1.9 представлена трирівнева нейронна мережа, яка називається «І / АБО» нейрони [21].

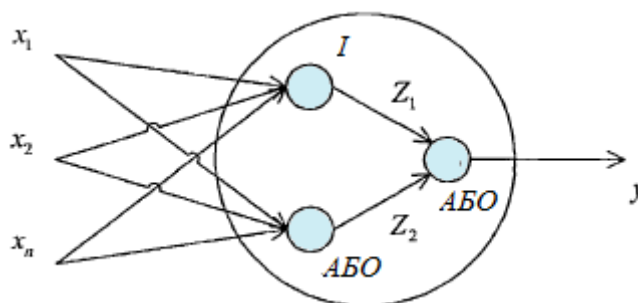


Рисунок 1.9 – І/АБО - нейрон

Нечітка нейронна мережа функціонує на основі чітких дійсних чисел. Нечіткої є тільки інтерпретація результатів.

Замість чіткої відповіді 0 або 1 результат може приймати значення від 0 до 1.

Застосування більш складної «нечіткої» моделі нейрона часто призводить до ускладнення моделі синапсів. Наприклад, вага синапсу може бути задано не константою, а нечітким числом (L-R) –Tnna (Трикутним або трапецеїдальним розподілом).

Зазвичай виділяють ряд архітектур гібридних систем, заснованих на нечітких нейронних мережах [12]:

1. NNFLC - нечіткий контролер на основі нейронної мережі.
2. ANFIS - адаптивна нейронна мережа, заснована на системі нечіткого виведенням.
3. NNDFR - нейронна мережа для нечітких висновків.
4. GARIC - узагальнений наближений висновок, заснований на інтелектуальному контролі.
5. Нечітка мережу Fuzzy Net.

Для побудови моделі прогнозування електроспоживання найбільш придатною є гібридна мережа ANFIS рис.1.10, яка може бути навчена за алгоритмом зворотного поширення помилок.

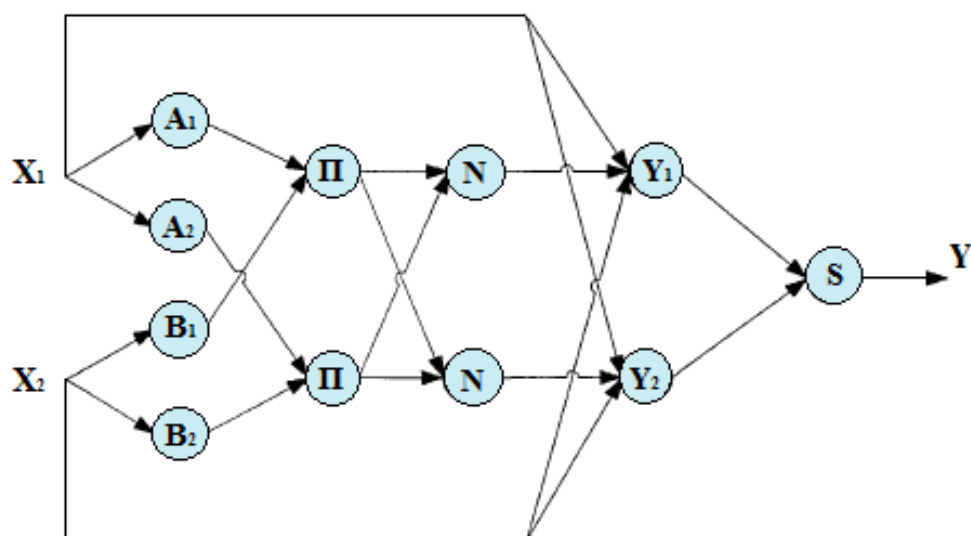


Рисунок 1.10 - Структура адаптивної мережі ANFIS

Шари мережі ANFIS виконують такі функції.

Перший шар представлений радіально-базисними нейронами і моделює функції приналежності $\mu(x)$.

Другий шар - це шар «І»-нейронів, які моделюють логічний «І» добуток:

$$\omega_1 = \mu_{A_i}(x_1) \cdot \mu_{B_i}(x_2) \dots \quad (1.7)$$

Третій шар обчислює нормовану силу правила:

$$\langle \omega_1 \rangle = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2} \quad (1.8)$$

Четвертий шар формує значення вихідної змінної:

$$y(x_1, x_2) = \langle \omega_i \rangle \cdot y_i = \langle \omega_i \rangle \cdot (c_{i1}x_1 + c_{i2}x_2) \quad (1.9)$$

П'ятий шар виконує дефазифікація:

$$y = \langle \omega_1 \rangle \cdot y_1 + \langle \omega_2 \rangle \cdot y_2 \quad (1.10)$$

Застосування прогнозних моделей, заснованих на нечітких нейронних мережах, дозволяє домогтися істотного поліпшення в порівнянні з традиційними чіткими нейронними мережами таких параметрів як адаптивність і узагальнююча здатність моделі, що вельми важливо при прогнозуванні електроспоживання. Однак при цьому зростає складність реалізації і навчання прогнозної моделі.

Іншим прикладом гібридної системи є використання генетичних алгоритмів для налаштування нейронної мережі [11].

При побудові прогнозних моделей електроспоживання на основі нейронних мереж виникає ряд складнощів, пов'язаних з вибором оптимальної конфігурації нейронної мережі. необхідно досліджувати вхідні дані і вирішити, за яким відрізку даних раціонально будувати припущення, скільки точок часового ряду розумно прогнозувати (для відповідності встановленим критерієм величини помилки прогнозної моделі). Потім необхідно зробити вибір типу нейронної мережі: багатошаровий персептрон, мережа на основі радіально-базисних функцій, рекуррентная мережу і т.д. для обраного типу нейронної мережі потрібно визначити число прихованих шарів, число нейронів в них, види функції активації. Для кожної мережі необхідно вибрати алгоритм навчання і його параметри.

Таким чином, кількість можливих варіантів нейронних мереж настільки велике, що необхідна методика щодо формування оптимальної конфігурації мережі, яка дозволила б автоматизувати процес створення прогнозної моделі електроспоживання. В якості такої методики можна використовувати генетичні алгоритми. Застосування генетичних алгоритмів дозволяє отримати оптимальну конфігурацію нейронної мережі і, отже, найкращу прогнозну модель електроспоживання на її основі, а також спростити сам процес формування нейронної мережі шляхом його автоматизації [10].

Недоліком застосування генетичних алгоритмів для вибору оптимальної конфігурації нейронної мережі є складність реалізації таких алгоритмів. Однак складність реалізації алгоритмів вибору компенсується істотним спрощенням досить трудомісткого процесу конфігурації нейронної мережі.

2. МЕТОДИКИ СТВОРЕННЯ ПРОГНОЗНИХ МОДЕЛЕЙ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ НА ОСНОВІ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

2.1 Вибір методу для прогнозування електроспоживання промислового підприємства

Для того щоб вибрати оптимальний метод для подальшого побудови на його основі прогнозної моделі електроспоживання промислового підприємства, необхідно, перш за все, чітко сформулювати ряд вихідних вимог: мета прогнозу, інтервал прогнозування, точність прогнозу, адаптивність прогнозної моделі, її швидкодію і т.д. Вихідні вимоги будуть визначаються діючими правилами оптового ринку електроенергії і потужності України.

Мета короткострокового прогнозу підприємства-учасника ринку можна сформулювати так: «Визначити прогнозні погодинні значення споживання на добу X в добу $X-1$ ». Іншими словами, необхідно визначити прогнозні значення погодинного споживання електроенергії на кожен годину майбутніх діб.

Питання про необхідну і достатню точності прогнозу повинен визначатися виходячи з таких характеристик самого підприємства- учасника ринку, як частка витрат на електроенергію в собівартості кінцевого продукту або послуги підприємства, можливі фінансові втрати при відхиленнях фактичних значень споживання електроенергії від заявлених (прогнозованих) значень.

У той же час підвищення точності прогнозу призводить до ускладнення прогнозної моделі, а значить і до подорожчання її програмної і апаратної реалізації. Отже, питання про прийнятну точність підприємство-учасник ринку має вирішувати на підставі порівняння додаткових витрат на електроенергію (обумовлених відхиленнями заявлених значень споживання від фактичних його значень) і витрат на програмно-апаратний комплекс прогнозування електроспоживання.

Споживання електричної енергії підприємством залежить від безлічі часто швидко мінливих чинників. У їх число можуть входити (в залежності від характеристики технологічного процесу підприємства):

- параметри навколишнього середовища (температура повітря, наявність опадів, хмарність, швидкість та напрям вітру);
- обсяг випуску продукції, пуск / зупинка технологічних ланцюжків;
- цінова ситуація на ринку електроенергії (в разі можливості регулювання графіка навантаження) ;
- проведення планових і позапланових ремонтів;
- аварійні ситуації, збої в роботі технологічних ланцюжків.

Оптимальна прогнозна модель повинна враховувати як можна більше факторів, що впливають. Крім того, фактори можуть бути взаємозалежними один від одного. Тому визначити «внесок» кожного фактора у зміну величини споживання електроенергії в складній, постійно мінливих системі, якою є промислове підприємство, досить важко.

Аналіз наведених переваг і недоліків методів прогнозування можна зробити кілька висновків.

Методи прогнозу електроспоживання, що відносяться до статистичних методів, при прогнозуванні в режимі, близькому до реального часу, вимагають постійної перебудови параметрів, а найчастіше, і типів моделі прогнозування [17]. Це обумовлює складність їх використання для вирішення завдань автоматизованого прогнозування. Крім того, для статистичних методів прогнозу необхідні великі масиви вихідних даних [18, 19], яких може не бути у, наприклад, новостворюваних підприємств. Статистичні методи, крім цього, пов'язані з великою кількістю обчислень [20].

В умовах ринкової економіки, коли обсяги виробництва продукції підприємства, а значить і споживання ним електроенергії, багато в чому визначаються кон'юктурою ринку, статистичні методи практично не дозволяють враховувати коротко- і середньострокові тенденції в споживанні електричної енергії підприємством.

Переваги і недоліки існуючих методів прогнозування електроспоживання наведені в табл. 2.1.

Таблиця 2.1 - Переваги і недоліки методів прогнозування електроспоживання

Метод прогнозування	Переваги	Недоліки
інтуїтивні методи прогнозу	Можливість застосування в тих випадках, коли не застосовуються формалізовані методи прогнозу	залежність якості прогнозу від кваліфікації експертів; низький ступінь можливої автоматизації прогнозу
Прогнозна екстраполяція	Простота реалізації прогнозної моделі; можливість прогнозування на основі мінімального набору вхідних даних	Жорстка фіксація моделі тренда; відсутність адаптивності; неможливість обліку безлічі впливають параметрів; необхідність великого обсягу вихідних даних
Кореляційний і регресійний аналіз	Можливість врахування впливу широкого набору параметрів на електроспоживання	Низька адаптивність; жорсткі вимоги до вихідними даними; складність реалізації
Моделі ARIMA	Хороша здатність по виявленню і обліку сезонних впливають параметрів	Низька адаптивність; складність реалізації; низька точність в умовах високої невизначеності величини електроспоживання
Адаптивні методи прогнозування	Хороші адаптивні здібності; хороші здатності за довгостроковим прогнозування	Складність визначення набору вхідних параметрів; необхідність великого набору вхідних даних
Прогнозування за допомогою ШНМ	Хороші адаптивні і узагальнюючі здібності; висока перешкодозахищеність; здатність до самонавчання	Складність визначення набору вхідних параметрів і конфігурації мережі
Прогнозування за допомогою гібридних систем, заснованих на ШНМ	Хороші адаптивні і узагальнюючі здібності; висока перешкодозахищеність; здатність до самонавчання і самонастройке ШНМ; висока ступінь можливої автоматизації	Складність реалізації

Методи, засновані на інтуїтивних оцінках експертів, не піддаються автоматизації в процесі роботи підприємстві на ринку електроенергії. Істотним недоліком таких методів є і те, що точність прогнозу дуже сильно залежить від кваліфікації експерта. Моделі прогнозування, засновані на ШНМ, мають можливість навчання, що дозволяє адаптувати нейронної мережі свої синаптичні ваги до змін навколишнього середовища. Більш того, для роботи в нестаціонарному середовищі (а саме таким середовищем є процес споживання електроенергії підприємством) можуть бути створені нейронні мережі, що змінюють синаптичні ваги в режимі близькому до реального часу Ці властивості нейронних мереж, а так само їх висока відмовостійкість, разом з нелінійністю (а значить можливістю точного опису складних функцій), дозволяють зробити висновок про те, що найкращим за сукупністю характеристик методом для автоматизованого короткострокового прогнозування електроспоживання буде методика, заснована на ШНМ.

Використання ШНМ дозволить враховувати короткострокові тенденції в споживанні електроенергії підприємством, дозволить автоматизувати процес здійснення прогнозу. Крім того, прогнозна модель, заснована на ШНМ, менш інших моделей залежить від наявності повного обсягу вхідних даних.

У той же час для усунення недоліків, пов'язаних зі складністю настройки внутрішньої конфігурації нейронної мережі доцільно застосувати гібридну систему, в якій настройка буде проводитися за допомогою методу генетичного відбору.

2.2 Принципи побудови прогнозної моделі електроспоживання промислового підприємства на основі штучної нейронної мережі

Основою для побудови будь-яких прогнозів, в тому числі і прогнозу електроспоживання, є математична прогнозна модель.

Процес побудови прогнозної моделі, згідно [22], включає в себе наступні етапи:

1. Вибір методу прогнозування, що визначає суть прогнозової моделі.
2. Вибір вхідних і вихідних параметрів моделі.
3. Формування навчальних і перевірочних безліч даних.
4. Побудова внутрішньої структури прогнозової моделі, що визначає залежність вихідних від вхідних параметрів.
5. Верифікація прогнозової моделі, визначення якості одержуваних прогнозів.

В якості методу прогнозування при побудові прогнозової моделі електроспоживання промислового підприємства будемо використовувати прогнозування на основі штучних нейронних мереж. Це дозволить підвищити ступінь адаптивності отриманої моделі, досягти хорошої узагальнюючої здатності і забезпечити можливість встановлення складних нелінійних залежностей вихідних параметрів від вхідних.

Вихідним параметром прогнозової моделі буде погодинне електроспоживання W_h підприємства в цілому рис. 2.1.

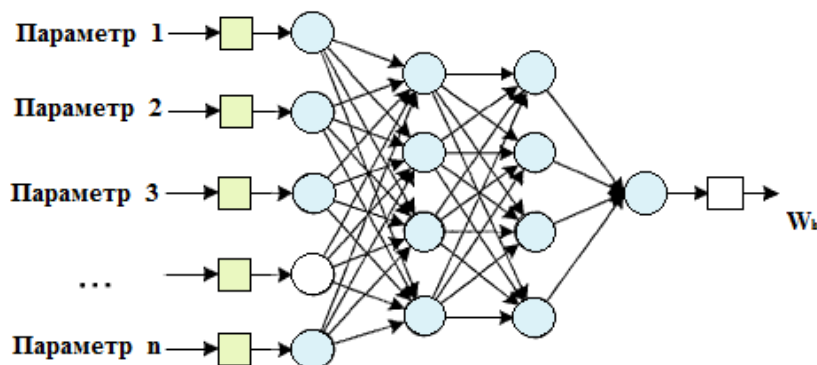


Рисунок 2.1 - Прогнозна модель електроспоживання на основі ШНМ

Згідно з існуючими правилами ОРЕП кожне підприємство-учасник ринку має мати систему АПС КОЕ, забезпечує облік електроенергії на межі розділу між електропостачальною організацією і споживачем. Таким чином, фактичні значення електроспоживання підприємства для навчального безліч можна формувати на підставі даних цієї системи. Система АПС КОЕ охоплює всі лінії підприємства, незалежно від класу напруги та переданої по ним потужності рис. 2.2.



