



А. Г. Казарян, В. М. Теслюк, І. Я. Казимира

Національний університет "Львівська політехніка", м. Львів, Україна

ВИБІР ОПТИМАЛЬНОЇ СТРУКТУРИ ПРИХОВАНИХ ШАРІВ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ АНАЛІЗУ ЕФЕКТИВНОСТІ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ

Розроблено метод вибору оптимальної структури прихованих шарів штучної нейронної мережі (ШНМ), ідеєю якого є практичне застосування декількох внутрішніх структур ШНМ і розрахунку похибки роботи кожної структури прихованих шарів з використанням ідентичних наборів даних для навчання ШНМ, що виключає вплив специфіки даних у навчальній вибірці на результати роботи алгоритму. Метод базується на почерговому порівнянні очікуваних результуючих значень і реальних результатів роботи штучних нейронних мереж прямого поширення з різною кількістю внутрішніх шарів, а також різною кількістю нейронів на кожному шарі. Метод дає змогу реалізувати пошук оптимальної внутрішньої структури ШНМ для застосування у сфері розробки систем "розумного" будинку і розрахунку оптимального рівня енергоспоживання відповідно до поточних умов, таких як температура у приміщеннях, присутність людей та час доби. Застосування методу на початкових стадіях розробки систем "розумного" будинку дає змогу зменшити часові витрати на вибір ефективної структури ШНМ і приділити більше уваги взаємозв'язкам між вхідними та вихідними даними, а також таким важливим параметрам процесу навчання ШНМ, як кількість ітерацій тренування, мінімальна помилка тренування, тощо. Розроблено програмне забезпечення, що дає змогу провести процеси навчання, випробування та отримати вихідні результати роботи алгоритму штучної нейронної мережі, такі як очікуване значення енергоспоживання та часу роботи кожного окремого електроприладу. Виявлено недолік використаного підходу знаходження оптимальної внутрішньої структури ШНМ, який полягає у тому, що кожна наступна структура створюється на базі найефективнішої з попередньо створених структур, без аналізу інших структур, що показали гірші результати при меншій кількості прихованих шарів. З'ясовано, що для удосконалення розв'язання даної задачі необхідно створити механізм, який базуватиметься на аналізі вхідних даних, вихідних даних, аналізуватиме внутрішні взаємозв'язки між параметрами та оптимізуватиме структуру мережі на кожному етапі за допомогою визначених логічних правил відповідно до результатів, отриманих на попередньому кроці. Встановлено, що вирішення поставленої проблеми є задачею нелінійного програмування, яку можна розв'язати при подальшому розвитку даного дослідження.

Ключові слова: метод вибору; приховані шари; "розумний" будинок; оптимізація енергоспоживання; штучна нейронна мережа (ШНМ).

Вступ

У сучасному світі індустрія розробок "розумних" будинків зайняла одне з ключових ніш у сфері інформаційних технологій. Системи "розумного" будинку безперервно генерують великі об'єми даних за рахунок реєстрації станів життєдіяльності жителів будинків з використанням датчиків [3]. Ці дані можуть бути використані для аналізу алгоритмами оптимізації енергоспоживання у будинку [12], алгоритмами автоматизованого керування режимами роботи побутових приладів розташованих у будинку відповідно до персональних звичок користувачів системи, таких як комфортний температурний режим у приміщеннях помешкання, інтенсивність освітлення у різних зонах будинку, аудіо та відео супровід у кожній окремій кімнаті, налаштування сце-

наріїв роботи системи безпеки будинку [7]. Також системи "розумного" будинку можуть бути використані для спостереження за літніми людьми, дітьми та хатніми улюбленцями.

У комерційних цілях сфера застосування систем "розумного" будинку може бути розширена впровадженням нових окремих нетипових функцій завдяки інтеграції в інфраструктуру приміщень, таких як офіси, магазини, склади, державні установи, торгово-розважальні комплекси, тощо. Важливим процесом функціонування систем даного типу є збір інформації з сенсорів та датчиків, що під'єднані до системи, які знаходяться у будинках та квартирах користувачів. Потік даних згенерований сенсорами та датчиками може бути використаний для їх опрацювання у режимі реального часу,

а також у майбутній обробці великих об'ємів даних для створення алгоритмів передбачення та моделювання потенційно можливих ситуацій, які вимагатимуть автоматизованих дій зі сторони системи "розумного" будинку [3], [10], [11]. Даний підхід допоможе передчасно змінити налаштування системи для швидкого самостійного реагування системи на виникаючі ситуації.