Рисунок 2.2 - Схема обліку електроенергії підприємства учасника ринку електроенергії

Сумарне значення електроспоживання підприємства буде визначатися алгебраїчною сумою перетоків електроенергії підприємства з суміжними суб'єктами ринку, виміряних лічильниками електроенергії системи АПС КОЕ.

Для того щоб вибрати вхідні параметри прогнозу моделі електроспоживання підприємства потрібно розглянути структуру його системи електропостачання.

2.3 Огляд впливаючих параметрів на електроспоживання підприємства

Система електропостачання промислового підприємства представляє собою сукупність електроустановок, призначених для забезпечення споживачів підприємства електричним струмом, об'єднаних загальним режимом роботи.

Режим роботи системи електропостачання характеризується рядом параметрів: активною, реактивною потужністю та електроспоживання балансується електроприймачів; напругою в вузлах; струмами в лініях; втратами в лініях; показниками якості електроенергії.

При цьому основними, базовими параметрами режиму роботи системи електропостачання є споживана потужність і електроенергія. Залежно від

споживаної потужності в вузлах системи будуть змінюватися напруги, а в лініях - струми. Величина електроспоживання підприємства складається з величин електроспоживання w_i , всіх N працюючих в даний момент часу електроприймачів і втрат електроенергії ΔW в елементах мережі:

$$W = \sum_{j=1}^N w_i + \Delta W \quad (2.1)$$

Втрати електроенергії, в свою чергу, в основних елементах систем електропостачання: лініях і трансформаторах, будуть залежати від електротехнічних параметрів самих цих елементів (їх активного і реактивного опорів) і протікає по ним енергії:

$$\Delta W = f(W_a, W_p, R, X) \quad (2.2)$$

В процесі роботи системи електропостачання, опору її елементів можна вважати практично незмінними. Таким чином, зміна поточної величини втрат потужності в мережі підприємства буде відбуватися за рахунок зміни сумарної потужності електроприймачів при їх включенні, відключенні або зміні режиму роботи.

Електроспоживання w_i кожного електроприймача, або групи електроприймачів, в свою чергу, можна записати в наступному вигляді:

$$w_i = f(X_1, X_2, \dots, X_n) \quad (2.3)$$

де X_1, X_2, \dots, X_n - параметри, що впливають на електроспоживання. Кількість електроприймачів (перш за все асинхронних і синхронних двигунів) на підприємстві може досягати сотень і тисяч. Для кожного електроприймача параметри, які надають вплив на його електроспоживання, можуть бути різні. Побудова прогнозу моделі електроспоживання підприємства, що враховує параметри, що впливають на електроспоживання кожного електроприймача, не представляється можливим, зважаючи на велику кількість взаємозалежних вхідних параметрів в такій моделі. Найбільш оптимальним представляється об'єднання електроприймачів в групи по будь-яким ознаками (технологічним, електричним), з подальшим виявленням параметрів, що впливають на електроспоживання кожної групи.

У загальному випадку всі електроприймачі за їх призначенням можна розділити на дві групи:

1. Основні - беруть участь в основному виробничому процесі підприємства. До таких електроприймачів відносяться електротехнологічні установки (електротермічні і зварювальні апарати, електролізні ванни), привід компресорів, насосів та центрифуг, привід конвеєрів та інших транспортних машин, металорізальні, деревообробні та інші верстати і т. п.

2. Допоміжні - не беруть участі в основному виробничому процесі підприємства. До таких електроприймачів відносяться електроприймачі, які беруть участь у створенні і підтримці мікроклімату підприємства (пристрої вентиляції та кондиціонування повітря, повітрянагрівальні прилади), освітлювальні установки і електроприймачі працюють на санітарно-технічні потреби підприємства (насоси холодного і гарячого водопостачання, каналізації відходів і т. п.).

У свою чергу електроприймачі основної групи можна згрупувати за належністю до тієї або іншої ділянки, цеху, виробничої лінії.

Для виявлення параметрів, що впливають на величину електроспоживання електроприймачів кожної з цих груп, розглянемо типову схему електропостачання промислового підприємства, наведену на рис. 2.3.

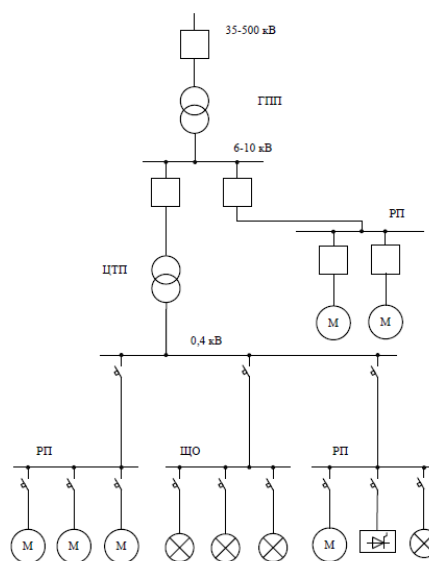


Рисунок 2.3 - Типова схема електропостачання промислового підприємства

Зазвичай виділяється 6 рівнів системи електропостачання промислового підприємства [23], наведені в табл. 2.2.

Для кожного рівня системи електропостачання підприємства можна виділити ряд параметрів, які впливають на величину електроспоживання основних і допоміжних електроприймачів на даному рівні. При відборі параметрів основним критерієм відбору є можливість отримання обґрунтованих величин цих параметрів на весь прогностичний інтервал. У разі неможливості отримання достовірних значень параметра, нехай і надає вплив на електроспоживання на якомусь із рівнів системи електропостачання, такий параметр як вхідний для прогностичної моделі не може бути використаний.

Таблиця 2.2 - Рівні системи електропостачання промислового підприємства

Номер рівня	Рівень системи енергоспоживання
1	Окремі електроприймачі, верстати та агрегати з багатодвигунним приводом, електротехнологічні установки, освітлювальні установки і т. п.
2	Розподільні пункти, шафи, щити, шинопроводи, магістральні лінії, що живляться номінальною напругою до 1 кВ
3	Розподільний пристрій низької напруги підстанції 6-10 / 0,4 кВ (цехової трансформаторної підстанції)
4	Розподільний пункт 6-10 кВ
5	Шини нижчої напруги ДПП
6	Кордон розділу між електропостачальною організацією і споживачем

Перший рівень системи електропостачання. Електроспоживання кожного окремого електроприймача на цьому рівні. Буде визначатися типом і призначенням цього електроприймача.

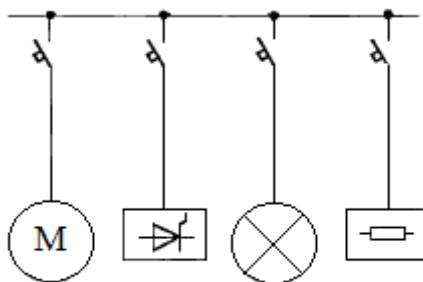


Рисунок 2.4 - Перший рівень системи електропостачання підприємства

Величина споживаної електроенергії W для кожного з електроприймачів основної групи буде визначатися обсягом тієї роботи, яку даний електроприймач виконав за аналізований період. Цю роботу можна виразити через об'єм продукції V виробленої даними верстатом або апаратом:

$$W = f(V) \quad (2.4)$$

При цьому у кожного верстата або апарату буде свій вигляд і одиниця виміру продукції: для зварювальних апаратів - довжина зварного

шва, для насосів - кількість перекачування рідини або газу і т. д. Кількість різномірних електроприймачів на підприємстві може досягати десятків і сотень. Визначення фактичного та планового обсягу продукції (корисної роботи), виробленої кожним окремо споживачем електроенергії, можливо тільки для одиничних великих споживачів електроенергії. Для інших електроприймачів, планування та облік виконаної роботи відсутній.

Режим роботи допоміжних електроприймачів буде визначатися комунально-побутовими та санітарно-технічними потребами всього підприємства в цілому. Визначення фактичного та планового значення параметрів, що впливають на режим роботи кожного з таких електроприймачів окремо, а не як частини єдиної системи вентиляції або водопостачання, з подальшим використанням цих параметрів в якості вхідних, утруднено.

Можна зробити висновок, що параметри, що впливають на електроспоживання на першому рівні системи електропостачання, не можуть бути використані при побудові прогнозу моделі електроспоживання підприємства в цілому.

Другий рівень системи електропостачання. На величину електроспоживання на другому рівні системи електропостачання підприємства рис. 2.5 буде впливати сукупність параметрів впливають на електроспоживання на першому рівні.

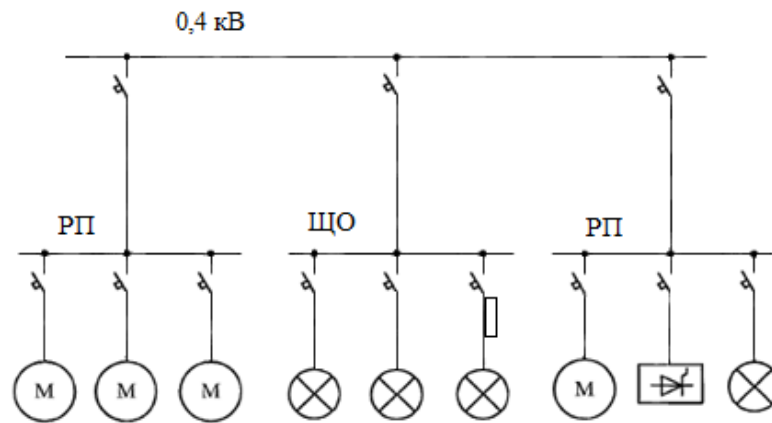


Рисунок 2.5 - Другий рівень системи електропостачання підприємства

У той же час на другому рівні системи електропостачання можливе виділення великих груп електроспоживачів, об'єднаних спільністю технологічного процесу, що живляться від одного РП, по одній магістралі і т. п. Для таких груп споживачів можливо планування і фактичний облік факторів, що впливають. В більшості це відноситься до електроприймачів допоміжної групи. Так, наприклад, на електроспоживання системи освітлення ділянки цеху, що живиться від одного щита освітлення, буде впливати план роботи цеху (кількість змін, тип дня - робочий або вихідний і т.п.). У той же час, для електроприймачів основної групи, на даному рівні планування і облік здійснюють роботи (Випускаються напівфабрикатів, виконання стадій технологічного і процесу) буде ускладнено, зважаючи на велику кількість таких електроприймачів, і різноманітності яку здійснюють ними роботи.

Третій рівень системи електропостачання. Для кожного цеху на підприємстві, як правило, є графік роботи, графік ремонтів обладнання, планування і фактичний облік продукції і напівфабрикатів, що випускаються цехом. Таким чином, отримання планових і фактичних значень параметрів, що впливають на основні та допоміжні електроприймачі цеху, можливо і вони можуть бути включені

в прогнозну модель електроспоживання промислового підприємства в якості вхідних.

На рис. 2.6 представлена схема третього рівня системи електропостачання.

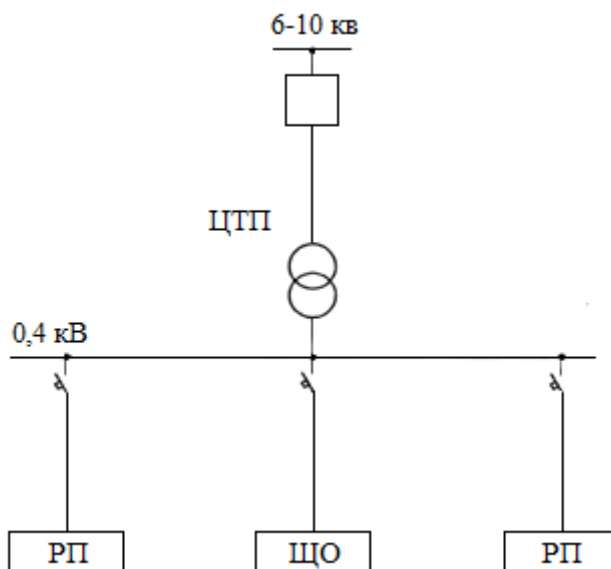


Рисунок 2.6 - Третій рівень системи електропостачання підприємства

Четвертий рівень системи електропостачання. На рис. 2.7 представлена схема четвертого рівня системи електропостачання.

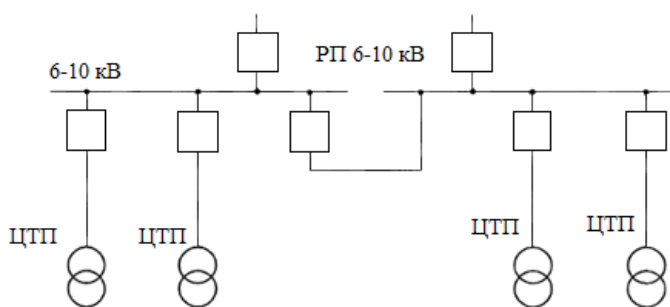


Рисунок 2.7 - Четвертий рівень системи електропостачання підприємства

На четвертому рівні системи електропостачання харчуються виробничі лінії. На багатомономенклатурних промислових підприємствах електропостачання виробничих ліній здійснюється, як правило, від РП 6-10 кВ, а у випадках наявності великих (Або віддалених) виробничих ліній від ПС (РП) напругою 35-110 кВ.

Параметри, що характеризують виробничий процес, такі як кількість сировини, що надійшла V_c , кількість вироблених напівфабрикатів $V_{вф1..4}$ і кількість виробленої продукції $V_{n1..3}$ надаватимуть безпосередньо вплив на електроспоживання на четвертому рівні системи електропостачання підприємства.

Режим роботи електроприймачів виробничої лінії буде визначатися технологією виробництва (яка змінюється лише при модернізації виробництва) електроспоживання основний групи електроприймачів для виробничої лінії буде визначатися як:

$$W = f(V_c, V_{вфi}, V_{ni}) \quad (2.5)$$

Виробнича лінія являє собою сукупність цехів, випускають певний вид (або кілька видів) продукції, пов'язаних спільністю технологічного процесу рис. 2.8.

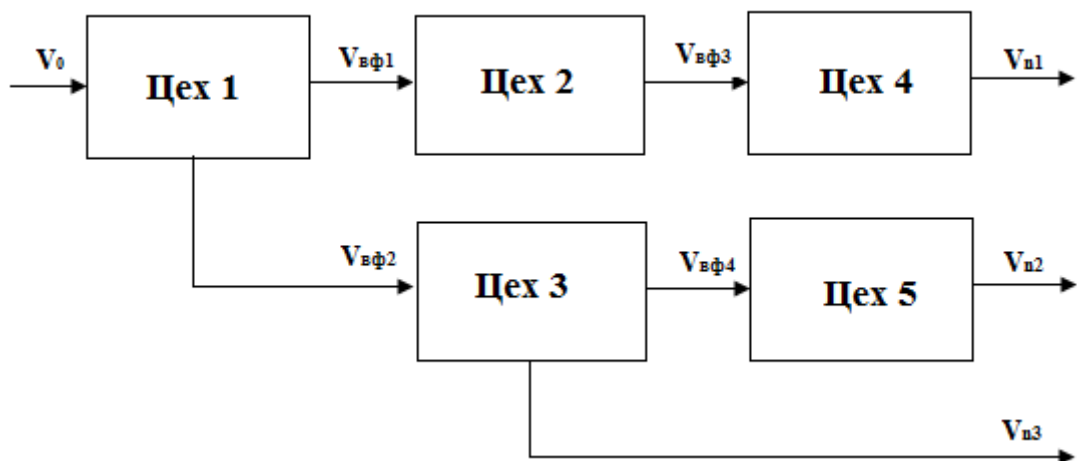


Рисунок 2.8 - Структура виробничої лінії

У свою чергу, кінцевий обсяг випуску продукції буде залежати від обсягу сировини, що надійшла і кількості вироблених напівфабрикатів:

$$V_{ni} = f(V_c, V_{вфi}) \quad (2.6)$$

У підсумку, як параметри, що характеризують фактичний і планований режим роботи виробничої лінії, доцільніше прийняти обсяги кінцевої продукції, що випускається виробничою лінією. Ці обсяги досить точно враховуються і

плануються в процесі виробництва і можуть бути використані в якості вхідних в прогнозної моделі електроспоживання підприємства.

До параметрів, що впливає на електроспоживання на даному рівні системи електропостачання, відносяться також параметри, що вказують на склад включеного технологічного обладнання.

Так деякі складні технологічні установки (в хімічній промисловості, чорної і кольорової металургії), вимагають істотних витрат електроенергії для підтримки параметрів технологічного процесу (Температури, вологості, тиску, щільності середовища і т. п.). При цьому продукція або напівфабрикати такими установками можуть не проводитися, або проводитися в невеликих кількостях. При наявності графіка роботи таких установок, інформація про їхню роботу може бути використана в якості вхідних параметрів прогнозної моделі підприємства.

П'ятий рівень системи електропостачання. На рис. 2.9 представлена схема п'ятого рівня системи електропостачання.

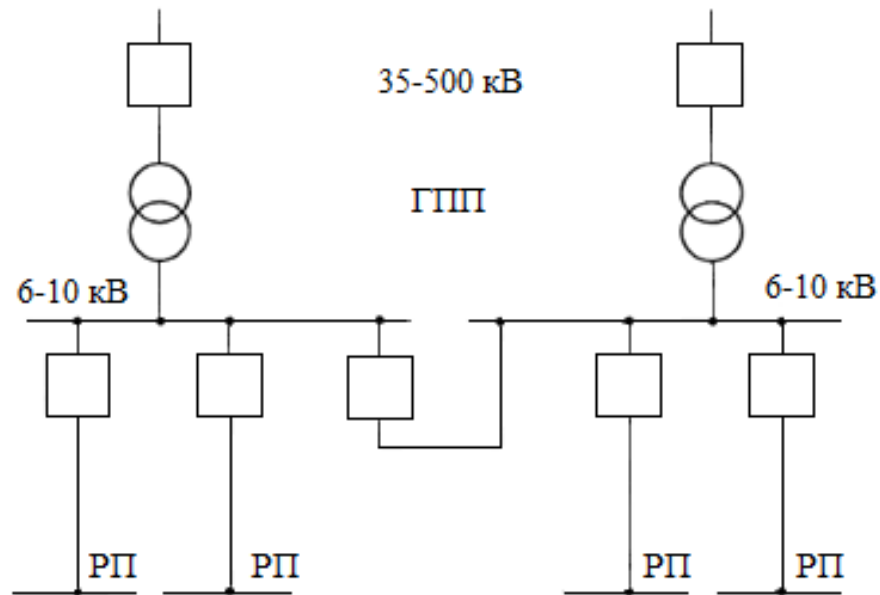


Рисунок 2.9 - П'ятий рівень системи електропостачання підприємства

На електроспоживання на п'ятому рівні системи електропостачання, крім параметрів, виділених на більш низьких рівнях системи електропостачання можна виділити наступні параметри:

1. Кліматичні - температура і вологість повітря, швидкість вітру, атмосферний тиск, хмарність.

2. Календарні - тип дня тижня (робочий, вихідний), яку годину доби, тривалість світлового дня.

Всі ці параметри будуть впливати на електроспоживання як основних, так і допоміжних електроприймачів підприємства. Ступінь впливу кожного параметра на електроспоживання буде виявлена при навчанні ШНМ шляхом обробки статистичних даних про величинах цих параметрів і електроспоживання. Шостий рівень системи електропостачання.

Шостий рівень системи електропостачання - межа розділу енергопостачальної організації та підприємства представлений на рис. 2.10.

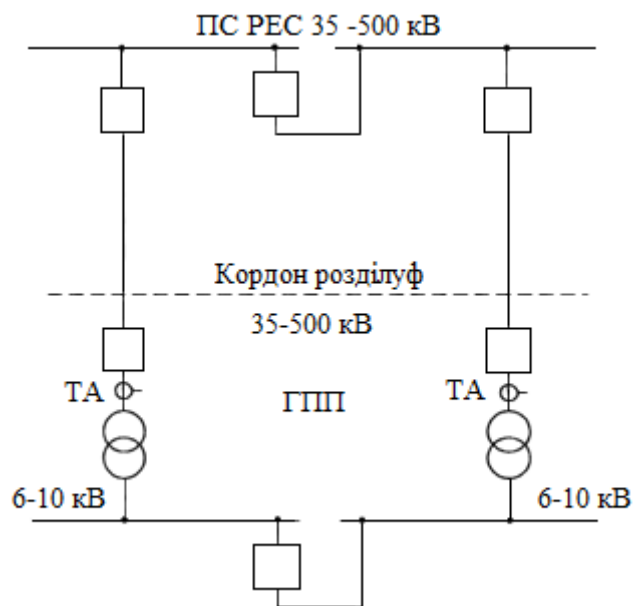


Рисунок 2.10. Шостий рівень системи електропостачання підприємства

На шостому рівні системи електропостачання електроспоживання буде залежати від сукупності параметрів, визначених для більш низьких рівнів. Облік фактичного електроспоживання підприємства та подача заявок на планове споживання здійснюються на шостому рівні системи електропостачання.

Проведений аналіз параметрів, що впливають на електроспоживання підприємства, дозволяє зробити наступні висновки:

1. Параметри, що впливають на електроспоживання електроприймачів основної групи на першому і другому рівні системи електропостачання, недоцільно використовувати в якості вхідних в прогнозної моделі електроспоживання всього підприємства, з огляду на складності визначення фактичних і прогнозних значень даних параметрів.

2. Параметри, що впливають на електроспоживання електроприймачів основної групи на третьому, четвертому і п'ятому рівні системи електропостачання, доцільно використовувати в якості вхідних в прогнозної моделі електроспоживання всього підприємства.

3. При визначенні впливають параметрів електроприймачі основної групи доцільно додатково розбивати на групи за належністю до тієї чи іншої виробничої лінії, яка випускає той чи інший вид продукції.

4. На електроспоживання допоміжних електроприймачів на кожному рівні системи електропостачання впливають одні й ті ж календарні і кліматичні параметри.

2.4 Приклад застосування методу експертних оцінок для вибору параметрів, що впливають на електроспоживання промислового підприємства

При побудові прогнозної моделі електроспоживання необхідна методика аналізу структури електроспоживання промислового підприємства, що дозволяє визначити набір впливають параметрів, з урахуванням індивідуальних особливостей системи електропостачання і технологічних процесів даного підприємства.

В якості основи такої методики будемо використовувати один з колективних методів експертних оцінок - метод «Дельфі» [24].

У методі «Дельфі» беруть участь дві групи фахівців: група управління і група експертів. Сам метод «Дельфі» або метод «Дельфійського оракула» являє собою ітеративну процедуру анкетного опитування. При цьому необхідно дотримуватись

вимог відсутності особистих контактів між експертами і забезпечення їх повною інформацією по всім результатам оцінок після кожного етапу опитування зі збереженням анонімності оцінок, аргументації і критики.

Процедура методу включає кілька послідовних етапів опитування. На першому етапі проводиться індивідуальне опитування експертів, зазвичай у формі анкет. Експерти дають відповіді, які не аргументуючи їх. Потім результати опитування обробляються, і формується колективна думка членів групи експертів, виявляються і узагальнюються аргументації на користь різних суджень. На другому - вся інформація повідомляється експертам, і їх просять переглянути оцінки та пояснити причини своєї незгоди з колективним судженням.

Нові оцінки обробляються повторно, і здійснюється перехід до наступного етапу. Практика показує, що після трьох-чотирьох етапів відповіді експертів стабілізуються, і необхідно припинити процедуру [12].

Перевагою методу «Дельфі» в порівнянні з безліччю інших методів експертних оцінок є використання зворотної зв'язку в ході опитування, що значно підвищує об'єктивність експертних оцінок.

Оцінка компетенції експерта групою управління і оцінка власної компетенції експерта необхідні для обчислення коефіцієнта компетенції експерта.

Оцінка компетенції експерта групою управління проводиться після проведення першого опитування на підставі сукупного судження групи управління і може коригуватися після кожного опитування експертів.

Кількісна оцінка компетенції експерта – коефіцієнт компетенції експерта K_{KE} визначається за такою формулою:

$$K_{KE} = \frac{2\lambda_{гy} + \lambda_{вe}}{3P} \quad (2.7)$$

є $\lambda_{гy}$ - оцінка компетенції експерта групою управління в балах;

$\lambda_{вe}$ - оцінка власної компетенції в балах; P - максимум оцінки в балах.

Коефіцієнт компетентності може приймати значення від Про до 1. Чим ближче його значення до 1, тим більш обґрунтованими слід вважати думки експертів.

У процесі підготовки до проведення експертного опитування, група управління аналізує технологічну схему підприємства і схему його системи електропостачання. На підставі цього аналізу всі електроприймачі підприємства діляться на основну і допоміжну групу. Основна група в свою чергу поділяється на підгрупи за належністю до тієї чи іншої виробничої лінії.

Виділення таких підгруп необхідно проводити на третьому і четвертому рівні системи електропостачання підприємства.

Після угруповання всіх електроприймачів підприємства проводиться експертне опитування з метою виявлення параметрів, що впливають на електроспоживання кожної групи електроприймачів.

У процесі обробки результатів експертного опитування група управління для кожного параметра визначає його ранг R_n , як суму компетенції експертів, які вказали даний параметр:

$$R_n = \sum_{i=1}^k K_{KEI} \quad (2.8)$$

де K_{KEI} - коефіцієнт компетенції i -го експерта; k – кількість експертів вказав даний параметр.

На підставі обробки всіх анкет група управління формує таблицю, де для кожної групи електроприймачів буде представлений зведений список параметрів, які впливають на електроспоживання групи, із зазначенням рангу для кожного параметра.

Група управління аналізує параметри, і, якщо ранг параметра малий, може прийняти рішення про виключення даного параметра зі зведеного списку.

Після проведення всіх запланованих етапів опитування група управління узагальнює весь отриманий матеріал. На підставі аналізу зведеної таблиці, отриманої в результаті обробки анкет останнього опитування, формується звіт про проведену експертної оцінці підприємства. Звіт включає в себе зведену таблицю груп електроприймачів із зазначенням параметрів, що впливають на електроспоживання кожної групи. Зазначені впливають параметри використовуються в якості вхідних в прогнозної моделі електроспоживання підприємства.

2.5 Алгоритм побудови внутрішньої структури прогнозної моделі електроспоживання промислового підприємства

Для побудови внутрішньої структури ШНМ був розроблений наступний алгоритм, заснований на методі генетичного відбору:

1. Параметри ШНМ (число прихованих шарів, число нейронів в прихованому шарі, крутизна активационної функції) кодується генами.

Для кожного гена встановлюється його максимальне і мінімальне можливе значення.

2. Формуються M особин ШНМ першого покоління з параметрами, певними випадковим чином в межах заданих інтервалів.

3. Сформовані ШНМ навчаються на навчальній множині, а потім перевіряються на тестовому безлічі даних. Критерієм оцінки якості кожної особини є середньоквадратическая помилка прогнозу (MSE), корінь цієї помилки (RMSE) і середня абсолютна помилка прогнозу в процентах (MAPE) на тестовому безлічі.

4. Половина особин покоління з найгіршими оцінками якості прогнозування видаляються, а що залишилися особини випадковим чином попарно схрещуються між собою. У процесі кросинговеру (Схрещування), сіті-нащадки отримують випадковим чином частина генома від одного з батьків, а частина - від іншого. схрещування проводиться до тих пір, поки не буде досягнута необхідна кількість мереж-нащадків у наступному поколінні.

5. Описаний в пунктах 2-4 процес повторюється задану кількість поколінь N . У результаті відбору отримуємо мережу з найкращими показниками точності прогнозу з усіх цих служб протягом заданої кількості поколінь.

Застосування наведеного алгоритму дозволить вирішити складні питання, пов'язані з налаштуванням внутрішньої конфігурації нейронної мережі.

Алгоритм побудови внутрішньої структури ШНМ наведено на рис. 2.11.

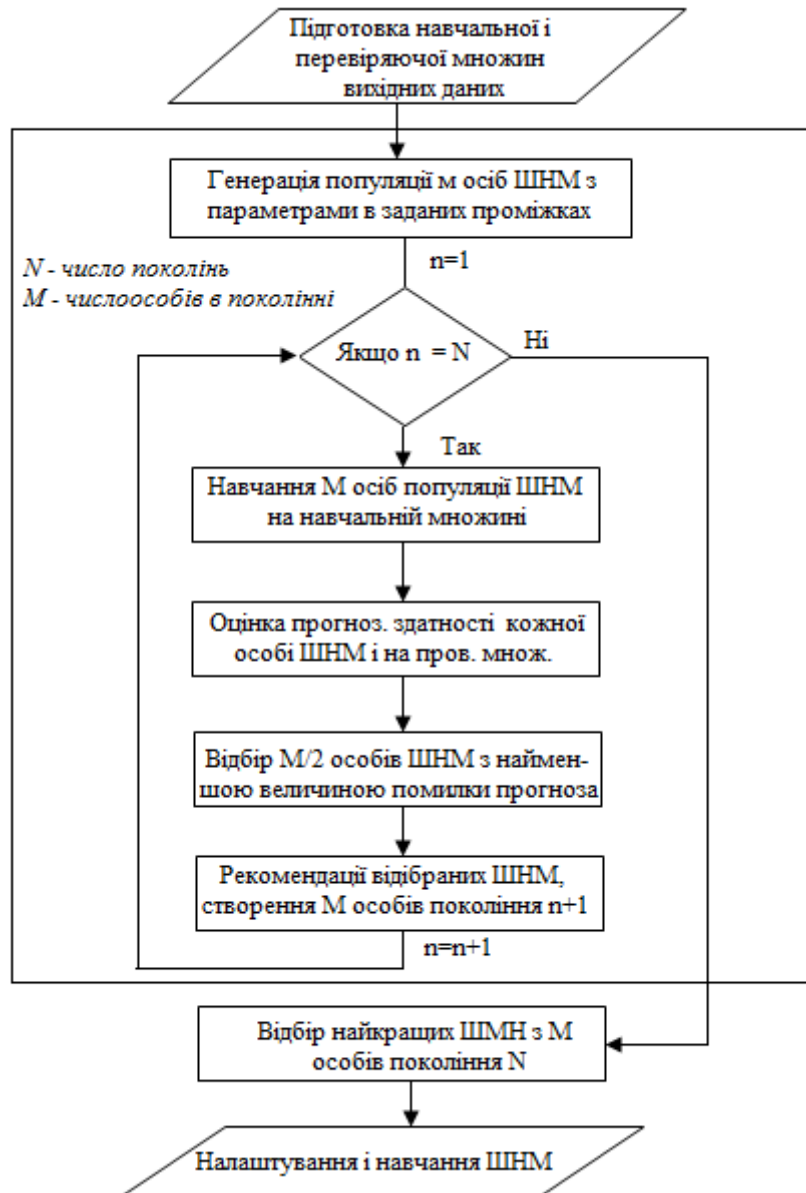


Рисунок 2.11 - Налаштування внутрішньої структури ШНМ за допомогою генетичного відбору

3. ЕКСПЕРЕМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ПЕРЕВІРКИ МЕТОДИКИ СТВОРЕННЯ ПРОГНОЗНОЇ МОДЕЛІ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПРОМИСЛОВОГО ПІДПРИЄМСТВА ПАТ «АЗОТ»

3.1 Структура електроспоживання ПАТ «АЗОТ»

ПАТ «АЗОТ» - одне з найбільших підприємств галузі виробництва мінеральних добрив в Україні. Спеціалізується на виробництві однокомпонентних азотних добрив, дво- і трикомпонентних комплексних добрив. Загальна виробнича потужність - понад 500 тис. т. дво- і трикомпонентних добрив на рік.

Для побудови прогнозної моделі електроспоживання промислового підприємства необхідно проаналізувати його систему електропостачання та структуру електроспоживання. Розглянемо структуру електроспоживання ПАТ «АЗОТ» на прикладі фактичних даних за квітень 2019 року, наведених в табл. 3.1.

Таблиця 3.1 - Електроспоживання ПАТ «АЗОТ» квітень 2019 р.

№	Найменування цехів і виробництв	Фактичне електроспоживання, тис. кВт/год
1	Виробництво ДМФА, в т.ч. .:	18989,1
	Виробництво ДМФА	5837,5
	Цех газового сировини	11380,5
	Цех полімерної тари	63,1
	Виробництво ДМФА - Цех 9	1384
	Виробництво ДМФА - Цех 7	240
	Виробництво ДМФА. Відділення з переробки відходів	84
2	Транспортування аміаку	1265
3	Виробництво капролактаму, в т.ч.:	14887
	2-а технологічна черга	5435
	3-я технологічна черга	9452
4	Виробництво хімікатів	247
5	Аміак 1	3948
6	Аміак 2, в т. ч. .:	6245

Продовження таблиці 3.1 - Електроспоживання ПАТ «АЗОТ» квітень 2019р.

№	Найменування цехів і виробництв	Фактичне електроспоживання, тис. кВт/год
7	Карбамід	2960
8	Цех 13	2285
9	Цех 15	3056
10	ІОС	31
11	Сірчана кислота	2069,2
12	Цех 31	1001
13	ЦОП	46
14	ЦЛО	19
15	ЦЦР-1	45
16	ЦЕС	312
17	ЦТС	1348
18	ЦВік	6963
19	Цех зв'язку	8
20	ЄРЦ	118
21	КПіА	11
22	РСЦ 1	13
23	ЖДЦ	65
24	Цех діагностики	12
25	Втрати	1895,809
26	Разом з виробництва	67839,109
27	Загальногосподарські служби	570,159
28	Разом по підприємству	68409,268

На основі аналізу даних, наведених в табл. 3.1 можна скласти наступний розподіл величини електроспоживання по виробництвах і цехах підприємства.

Таблиця 3.2 - Розподіл електроспоживання ПАТ «АЗОТ» за виробництвам і цехам підприємства за квітень 2019 р.

№	Найменування виробництва (цеху)	Величина електроспоживання, тис. кВт / год	Частка від загального електроспоживання підприємства, %
1	Виробництво ДМФА	18989,1	27,76
2	Виробництво капролактаму	14887	21,76
3	Виробництво і транспортування	11458	16,75

Продовження таблиці 3.2 - Розподіл електроспоживання ПАТ «АЗОТ» за виробництвам і цехам підприємства за квітень 2019 р.

№	Найменування виробництва (цеху)	Величина електроспоживання, тис. кВт / год	Частка від загального електроспоживання підприємства, %
4	Самостійні Цех з випуску хімічної продукції (виробництво сірчаної кислоти, карбаміду і т.д.)	11649,2	17,03
5	Обслуговуючі підрозділи (автотранспортний цех, цех водопостачання і каналізації, електроцех і т.д.)	8960	13,1
6	Втрати	1895,809	2,77
7	Разом виробництво	67839,109	99,17
8	Загальногосподарські служби	570,159	0,83
9	Разом по підприємству	68409,268	100

Дані табл. 3.2 представлені у вигляді діаграми на рис. 3.1.

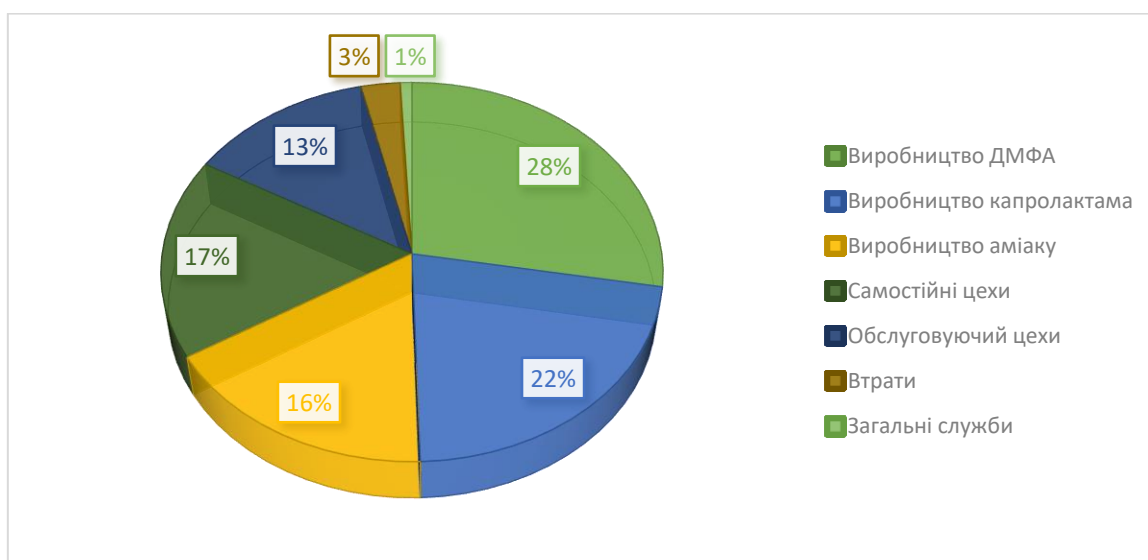


Рисунок 3.1 - Розподіл електроспоживання по цехам ПАТ «АЗОТ»

Дане ПЗ дозволяє створювати ШНМ заданої конфігурації (кількість вхідних і вихідних нейронів, кількість прихованих шарів, кількість нейронів в прихованому шарі і т.д.), навчати створену ШНМ методом зворотного поширення помилок на навчальній множині і перевіряти прогностні здатності ІНС на тестовому безлічі. Крім того, ВО «NeuroStorm» дозволяє генерувати сімейство ШНМ з характеристиками, отриманими випадковим чином, а потім, за допомогою генетичного алгоритму, шляхом відбору найкращих мереж і подальшого схрещування їх один з одним отримувати ШНМ з найбільш підходящими властивостями (кількість вхідних і вихідних нейронів, кількість прихованих шарів, кількість нейронів в прихованому шарі і т.д.) для вирішення конкретного завдання - прогнозування вихідної величини.

В даному розділі представлена прогностна модель електроспоживання ПАТ «АЗОТ» на ШНМ, сконфігуровано на основі генетичного відбору, де в якості вхідних параметрів використовувався набір універсальних для прогнозування параметрів, що рекомендуються різними дослідженнями [84, 135].

Вибір конфігурації нейронної мережі. Для побудови прогностної моделі електроспоживання ПАТ «АЗОТ» необхідно вибрати тип ШНМ, яка буде лежати в основі прогностної моделі, метод навчання ШНМ, визначити вхідні і вихідні параметри мережі, і сформулювати навчальне і тестове безлічі вихідних даних.

З існуючих типів ШНМ вибираємо багатошаровий персептрон, що володіє досить простою внутрішньою структурою, але водночас має достатню точність і швидкість для прогнозування часових рядів. В якості методу навчання для багатошарового персептрона вибираємо метод зворотного поширення помилок, як найбільш підходящий для такого типу мережі [30].

Єдиним вихідним параметрів прогностної моделі є величина погодинного електроспоживання ПАТ «АЗОТ» отже, ШНМ має один вихідний нейрон.

Кількість вхідних нейронів визначається набором параметрів, які впливають на електроспоживання підприємства. Проведений аналіз досліджень [23], присвячених визначенню параметрів, що впливають на електроспоживання підприємства, дозволив зробити висновок, що впливають на електроспоживання

підприємства параметрами (в найзагальнішому випадку) є годину доби (з 1-го по 24-й), тип дня (робочий, вихідний), температура довкілля. Для того щоб прогнозна модель змогла

Враховуючи короткострокові тенденції зміни електроспоживання при прогнозуванні погодинного електроспоживання на годину H , в якості вхідного параметра приймається значення електроспоживання за попередній годину - $H-1$.

Таким чином, функція електроспоживання підприємства в прогнозованій моделі прийме наступний вигляд:

$$W_h = f(h, d, t_h, W_{h-1}) \quad (3.1)$$

де W_h - електроспоживання в годину доби h , d - тип дня тижня, t_h - температура навколишнього повітря в годину h , W_{h-1} - електроспоживання за попередній годину $h-1$.

У наведеному вище наборі параметрів ряд параметрів (година доби, тип дня) є дискретними, а частина (значення температури і електроспоживання) - безперервними. У ВО «NeuroStorm» для уявлення безперервних параметрів в якості вхідних параметрів ШНМ використовується один нейрон, із зазначенням діапазону можливих значень величини, а для представлення дискретних параметрів - число нейронів дорівнює кількості значень дискретної величини, а значення вхідного параметра може бути дорівнює 0 або 1.

Наприклад, 24 години на добу - 24 вхідних нейрона. Для першої години доби значення вхідної величини першого нейрона дорівнюватиме 1, інших нейронів - 0. Для другої години значення вхідної величини другого нейрона дорівнюватиме 1, інших нейронів - 0 і т. д. Таким чином, для подання години доби знадобитися 24 вхідних нейрона. Різні дослідники [10, 24] виділяють кілька можливих типів днів тижня, наприклад:

1. «Понеділок», «Робочий день», «П'ятниця», «Вихідний день», «Святковий день».

2. «Понеділок», «Робочий день», «П'ятниця», «Вихідний день».

Аналіз вищенаведених досліджень показав, що існуючі підходи до класифікації днів тижня за типом мають загальний істотний недолік. Цим

недоліком є те, що в випадку перенесення вихідного дня на робочий день при випаданні святкового дня на вихідний день зазначені типи днів тижня можуть не збігатися з реально існуючими. Наприклад, понеділок може бути вихідним днем, вихідний день (неділя) - святковим і т. п.

Цього недоліку позбавлена пропонована нами нижче класифікація днів тижня за типом:

1. «Перший робочий день» (ПРД) - перший робочий день після вихідних та святкових днів.

2. «Останній робочий день» (ВРД) - останній робочий день перед вихідним або святковим днем.

3. «Робочий день» (РД) - всі дні між першим і останнім робочим днями.

4. «Вихідний день» (ВД) - вихідний або святковий день.

Вхідна величина «тип дня» є дискретною, кількість станів даної величини дорівнює чотирьом, отже, для подання даної величини в якості вхідної для ІШНМ потрібно чотири вхідних нейрона.

Для безперервних величин з метою підвищення точності прогнозу при налаштуванні ШНМ в ПЗ «NeuroStorm» необхідно вказувати їх можливі мінімальне і максимальне значення.

Набір вхідних параметрів для ШНМ прогнозної моделі зведемо в табл.3.3.

Таблиця 3.3 - Вхідні параметри ШНМ для прогнозної моделі

№	Найменування параметрів	Значення параметрів
Дискретні параметри		
1	Час доби з 1-го по 24-й	0 або 1
2	Перший робочий день	0 або 1
3	Робочий день	0 або 1
4	Останній робочий день	0 або 1
5	Вихідний день	0 або 1
Неперервні параметри		
6	Температура повітря у відповідності часу доби X	Від мінімального до максимального фактичного значення величини
7	Величина електроспоживання в час H-1 доби X	

Всі параметри, які подаються на вхід нейронної мережі, повинні бути нормалізовані на інтервалі $[-1; 1]$. нормалізація проводиться наступним чином.

$$W_h^* = \frac{2W_h - (W_{max} + W_{min})}{W_{max} - W_{min}} \quad (3.2)$$

де W_h^* - нормалізоване значення електроспоживання в годину h ; W_h - значення електроспоживання, кВт/год; W_{max} і W_{min} - максимально і мінімально можливі величини електроспоживання відповідно, кВт/год.

Для визначення оптимальних значень параметрів, що визначають конфігурацію мережі, таких як число прихованих шарів, число нейронів в прихованому шарі і крутизну характеристики активаційні функції будемо використовувати генетичний відбір. Для цього необхідно для кожного параметра встановити межі зміни його величини - мінімальне і максимальне можливі значення.

Аналіз публікацій [13,15] показав, що завдання визначення мінімального і максимального кількості нейронів в прихованому шарі не має однозначного вирішення, а число нейронів найбільш часто визначається експериментальними методами. Зважаючи на те що генетичний відбір дозволяє порівняти безліч можливих варіантів конфігурації мережі, встановимо, що кількість нейронів прихованого шару може змінюватися від одного до тридцяти (кількість нейронів прихованого шару, як правило, не перевищує кількості вхідних нейронів). Кількість прихованих шарів мережі приймаємо рівним від одного до трьох.

Як активаційної (порогової) функції для нейронів вибираємо сигмоїд, як найбільш підходящу для багат шарового персиптрона [24], з крутизною характеристики лежить в межах від 0,1 до 1,5.

Кількість епох навчання приймаємо рівним 10000.

Всі параметри ШНМ для прогнозної моделі зведені в табл. 3.4.

Таблиця 3.4 - Параметри ШНМ прогнозної моделі

Найменування параметра	Значення параметра
Тип ШНМ	Багат шаровий персептрон
Кількість вхідних нейронів	30

Продовження таблиці 3.4 - Параметри ШНМ прогнозової моделі

Найменування параметра	Значення параметра
Кількість вихідних нейронів	1
Кількість схованих шарів	1-3
Кількість нейронів в схованому шарі	1-30
Тип активаційної функції	Сигмонда
Коефіцієнт крутизни активаційної функції	0,1-1,5
Максимальна кількість епох навчання	10000
Метод навчання ШНМ	Метод зворотного поширення помилок

Формування навчальної та перевіркової множини вхідних і вихідних даних. Для навчання та перевірки сформованої для прогнозової моделі ШНМ необхідно сформувати множини (набори) вхідних і вихідних даних.

Глибина (тривалість) вихідної множини визначається глибиною навчальної множини і глибиною перевіркового (тестового) безлічі. Глибина навчальної множини визначається типом прогнозу (оперативний, короткостроковий, середньостроковий, довгостроковий) і дискретністю вихідної величини (часовий прогноз, добовий, місячний, річний).

У різних роботах [17,18] наводяться рекомендації щодо вибору оптимальної тривалості навчальної множини. Проведений аналіз цих рекомендацій показав, що найбільш оптимальною тривалістю навчальної множини для побудови прогнозової моделі в разі короткострокового погодинного прогнозування електроспоживання підприємства є один місяць.

В якості вихідних множин були прийняті дані про електроспоживання ПАТ «АЗОТ» за лютий, березень, квітень, травень і червень 2019 р. Для кожного з вихідних множин була знайдена оптимальна конфігурація мережі за допомогою генетичного алгоритму.

Кожне безліч даних, в свою чергу, було розділено на навчальна множина і перевірочне безліч. Як тривалості перевіркового безлічі була прийнята фіксована величина - 168 годин.

Тривалості навчальних і перевірочних множин для різних місяців наведені в табл. 3.5.

Таблиця 3.5 - Вихідні множини даних

Найменування множини	Величина множини, години	Навчальна множина, години	Тестова множина, годин
Лютий 2019	672	504	168
Березень 2019	743	575	168
Квітень 2019	720	552	168
Травень 2019	744	576	168
Червень 2019	720	552	168

Строго кажучи, при створенні прогнозової моделі електроспоживання промислового підприємства, що працює на ОРЕП, достатня тривалість перевірконого безлічі дорівнює 48 годинам (Прогноз на добу X-1 і добу X, зроблений на добу X-1 до 8:30 московського часу). Однак прогнозування на 168 годин вперед (Один тиждень) переважно тим, що дозволяє підприємству більш точно прогнозувати свої витрати на електроенергію, що вельми важливо в умовах ринкової економіки.

Прогнозування і звітність на ОРЕП проводиться по київському часі, отже, всі вихідні дані були взяті за московським часом. Частина навчальної множини «Квітень 2019», дані за 1-е квітня 2019 року приведені в таблиці 3.6.

Таблиця 3.6 - Приклад вихідних даних для навчання ШНМ прогнозованої моделі за 1 квітня 2019 р

Час доби	Тип дня	Факт W, кВт*г (доба X)	t^0 C (доба X)
1	РД	90418	1
2	РД	90439	0
3	РД	91087	0
4	РД	92130	1
5	РД	92369	0
6	РД	91861	1
7	РД	90708	1
8	РД	91078	1
9	РД	91542	0
10	РД	92067	0
11	РД	92266	1
12	РД	92060	1

Продовження таблиці 3.6 - Приклад вихідних даних для навчання ШНМ прогнозованої моделі за 1 квітня 2019 р

Час доби	Тип дня	Факт W, кВт*г (доба X)	t^0 C (доба X)
13	РД	91433	2
14	РД	90618	2
15	РД	90920	2
16	РД	91128	2
17	РД	91548	2
18	РД	92595	1
19	РД	92819	1
20	РД	92694	0
21	РД	92875	0
22	РД	92725	1
23	РД	92921	2
24	РД	93028	2

3.3 Реалізація та перевірка ШНМ на навчальній та тестовій множині вхідних і вихідних даних

Конфігурація і навчання ШНМ на вихідній множині даних проводилося ПЗ «NeuroStorm» в автоматичному режимі. Проведені дослідження показали, що для налаштування внутрішньої конфігурації ШНМ прогнозованої моделі ПАТ «АЗОТ» кількість поколінь генетичного алгоритму має бути не менше 10, а кількість особин в кожному поколінні - не менше 200.

Отримані в результаті генетичного відбору оптимальні значення параметрів ШНМ наведені в табл. 3.7.

Порівнявши вихідні параметри ШНМ табл. 3.4 з оптимальними параметрами, отриманими в результаті генетичного відбору табл.3.7 можна зробити наступні висновки:

1. В результаті генетичного відбору ШНМ на всіх вихідних множинах найкращий результат показали мережі з одним прихованим шаром.

2. Для прогнозної моделі оптимальне число нейронів в прихованому шарі знаходиться в межах [8; 12], а оптимальний коефіцієнт крутизни активаційної функції лежить в межах [1,042; 1,389].

Таблиця 3.7 - Оптимальні значення параметрів ШНМ, отримані в результаті генетичного відбору

Найменування параметра	Лютий 2019	Березень 2019	Квітень 2019	Травень 2019	Червень 2019
Кількість прихованих шарів	1	1	1	1	1
Кількість нейронів в прихованому шарі	8	9	12	8	11
Коефіцієнт крутизни активаційної функції	1,042	1,262	1,183	1,155	1,389

На підставі цих висновків можна зробити два висновки:

1. Достатня нелінійність прогнозної моделі електроспоживання ПАТ «АЗОТ» забезпечується наявністю одного прихованого шару нейронів.

2. Для підвищення точності прогнозу значення параметрів прогнозної моделі (кількість нейронів в прихованому шарі, коефіцієнт крутизни активаційної функції) можна періодично уточнювати шляхом повторного відбору оптимальних значень цих параметрів з допомогою генетичного алгоритму.

Множина, на якій навчається мережа, в процесі експлуатації істотно змінюється, йде накопичення і актуалізація нових даних про процес електроспоживання. Параметри мережі, отримані на етапі створення прогнозної моделі, зі зміною навчальної множини можуть перестати забезпечувати оптимальну точність прогнозу. В такому випадку, ці параметри повинні бути уточнені повторним проведенням генетичного відбору мережі з найкращими параметрами.

За остаточну структури ШНМ, для побудови прогнозної моделі на підставі аналізу даних, отриманих в результаті генетичного відбору табл. 3.7, був обраний багатошаровий перцептрон зі структурою, наведеною в табл. 3.8

Таблиця 3.8 - Конфігурація ШНМ, прогнозна модель

Найменування параметра	Значення параметра
Тип ШНМ	Багатошаровий перцептрон
Кількість вхідних нейронів	30
Кількість вихідних нейронів	1
Кількість схованих шарів	1
Кількість нейронів в схованому шарі	10
Тип активаційної функції	Сигмоїда
Коефіцієнт крутизни активаційної функції	1,2
Максимальна кількість епох навчання	10000
Метод навчання ШНМ	Метод зворотного розподілу помилок

У процесі навчання мережі, помилка прогнозу знижується до тих пір, поки не досягне певного сталого значення. Продовження навчання мережі після цього недоцільно.

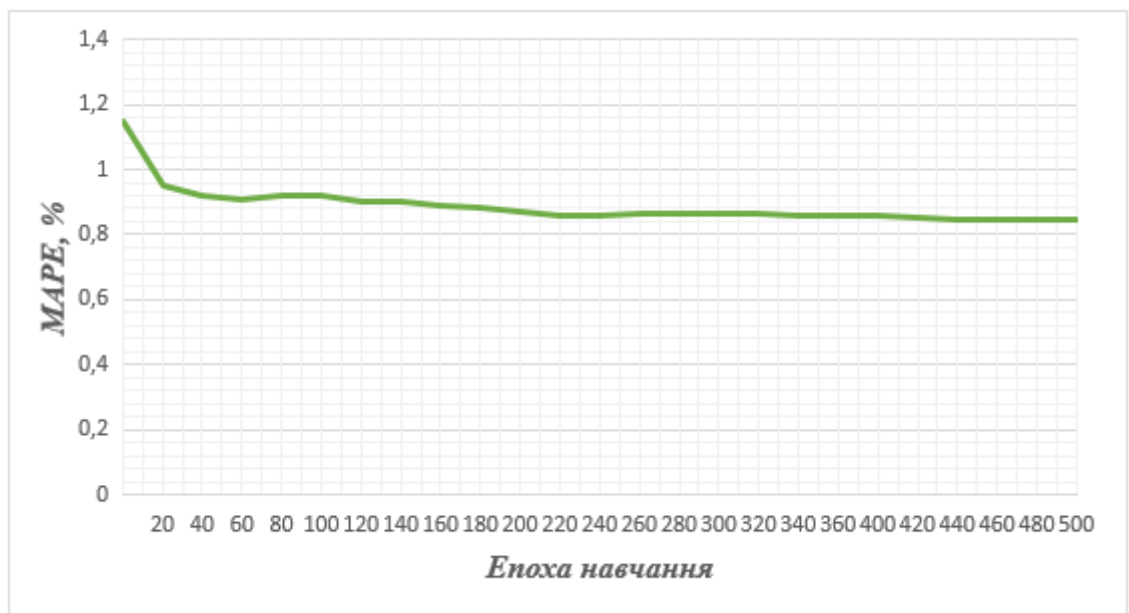


Рисунок 3.3 - Помилка прогнозу MAPE перевірконої множини на різних етапах навчання (множина «Лютий 2019»)

Процес навчання і перевірки нейронної мережі включав в себе два дії:

1. Дослідження прогнозного об'єкта шляхом виявлення закономірностей впливу вхідних параметрів на вихідний.

2. Моделювання прогнозного об'єкта - навчена мережа, в якій описані закономірності впливу вхідних параметрів на вихідний, є моделлю прогнозного об'єкта, і може бути використана для здійснення прогнозу.

В результаті навчання нейронної мережі на кожному з навчальних множин були отримані вагові матриці мережі для кожної множини. Ці вагові матриці є пам'яттю мережі і містять в собі сукупність закономірностей, що визначають залежність електроспоживання ПАТ «АЗОТ» від вхідних параметрів мережі.

Вхідні параметри мережі, що лежить в основі прогнозової моделі «А», можна уявити матрицею M_1 .

$$M_2 = \begin{pmatrix} h_1^* \\ h_2^* \\ \dots \\ h_{24}^* \\ d_{ПДР}^* \\ d_{РД}^* \\ d_{ВРД}^* \\ d_{ВД}^* \\ t^* \\ W_{h-1}^* \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

де $h_1^*, h_2^*, \dots, h_{24}^*$ - входи ШНМ кодують годину доби h ; $d_{ПДР}^*, d_{РД}^*, d_{ВРД}^*, d_{ВД}^*$ - входи, які кодують тип дня тижня; t^* - температура повітря; W_{h-1} - електроспоживання в попередній час $h-1$.

Вагові матриця представлені двома матрицями ваг: прихованого шару мережі - M_2 і вихідного шару - M_3 . Вагова матриця мережі є результатом дослідження нейронною мережею об'єкта дослідження - системи електропостачання промислового підприємства.

Матриця ваг прихованого шару M_2 , що лежить в основі прогнозової моделі «А», має розмірність 30×10 :

$$M_2 = \begin{pmatrix} \omega_{1,1} & \omega_{1,2} & \dots & \omega_{1,10} \\ \omega_{2,1} & \omega_{2,2} & \dots & \omega_{2,10} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \omega_{30,1} & \omega_{30,2} & \dots & \omega_{30,10} \end{pmatrix} \quad (3.4)$$

де w_{ij} - вага зв'язку i -го вхідного нейрона з j -м нейроном прихованого шару.

У свою чергу матриця ваг вихідного нейрона має розмірність 10×1 :

$$M_3 = \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \dots \\ \omega_{10} \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

де w_j - вага зв'язку j -го нейрона прихованого шару з вихідним нейроном.

З урахуванням величини коефіцієнта крутизни активаційної функції нейронів табл.3.8 $\alpha = 1,2$, активаційна функція прихованих і вихідного нейронів приймає наступний вигляд:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-1,2v}} \quad (3.6)$$

Відносна величина W_h^* електроспоживання дорівнює значенню активаційної функції вихідного нейрона мережі:

$$W_h^* = \frac{1}{1 + e^{-1,2v_{\text{вих},h}}} \quad (3.7)$$

де $v_{\text{вих},h}$ - локальне індуковане поле вихідного нейрона на годину h , яка дорівнює загальній кількості твори вихідних значень прихованих нейронів і ваг прихованих нейронів по відношенню до вихідного:

$$v_{\text{вих},h} = \sum_{j=0}^5 \left(\omega_j \cdot \frac{1}{1 + e^{-1,2 \exp_{j,h}}} \right) \quad (3.8)$$

де $v_{\text{скр},j,h}$ - локальне індуковане поле-го прихованого нейрона в годину h , w_j - вага j -го прихованого нейрона по відношенню до вихідного нейрона.

Локальне індуковане поле $v_{\text{скр},j,h}$ для кожного прихованого нейрона визначається як сума добутків нормалізованих величин кожного i -го вхідного параметра $x_{i,h}$, і його ваги $w_{i,h}$ по відношенню до j -го прихованого нейрона:

$$v_{\text{скр},h} = \sum_{i=1}^{30} \omega_{i,j} x_{i,h} \quad (3.9)$$

Підставивши (3.9) і (3.8) в (3.7) отримаємо закономірність зміни електроспоживання ПАТ «АЗОТ» в залежності від вхідних параметрів:

$$W_h^* = \frac{1}{1 + e^{-1,2 \cdot \sum_{j=0}^{10} \left(\omega_j \cdot \frac{1}{1 + e^{-1,2 \sum_{i=1}^{30} \omega_{i,j} x_{i,h}}} \right)}} \quad (3.10)$$

Вихідна прогнозна величина електроспоживання мережею ви-тдається у вигляді нормалізованої на інтервалі $[-1; 1]$ величини W_h^* , для приведення цієї величини у іменовані одиниці потрібно провести її денормалізація:

$$W_h = \frac{W_h^*(W_{max}-W_{min})+(W_{max}+W_{min})}{2} \quad (3.11)$$

де W_h - значення електроспоживання в годину h , кВт/год; W_h^* – нормалізоване значення електроспоживання в годину h ; W_{max} і W_{min} – максимально і мінімально можливі величини електроспоживання відповідно, кВт/год.

Під час кожного процесу навчання ШНМ (навчання на різних множинах, повторне навчання на одному і тому ж безлічі) її конфігурація залишається постійною, в той час як значення ваг в матрицях M_1 і M_2 змінюються. Причому саме по собі кожне значення ваги не має фізичного сенсу, в той час як сукупність зв'язків і величин ваг ШНМ є фізичну модель системи електропостачання підприємства, що враховує закономірності зміни електроспоживання під вплив вхідних параметрів моделі.

Після навчання на навчальних частинах, прогнозні здібності ШНМ були перевірені на перевірочних частинах вихідних множин. Помилки MAPE і RMSE по всім множинам вихідних даних наведені в табл. 3.9.

Таблиця 3.9 - Помилки прогнозу MAPE і RMSE для вихідних множин даних, прогнозованої моделі

Вихідна множина	MAPE, %	RMSE, кВт/г
Лютий 2019	0,841	1069
Березень 2019	0,765	923
Квітень 2019	1,339	1736
Травень 2019	6,841	7888
Червень 2019	1,291	2257

На рис.3.4-3.8 наведено порівняння фактичної і прогнозної величин електроспоживання ПАТ «АЗОТ» на перевірочних частинах вихідних множин даних при прогнозуванні за допомогою прогнозної моделі.

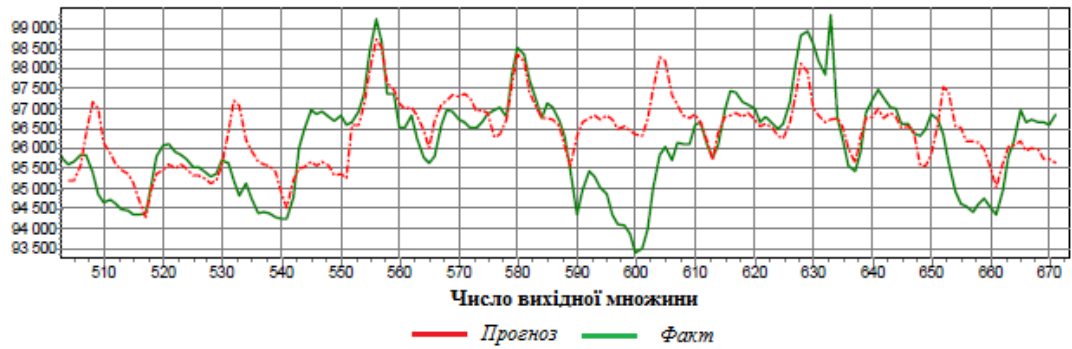


Рисунок 3.4 - Порівняння фактичної і прогнозної величини електроспоживання ПАТ «АЗОТ» на перевірочній частині вихідної мнoжини даних «Лютий 2019»

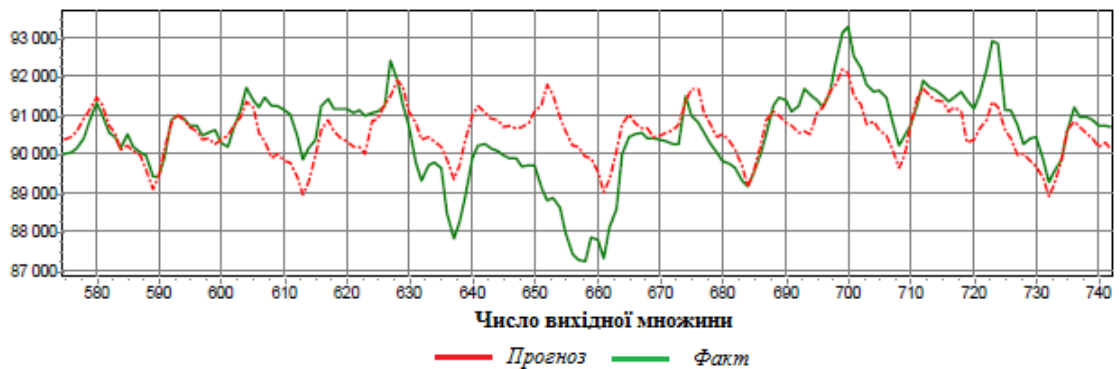


Рисунок 3.5 - Порівняння фактичної і прогнозної величини електроспоживання ПАТ «АЗОТ» на перевірочній частині вихідної мнoжини даних «Березень 2019»



Рисунок 3.6 - Порівняння фактичної і прогнозної величини електроспоживання підприємства на перевірочній частині вихідної мнoжини даних «Квітень 2019»



Рисунок 3.7 - Порівняння фактичної і прогнозованої величини електроспоживання підприємства на перевіірочній частині вихідної множини даних «Травень 2019»

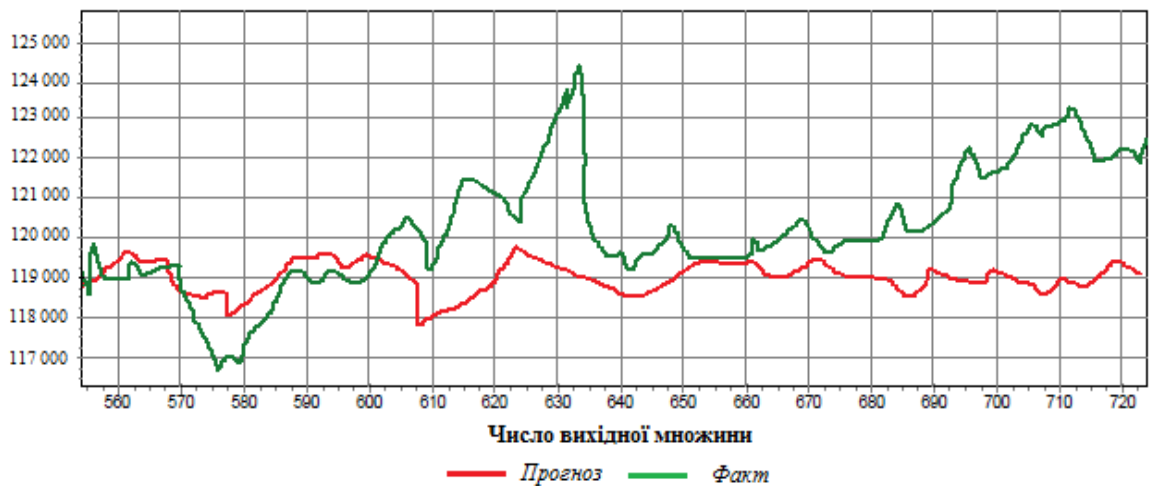


Рисунок 3.8 - Порівняння фактичної і прогнозованої величини електроспоживання підприємства на перевіірочній частині вихідної множини даних «Червень 2019»

При багаторазовому навчанні ШНМ на одній і тій же множині в кожному новому випадку навчання значення кожного ваги в матрицях M_2 і M_3 може істотно відрізнятись від значень в попередніх випадках навчання. Різною буде і величина помилки прогнозу. Якщо, при цьому, величина помилки підпорядковується нормальному закону розподілу, можна стверджувати, що конфігурація мережі і параметрів її навчання обрані правильно і мережу володіє східністю.

Для оцінки розподілу помилки ШНМ, вона була десять разів повністю навчена. Після кожного навчання ШНМ, здійснювався прогноз на 168 годин вперед. Значення помилки визначалися для кожного погодинного значення фактичного електроспоживання. Розподіл величин помилок представлено на рис.3.9.

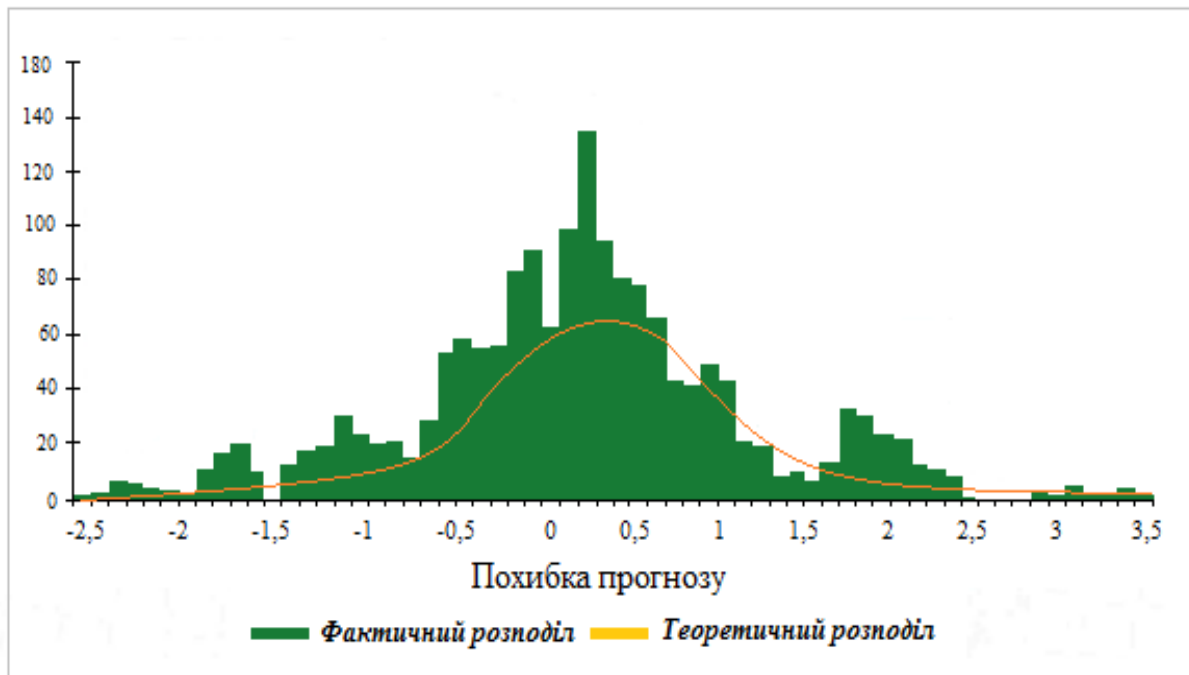


Рисунок 3.9 - Розподіл помилки прогнозу, модель

Як видно з рис. 3.9 розподіл помилки ШНМ близько до нормального.

Для оцінки правильності обраної глибини прогнозу, була проведена серія експериментів, на сконфігурованій прогнозованій моделі, з глибиною початкової множини від 168 (сім днів) до 1488 (Шістдесят два дні) годин.

Для кожного експерименту фіксувалася помилка прогнозу MAPE. Крива зміни точності прогнозу в залежності від глибини вихідної множини даних представлена на рис. 3.10.

Оптимальна глибина вихідної множини лежить в інтервалі 27-33 днів. Таким чином, можна зробити висновок, що попередній вибір глибини вихідного безлічі дорівнює одному місяцю виявився вірним.

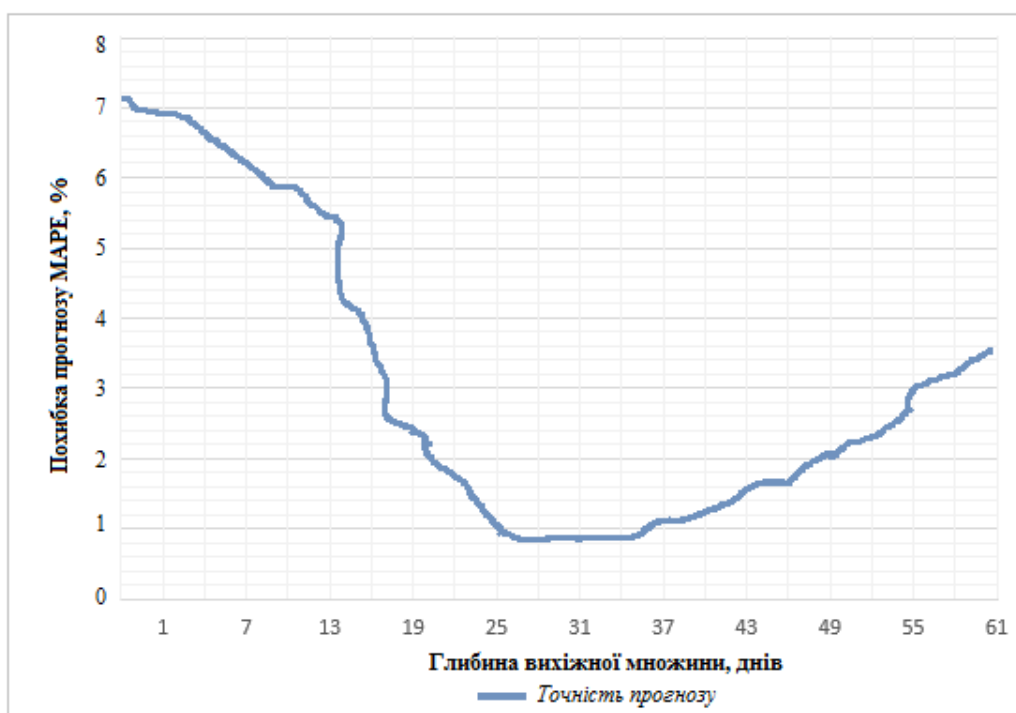


Рисунок 3.10 - Зміна точності прогнозу в залежності від глибини вихідної множини даних

3.4 Оцінка якості отриманої прогнозної моделі

Для того щоб проаналізувати прогноз, отриманий за допомогою прогнозної моделі, складемо табл. 3.10 в якій наведено коефіцієнт заповнення графіка навантаження для кожної вихідної множини.

Таблиця 3.10 - Коефіцієнти заповнення графіка навантаження для вихідної множини

Вихідна множина	Коефіцієнт заповнення графіка навантаження
Лютий 2019	0,946
Березень 2019	0,937
Квітень 2019	0,941
Травень 2019	0,898
Червень 2019	0,909

Порівнюючи дані табл. 3.9 і 3.10 можна зробити висновок, що прогнозна модель показала кращі результати при більш високих коефіцієнтах заповнення, і

навпаки, найгірші результати прогнозу спостерігалися на вихідних множини, з більш низьким коефіцієнтом заповнення графіка навантаження.

Порівняємо між собою погодинні графіки навантаження підприємства для вихідних множин, на яких прогнозна модель показала кращий результат прогнозування (множини «Лютий 2019 »та« Березень 2019 ») з графіком навантаження для вихідної множини з найгіршим результатом прогнозування (множина «Травень 2019 »). Графіки наведені на рис. 3.11.



Рисунок 3.11 - Погодинні графіки навантаження підприємства за лютий, березень і травень 2019 року

При аналізі графіків електроспоживання, наведених на рис. 3.11, і величин помилок прогновної моделі, наведених в табл. 3.9, можна зробити висновок, що прогнозна модель тим краще прогнозує електроспоживання, чим більш рівномірний його графік. Причому добові і тижневі коливання навантаження добре передбачаються мережею, що видно при порівнянні фактичного і прогнозного значень електроспоживання, наведених на рис. 3.5 і 3.6. У той же час різкий, істотне зростання або спад електроспоживання не може бути передбачений прогновної моделлю з достатньою точністю. На рис. 3.8 проілюстрована ситуація, коли початок прогнозованого періоду (перевірочної частини множини «Травень 2019») збіглося з різким збільшенням фактичного електроспоживання підприємства, викликаним підвищенням попиту на продукцію і, як наслідок, збільшенням її випуску. Прогнозна модель добре передбачила добові коливання

електроспоживання: профіль фактичного і прогнозного електроспоживання практично збігаються. Це сталося через те, що в якості вхідних параметрів в модель входять тип дня тижня і годину доби. Наявність цих параметрів в якості вхідних дозволило в процесі навчання ШНМ, оцінити їх вплив на величину електроспоживання. І в результаті наділило прогнозну модель здатністю добре передбачати добові і тижневі зміни електроспоживання.

У той же час, прогнозна модель не змогла передбачити збільшення базовою складовою електроспоживання тому, що обсяги випуску продукції і плани запуску і зупинки великого технологічного обладнання не використовуються в якості її вхідних параметрів, що не дозволяє прогнозній моделі враховувати вплив цих параметрів на електроспоживання, і збільшує помилку прогнозування.

Підводячи підсумок, можна зробити кілька висновків:

1. Прогнозна модель, заснована на ШНМ, що має в якості вхідних навіть невеликий набір загальних параметрів (температура повітря, тип дня тижня), дозволяє здійснювати прогноз електроспоживання підприємства з досить невеликою величиною помилки.

2. Прогнозна модель показує найкращі результати прогнозу в тих випадках, коли коливання електроспоживання носять циклічний характер (добові, тижневі коливання).

3. У разі різких змін електроспоживання підприємства, пов'язаних зі збільшенням або зниженням випуску продукції, помилка прогнозу зростає.

4. Подальшого зниження помилки прогнозу можна домогтися включенням в прогнозну модель параметрів, що враховують особливості технологічного процесу підприємства, як вхідних.

ВИСНОВКИ

Прогнозування електроспоживання промислового підприємства є важливим завданням. Похибки прогнозування визначають величину додаткових фінансових витрат підприємства, пов'язаних з оплатою відхилень фактично спожитої електроенергії від планових значень електроспоживання. Зменшення величини похибки прогнозу дозволяє підприємству знизити ці витрати, а значить і знизити загальну суму оплати за спожиту електроенергію.

Аналіз існуючих програмних комплексів, призначених для короткострокового прогнозування електроспоживання, показав, що всі вони мають істотний недолік, а саме - відсутністю обліку виробничих показників підприємства при прогнозуванні електроспоживання.

Для прогнозування електроспоживання промислового підприємства необхідна така прогнозна модель, яка володіє адаптивністю до швидких змін умов навколишнього середовища і дозволить враховувати виробничі показники підприємства.

Проаналізувавши мету і завдання прогнозу електроспоживання та різні методи прогнозування можна зробити висновки, що найкращими методом прогнозу по сукупності властивостей є методи, засновані на штучних нейронних мережах, які володіють адаптивністю для обліку швидкої зміни параметрів зовнішнього середовища і технологічних параметрів підприємства, а також здатністю до самонавчання під час вступу нових вихідних даних.

Виконуючи друге поставлене завдання мною було досліджена методика створення прогнозної моделі підприємства на основі штучної нейронної мережі.

Методика, яка полягає в комплексному використанні трьох методів: штучних нейронних мереж, генетичних алгоритмів відбору та експертних оцінок дозволить створити прогнозну модель електроспоживання промислового підприємства, що враховує особливості підприємства, специфіку його виробництва і технологічних процесів.

Для визначення оптимального набору вхідних параметрів прогнозованої моделі електроспоживання було проаналізовано типова схема системи електропостачання промислового підприємства.

У практичній частині, магістерської роботи, для експериментальної перевірки методики реалізована прогнозна модель електроспоживання промислового підприємства ПАТ «АЗОТ». Результат експериментальних досліджень показав, що прогнозна модель, заснована на ШНМ, дозволяє здійснювати прогноз електроспоживання підприємства з досить невеликою величиною похибки, та показує найкращі результати прогнозу в тих випадках, коли коливання електроспоживання носять циклічний характер (добові, тижневі коливання).

У разі різких змін електроспоживання підприємства пов'язаних зі збільшенням або зниженням випуску продукції, помилка прогнозу зростає, тобто надалі зниження похибки прогнозу можна домогтися включенням в прогнозну модель параметрів, що враховують особливості технологічного процесу ПАТ «АЗОТ», як вхідних.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Furber S. Neural Systems Engineering / S. Furber, S. Temple // Studies in Computational Intelligence. – Vol. 115. Computational Intelligence: A Compendium. – Berlin: Springer-Verlag, 2015. – P. 763–796.
2. Арбиб М. Метафорический мозг. – М.: Мир, 2000. – 296 с.
3. Глибовець М.М., Олецький О.В. Системи штучного інтелекту. — К.: КМ Академія, 2015. — 366 с.
4. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект. Современный поход. — М.: Вильямс, 2016. — 1408 с.
5. Chaturvedi D.K. Soft Computing Techniques and its Applications in Electrical Engineering // Studies in Computational Intelligence. – Vol. 103. – Berlin: Springer-Verlag, 2018. – 620 p.
6. Андрейчиков А. В. Интеллектуальные информационные системы : учебник для вузов / А. В. Андрейчиков. – М. : Финансы и статистика, 2014. – 424 с.
7. Астахов, Ю. Н. Использование методов теории подобия в прогнозировании выработки электроэнергии/ Ю. Н. Астахов, К. К. Зубков, В. П. Кавченков, Т. Е. Пашенкова // Электричество. - 2016. - № 3. - С. 13 - 21.
8. Беркович, М. М. Методология и опыт прогнозирования полезного отпуска электроэнергии потребителям/ М. М. Беркович, В. В. Косов, Е. В. Косова, Я. М. Уринсон, В. И. Эдельман // Энергетик. - 2017. - № 7. - С. 6 - 9.
9. Бэнн, Д. В. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки / Д. В. Бэнн, Е. Д. Фармер; Пер. с англ. - М.: Энергоатомиздат, 2015.- 568с.
10. Шумилова, Г. П. Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок с использованием искусственных нейронных сетей/ Г. П. Шумилова, Н. Э. Готман, Т. Б. Старцева // Электричество. - 2019. - № 10. - С. 6 - 12.
11. Четыркин, Е. М. Статистические методы прогнозирования/ Е. М. Четыркин. - М.: Финансы и статистика, 2010. - 199с.
12. Лисичкин, В. А. Теория и практика прогностики / В. А. Лисичкин. - М.: Наука, 2011. - 223 с.

13. Ермоленко, П. С. Прогнозирование расхода электрической энергии нефтеперерабатывающего производства / П. С. Ермоленко // Электрика. - 2016. - № 10. - С. 35 - 39.

14. Тихонов, Э. Е. Методы прогнозирования в условиях рынка: Учебное пособие / Э. Е. Тихонов. - Невинномысск, 2016.- 211 с.

15. Болн, Б. Многомерные статистические методы для экономики/ Б. Болн, К. Дж. Хуань. - М.: Наука, 2015. - 348 с.

16. Бокс, Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление/ Дж. Бокс, Г. Дженкинс. - М.: Мир, 2014. - 520 с.

17. Ибираимова, Т. Б. Прогнозирование тенденций финансовых рынков с помощью нейронных сетей / Т. Б. Ибираимова // Нейрокомпьютеры и их применение: Труды VIII всероссийской конференции. - М.: ИПУ РАН, 2014. - С. 745 - 755.

18. Иванов, М. Н. Анализ роста курса акций с применением нейронных сетей / М. Н. Иванов // Нейрокомпьютеры и их применение: Труды VIII всероссийской конференции. - М.: ИПУ РАН, 2017. - С. 756 - 772 .

19. Ивченко, В. Д. Применение нейросетевых технологий в различных областях науки и техники/ В. Д. Ивченко, С. С. Кананадзе// Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. - 2019. - № 6. - С. 28 - 29.

20. Каллан, Р. Основные концепции нейронных сетей/ Р. Каллан. - М.: Издательский дом Вильяме, 2017. - 288 с.

21. Hirota, K. A Disturbed Model of Fuzzy Set Connectives/ K. Hirota, W. Pedrycz// Fuzzy Sets and Systems. -2018. - V. 68. - P. 157 - 170.

22. Политов, Е. А. Принципы построения прогнозной модели электропотребления промышленного предприятия на основе искусственной нейронной сети/ Е. А. Политов, И. В. Воронов, В. М. Ефременко // Вестник КузГТУ. - 2019. - № 5. - С. 58 - 60.

23. Кудрин, Б. И. Электроснабжение промышленных предприятий: Учебник для студентов высших учебных заведений/ Б. И. Кудрин. - М.: Интернет Инжиниринг, 2015. - 672 с.

24. Воронов, И. В. Определение параметров, влияющих на электропотребление промышленного предприятия, с помощью метода экспертных оценок/ И. В. Воронов, Е. А. Политов, В. М. Ефременко // Вестник КузГТУ. - 2016. - № 5. - С.61- 64 .

25. Демура, А. В. Прогнозирование электропотребления в энергосистеме с учетом температуры воздуха и освещенности/ А. В. Демура, И. И. Надтока, А. В. Седов, А. А. Сербиновская, О. А. Сухомлинова, М. Б. Коневский. // Электрика. - 2015.- № 3.- С . 18 - 21 .

26. Hirota, K. A Disturbed Model of Fuzzy Set Connectives / K. Hirota, W. Pedrycz // Fuzzy Sets and Systems. - 2015. - V. 68. -P. 157 - 170.

27. Kohonen, T. Self-organizing Maps. - Heidelberg: Springer Verlag, 2016. -256p.

ДОДАТКИ

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
Кафедра Інженерії програмного забезпечення

МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

на тему:

«ПІДВИЩЕННЯ ПОКАЗНИКІВ ЕФЕКТИВНОСТІ ПРАЦЕЗДАТНОСТІ
ПІДПРИЄМСТВА ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ»

Студент групи ППЗМ-71
Ковальов Михайло Юрійович

Київ 2021 р.

МЕТА ТА ЗАВДАННЯ МАГІСТЕРСЬКОЇ РОБОТИ

Мета роботи – підвищення точності прогнозування електроспоживання промислового підприємства, шляхом створення прогнозної моделі електроспоживання із застосуванням штучної нейронної мережі.

Об'єктом дослідження - процес прогнозування електроспоживання промислового підприємства

Предмет дослідження – моделі електроспоживання на базі штучної нейронної мережі.

Завдання магістерської роботи:

- Аналіз ефективності застосування штучних нейронних мереж для прогнозування електроспоживання промислового підприємства;
- Дослідження методики створення прогнозних моделей електроспоживання на основі штучної нейронної мережі;
- Експериментальна перевірка методики створення прогнозної моделі електроспоживання промислового підприємства.

АНАЛІЗ ПОНЯТТЯ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Необхідність точного прогнозування електроспоживання обумовлена технологічними і економічними причинами. У великих енергетичних виробництвах частка плати за електроенергію в собівартості продукції може досягати десятків відсотків, а в умовах ринкової економіки собівартість продукції підприємства буде визначати його конкурентоспроможність. Одним із перспективних підходів, на даний момент вважають застосування нейронних мереж.

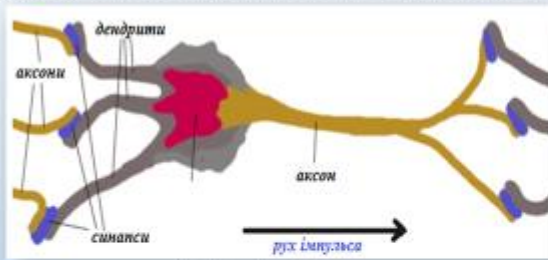


Рис. 1. Біологічний нейрон

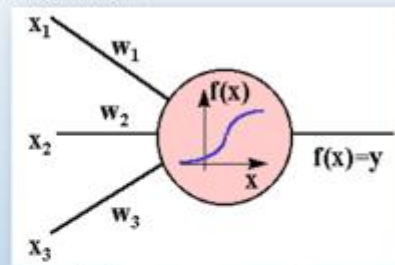


Рис. 2. Математична модель нейрона

Під штучною нейронною мережею розуміється математична модель, а також її програмна і апаратна реалізація, побудована за принципом біологічних нейронних мереж - нервових клітин живого організму. Приклад побудова біологічного нейрона представлено на рис. 1, його математична модель показана на рис. 2.

Далі меню було проаналізовано модель опису нейрона та розглянуто модель яка визначає рівень активізації нейрона, яка представлена на рис. 3. Приклад нейрон з активізаційною функцією представлений на рис. 1.4.



Рис. 3. Модель активізації нейрона

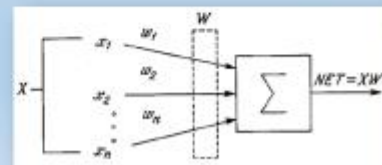


Рис. 4. Активізаційна функція нейрона

КЛАСИФІКАЦІЯ ШТУЧНИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ

Таблиця 1 - Види штучних інтелектуальних систем

Вид штучної інтелектуальної системи	Тип штучної інтелектуальної системи
Системи з комутативними здібностями	-Інтелектуальна база даних; -природно-мовні інтерфейси; -гіпертекстові системи; -антиспамні довідкові системи; -когнітивна графіка
експертні системи	класифікаційні системи; - доопределять системи; - трансформуючі системи; - багатомовні системи.
Самонавчаючі системи	індуктивні системи; - нейронні мережі; - системи на прецедентах; - інформаційні скрині.
адаптивні системи	- CASE - технології; - компонентна технологія.

Штучні інтелектуальні системи мають характерні особливості: По - перше, розвинені комунікативні здібності, По - друге, рішення різної складності завдань, По - третє, здатність до самонавчання. Згідно з поданими ознаками, інтелектуальні системи можна розділити на наступні види, які зведені у табл. 1.

На рис.5 представлена класифікація інтелектуальних інформаційних систем за важливістю завдань.

Інтелектуальні системи також класифікуються за таким критерієм як «використовувані методи». Тут можна виділити м'які, жорсткі і гібридні методи рис. 6.



Рис. 5. Класифікація ІС за важливістю справ



Рис. 6. Класифікація ІС по методам

АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ ДО ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПРОМИСЛОВИХ ПІДПРИЄМСТВ

ВИМОГИ ДО МОДЕЛІ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ:

1. Модель повинна задовольняти вимогам адаптивності і еволюційності.
2. Модель повинна бути досить абстрактною, щоб допускати роботу з великою кількістю вхідних параметрів
3. Модель повинна орієнтуватися на реалізацію за допомогою існуючих технічних засобів
4. Модель повинна передбачати можливість перевірки істинності, відповідності її оригіналу.

ГРУПИ ПРОГНОЗІВ:

1. Точкові - це прогнози, що фіксують одне значення прогнозованого параметра об'єкта прогнозу;
2. Інтервальні - це прогнози, що фіксують дві або більше можливих значення прогнозованого параметра.

Як правило, в разі інтервального прогнозу говорять про верхню і нижню межі прогнозу і ймовірності попадання величини прогнозованого параметра об'єкта в цей інтервал, приклад зображено на рис. 7.

Щоб визначити оптимальний метод прогнозування для побудови на ньому прогнозової моделі електроспоживання підприємства, мною виконано аналіз класифікації існуючих методів прогнозу, які схематично зображені на рис. 8.

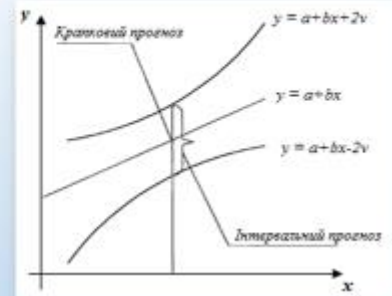


Рис. 7. Крайовий та інтервальний прогнози



Рис. 8. Класифікаційна схема методів прогнозування

ВИБІР МЕТОДУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПРОМИСЛОВОГО ПІДПРИЄМСТВА

Табл. 2. Переваги і недоліки методів прогнозування електроспоживання

Метод прогнозування	Переваги	Недоліки
Інтуїтивні методи прогнозу	Можливість застосування в тих випадках, коли не застосовується формалізовані методи прогнозу	залежність від кваліфікації експерта; низький ступінь можливої автоматизації прогнозу
Прогнозна екстраполяція	Проста реалізація (прогнозна модель); можливість прогнозування на основі мінімального набору вхідних даних	Жорстка фіксація моделі тренду; відсутність адаптивності; неможливість обліку безлічі впливаючих параметрів; необхідність великого обсягу вхідних даних
Кореляційний і регресійний аналіз	Можливість врахування впливу широкого набору параметрів на електроспоживання	Низька адаптивність; жорсткі вимоги до вхідних даних; складність реалізації
Модель ARIMA	Хороша здатність по виявленню і обліку сезонних впливів параметра	Низька адаптивність; складність реалізації; низька точність в умовах високої невизначеності величини електроспоживання
Адаптивні методи прогнозування	Хороші адаптивні здібності; хороша здатність до діагностування прогнозування	Складність визначення набору вхідних параметрів; необхідність великого набору вхідних даних
Прогнозування за допомогою ШНМ	Хороші адаптивні і узагальнюючі здібності; висока перевантажувальність; здатність до самонавчання	Складність визначення набору вхідних параметрів і конфігурації мережі
Прогнозування за допомогою ібридних систем, заснованих на ШНМ	Хороші адаптивні і узагальнюючі здібності; висока перевантажувальність; здатність до самонавчання і самонастроювання ШНМ; висока ступінь можливої автоматизації	Складність реалізації

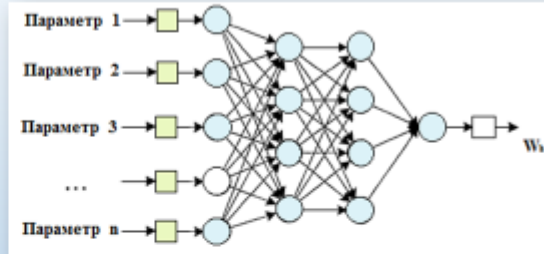


Рис. 9. Прогнозна модель електроспоживання на основі штучної нейронної мережі



Рис. 10. Схема обліку електроенергії підприємства

МЕТОДИКА СТВОРЕННЯ ПРОГНОЗНОЇ МОДЕЛІ ПІДПРИЄМСТВА НА ОСНОВІ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

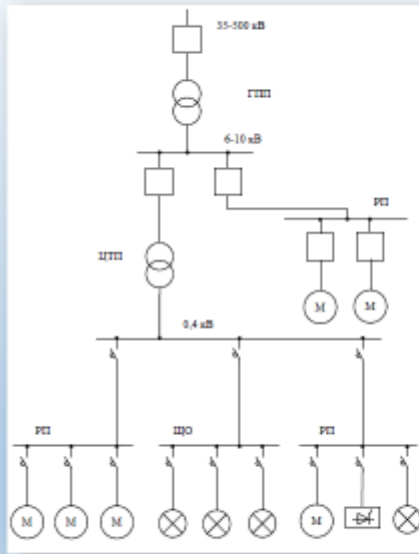


Рис. 11. Типова схема електропостачання промислового підприємства

Табл. 3. Рівні системи електропостачання промислового підприємства

Номер рівня	Рівень системи енергоспоживання
1	Окремі електроприймачі, верстати та агрегати з багатодвигунним приводом, електротехнологійні установки, освітлювальні установки і т. п.
2	Розподільні пункти, шафи, щити, шинопроводи, магістральні лінії, що живляться номінальною напругою до 1 кВ
3	Розподільний пристрій низької напруги підстанції 6-10 / 0,4 кВ (цехової трансформаторної підстанції)
4	Розподільний пункт 6-10 кВ
5	Шини нижчої напруги ДПП
6	Кордон розділу між електропостачальною організацією і споживачем

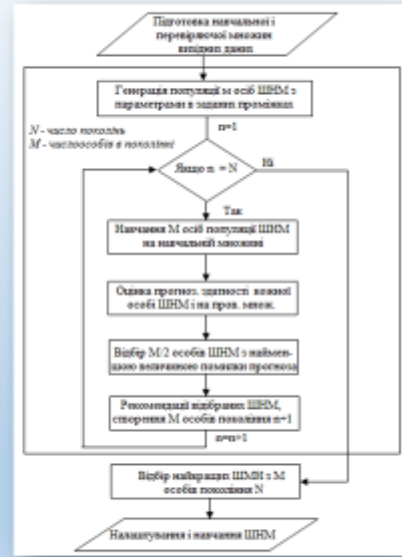


Рис. 12. Налаштування внутрішньої структури ШНМ за допомогою генетичного вибору

АНАЛІЗ СТРУКТУРИ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПАТ «АЗОТ»

Табл. 4. Електропостачання ПАТ «АЗОТ»

№	Найменування цеху і виробництва	Фактичне електроспоживання, тис. кВт/год
1	Виробництво ДМФА, в т.ч.:	18989,1
	Виробництво ДМФА	5837,5
	Цех газового сорбенту	11380,5
	Цех полімерної гари	83,1
	Виробництво ДМФА - Цех 9	3384
	Виробництво ДМФА - Цех 7	240
	Виробництво ДМФА. Відділення з переробки відходів	84
2	Транспортування вилучу	1265
3	Виробництво карбонатами, в т.ч.:	14887
	2-а технологічна цеху	5435
	3-а технологічна цеху	9452
4	Виробництво сірки	247
5	Амлак 1	3948
6	Амлак 2, в т.ч.:	8345
	Амлак 2	5923
	Відділення вироблення пари	322
7	Карбонід	2980
8	Цех 13	2285
9	Цех 15	3056
10	ГОС	33
11	Сірчані кислоти	2088,2
12	Цех 11	3001
13	ЩП	46
14	ЩО	28
15	ЩР-1	45
16	ЩС	312
17	ЩТС	3548
18	ЩВ-н	8963
19	Цех газів	8
20	БФД	118
21	КПДА	23
22	РСУ 1	23
23	ЖДЦ	65
24	Цех фізхімії	32
25	Втрати	3895,809
26	Газом з виробництва	67839,109
27	Загальногосподарські служби	570,159
28	Газом по підприємству	68409,268

Табл. 5. Розподіл електропостачання за виробництвом і цехам підприємства

№	Найменування виробництва (цеху)	Величина електроспоживання, тис. кВт / год	Частка від загального електроспоживання підприємства, %
1	Виробництво ДМФА	18989,1	27,76
2	Виробництво карбонатами	14887	21,76
3	Виробництво і транспортування аміаку	11458	16,75
4	Самостійні цехи з випуску хімічної продукції (виробництво сірчаного нітриту, нафтіуму і т.д.)	11649,2	17,08
5	Обслуговуючі підрозділи (автотранспортний цех, цех водопостачання і каналізації, електроцех і т.д.)	8960	13,1
6	Втрати	1895,809	2,77
7	Газом з виробництва	67839,109	99,17
8	Загальногосподарські служби	570,159	0,83
9	Газом по підприємству	68409,268	100



Рис. 13. Розподіл електропостачання по цехам ПАТ «АЗОТ»

ПОБУДОВА ПРОГНОЗНОЇ МОДЕЛІ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПІДПРИЄМСТВА

Для побудови та перевірки прогнозної моделі електроспоживання ПАТ «Сумлісінтрам» було використано програмне забезпечення «NeuroStart», інтерфейс якої наведено на рис. 14. З існуючих типів ШНМ для прогнозування зною обрано багатощаровий перцептрон, що володіє досить простою внутрішньою структурою, але водночас має достатню точність і швидкість для прогнозування часових рядів. В якості методу навчання для багатощарового перцептрона вибрано метод зворотного поширення помилки, як найбільш підходящий для такого типу мережі. Набір вхідних параметрів для ШНМ прогнозної моделі зведено в табл. 6. Всі параметри ШНМ для прогнозної моделі зведені в табл. 7.



Рис. 14. Інтерфейс програми «NeuroStart»

Табл. 6. Вхідні параметри ШНМ для прогнозної моделі

№	Найменування параметрів	Значення параметрів
Дискретні параметри		
1	Час доби з 1-го по 24-й	0 або 1
2	Перший робочий день	0 або 1
3	Робочий день	0 або 1
4	Останній робочий день	0 або 1
5	Вихідний день	0 або 1
Неперервні параметри		
6	Температура повітря у відповідності часу доби X	Від мінімального до максимального фактичного значення величини
7	Величина електроспоживання в час N-1 доби X	

Табл. 7. Параметри ШНМ прогнозної моделі

Найменування параметра	Значення параметра
Тип ШНМ	Багатощаровий перцептрон
Кількість вхідних нейронів	30
Кількість вихідних нейронів	1
Кількість схованих шарів	1-3
Кількість нейронів в схованому шарі	1-30
Тип активційної функції	Сигмоїда
Коефіцієнт крутизни активційної функції	0,1-1,5
Максимальна кількість епох навчання	10000
Метод навчання ШНМ	Метод зворотного поширення помилки

РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ПЕРЕВІРКА ШНМ НА НАВЧАЛЬНІЙ ТА ТЕСТОВІЙ МНОЖИНІ ВХІДНИХ І ВИХІДНИХ ДАНИХ

Табл. 8. Оптимальні значення параметрів ШНМ, отримані в результаті генетичного вибору

Найменування параметра	Лютий 2019	Березень 2019	Квітень 2019	Травень 2019	Червень 2019
Кількість прихованих шарів	1	1	1	1	1
Кількість нейронів в прихованому шарі	8	9	12	8	11
Коефіцієнт крутизни активційної функції	1,042	1,262	1,183	1,155	1,389

Табл. 9. Конфігурація ШНМ, прогнозна модель

Найменування параметра	Значення параметра
Тип ШНМ	Багатощаровий перцептрон
Кількість вхідних нейронів	30
Кількість вихідних нейронів	1
Кількість схованих шарів	1
Кількість нейронів в схованому шарі	10
Тип активційної функції	Сигмоїда
Коефіцієнт крутизни активційної функції	1,2
Максимальна кількість епох навчання	10000
Метод навчання ШНМ	Метод зворотного розподілу помилки

Рис. 10. Помилка прогнозу MAPE і RMSE для вхідних множин даних, прогнозованої моделі

Вихідна множина	MAPE, %	RMSE, кВт/т
Лютий 2019	0,841	1069
Березень 2019	0,765	923
Квітень 2019	1,339	1736
Травень 2019	6,841	7888
Червень 2019	1,291	2257

Конфігурація і навчання ШНМ на вхідній множині даних проводилось ПЗ «NeuroStart» в автоматичному режимі. Отримані в результаті генетичного відбору оптимальні значення параметрів ШНМ наведено в табл. 8.

За остаточної структури ШНМ, для побудови прогнозної моделі на підставі аналізу даних, отриманих в результаті генетичного відбору табл. 8, був обраний багатощаровий перцептрон зі структурою, наведеною в табл. 9. У процесі навчання мережі, помилка прогнозу зменшується до тих пір, поки не досягне певного сталого значення рис. 15. Проводження навчання мережі після цього недоцільно.

Після навчання на навчальних частинах, проаналізувавши здібності ШНМ були перевірені на перевірочних частинах вхідних множин. Помилки MAPE і RMSE по всім можинам вхідних даних наведено в табл. 10.

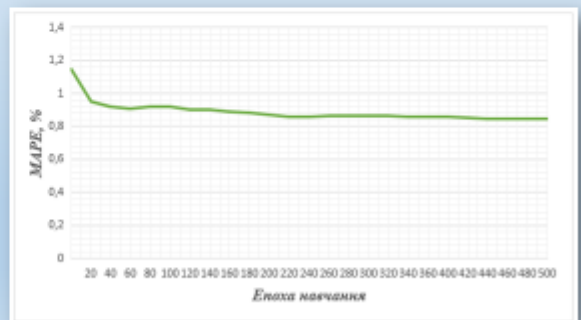


Рис. 15. Помилка прогнозу MAPE перевірочної множини на різних етапах навчання (множина «Лютий 2019»)

ПОРІВНЯННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

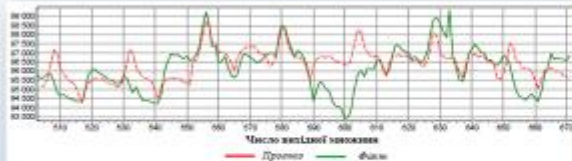


Рис. 16. Порівняння фактичної і прогнозованої величини електроспоживання ПАТ «Сумшідпротом» на перевірочній частині вихідної могодини даних «Листопад 2019»

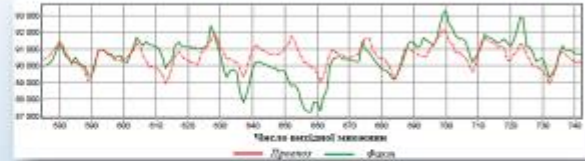


Рис. 17. Порівняння фактичної і прогнозованої величини електроспоживання ПАТ «Сумшідпротом» на перевірочній частині вихідної могодини даних «Березень 2019»

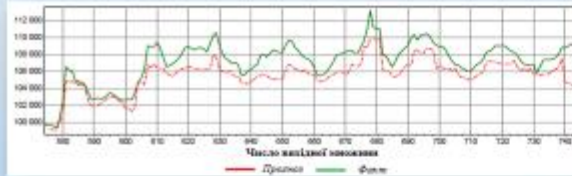


Рис. 18. Порівняння фактичної і прогнозованої величини електроспоживання підприємства на перевірочній частині вихідної могодини даних «Квітень 2019»

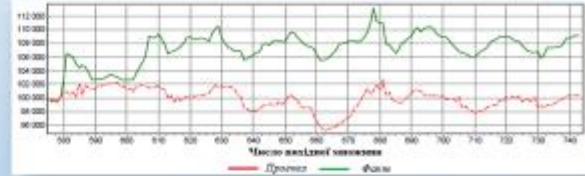


Рис. 19. Порівняння фактичної і прогнозованої величини електроспоживання підприємства на перевірочній частині вихідної могодини даних «Травень 2019»



Рис. 20. Порівняння фактичної і прогнозованої величини електроспоживання підприємства на перевірочній частині вихідної могодини даних «Червень 2019»

ОЦІНКА ЯКОСТІ ОТРИМАНОЇ ПРОГНОЗНОЇ МОДЕЛІ

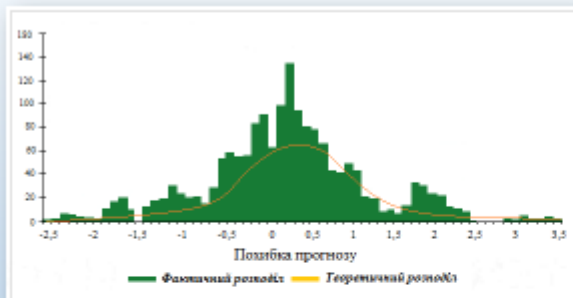


Рис. 21. Розподіл помилок прогнозу, модель

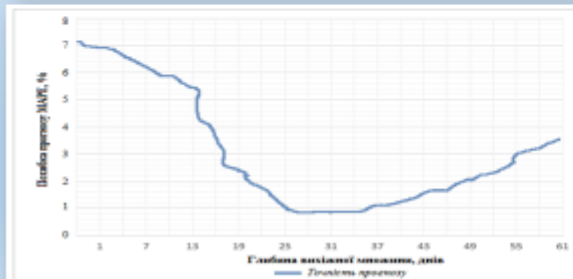
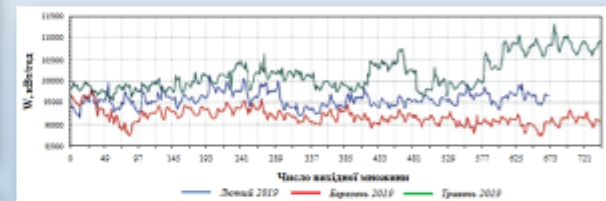


Рис. 22. Зміна точності прогнозу в залежності від глибини вихідної могодини даних

Табл. 11. Коефіцієнти заповнення графіка навантаження для вихідної могодини

Вихідна могодина	Коефіцієнт заповнення графіка навантаження
Листопад 2019	0,946
Березень 2019	0,937
Квітень 2019	0,941
Травень 2019	0,898
Червень 2019	0,909



Рисунки 23 - Годинні графіки навантаження підприємства за листопад, березень і травень 2019 року

Порівнюючи дані табл. 10 і 11 можна зробити висновок, що прогнозна модель показала кращі результати при більш високих коефіцієнтах заповнення, і навпаки, найгірші результати прогнозу спостерігалися на вихідних могодинах, з більш низькими коефіцієнтами заповнення графіка навантаження.

На рис. 23, знову виконав порівняння між собою погодинні графіки навантаження підприємства для вихідних могодин, на яких прогнозна модель показала кращий результат прогнозування (могодини «Листопад 2019» та «Березень 2019») з графіком навантаження для вихідної могодини з найгіршим результатом прогнозування (могодини «Травень 2019»). Підсумовуючи отримані результати можна зробити висновок, що прогнозна модель тим краще прогнозує електроспоживання, чим більш різномірний його графік.

ВИСНОВОК

Підводячи підсумок, можна зробити кілька висновків:

1. Прогнозна модель, заснована на ШНМ, що має в якості вхідних навіть невеликий набір загальних параметрів (температура повітря, тип дня тижня), дозволяє здійснювати прогноз електроспоживання підприємства з досить невеликою величиною помилки.

2. Прогнозна модель показує найкращі результати прогнозу в тих випадках, коли коливання електроспоживання носять циклічний характер (добові, тижневі коливання).

3. У разі різких змін електроспоживання підприємства, пов'язаних зі збільшенням або зменшенням випуску продукції, помилка прогнозу зростає. Для подальшого зниження помилки прогнозу можна домогтися включенням в прогнозу модель параметрів, що враховують особливості технологічного процесу підприємства, як вхідних.

Апробація результатів магістерської роботи. Основні положення і результати магістерської роботи доповідались і обговорювались на двох науково-практичних конференціях.