Під час роботи подібних систем у житлових будинках до таких ситуацій можуть бути віднесені такі як, зміна кількості присутніх користувачів у будинку, зміна кліматичних умов за межами будинку, зміна часу доби, відключення енергопостачання, а також послідовність регулярних дій користувачів системи інтелектуального будинку, що вимагають автоматизованих змін у налаштуваннях побутових приладів будинку за допомогою алгоритмів закладених у розроблені системи. Відповідно, розроблення методів, моделей та засобів опрацювання вхідних нечітких даних в системах "розумного" будинку є актуальною задачею сьогодення.

Об'єкт дослідження – синтез штучної нейронної мережі для аналізу енергоспоживання побутових приладів у будинку.

Предмет дослідження – методи вибору структури внутрішніх шарів штучної нейронної мережі та програмні засоби для аналізу енергоспоживання побутових приладів у будинку.

Мета роботи – розроблення методу вибору оптимальної кількості внутрішніх шарів і кількості нейронів на кожному шарі штучної нейронної мережі для її ефективної роботи у складі системи "розумного" будинку.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження: проаналізувати наявні методи енергозаощадження, розробити метод збереження даних з різних джерел генерування у інформаційній системі "розумного" будинку, розробити і застосувати алгоритм штучної нейронної мережі для аналізу ефективності енергоспоживання.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – вперше розроблено метод автоматизованого пошуку оптимальної структури штучної нейронної мережі для отримання ефективних результатів її роботи у складі системи "розумного" будинку.

Практична значущість результатів дослідження – можливість автоматизувати процес пошуку оптимальної кількості внутрішніх шарів та кількості нейронів кожного шару штучної нейронної мережі, що дає змогу зменшити часові затрати на вибір ефективної структури штучної нейронної мережі на початкових стадіях розробки систем "розумного" будинку.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Аналіз опублікованих наукових робіт, що стосуються теми енергозбереження у системах "розумного" будинку відобразив тенденцію використання чітких правил закладених під час розроблення програмних продуктів моніторингу енергозатрат без можливості їх гнучкої модифікації під час подальшого використання та адаптації під зміни звичок користувачів чи набору побутових приладів. У опублікованому дослідженні [15] було запропоновано онлайн-алгоритм активації подій для управління споживанням електроенергії "розумним" будинком з метою зниження фінансових затрат на електроенергію без втрати рівня комфорту для мешканців. Запропоноване рішення енергоменеджменту може впо-

ратися із непередбачуваним високим попитом споживачів електроенергії і працює без прямого втручання користувачів. Як наслідок, споживачам не потрібно "вручну" задавати інтервал часу роботи побутових приладів. Автори використовують механізм запуску виконання онлайн-алгоритму внаслідок виявлення визначених подій, для зменшення частоти виконання та непотрібних обчислень. Результати моделювання показують, що запропоноване рішення може істотно зменшити рахунок за електроенергію та гарантувати високий рівень комфорту користувачів.

Теоретичний комплексний підхід щодо співпраці між помешканцями та службами розподілу енергонавантаження представлений у роботі [16], де автори, розглядаючи потенційні можливості реагування на підвищення енерговитрат систем кондиціонування, прагнуть використовувати їх для зменшення енергетичних витрат у кластерах "розумних" будинків. Запропонований контролер відповідальний за кондиціонування повітря призначений для зменшення кількості використання електроенергії, з загальної електромережі. Це стало можливим завдяки алгоритму управління енергією в режимі онлайн, яка базується на оптимізації та враховує як споживання енергії кондиціонером, так і тепловий рівень споживання мешканців. Отримані результати демонструють, що запропонований комплексний підхід має значний потенціал, щоб стати ефективним засобом підвищення рентабельності організацій, що обслуговують попит електричного навантаження, і скорочення витрат мешканців "розумних" будинків.

Інша робота [13] представляє емпіричну оцінку системи енергозв'язку низької потужності (PLC) через мережу IPv6 [5] для систем побутового енергоменеджменту. Представлена модель розроблена в симуляторі NS-3, а продуктивність мережі перевіряється кількома вимірюваннями. Отримані результати дають корисну інформацію для розробників систем "розумного" будинку та розробників апаратного забезпечення, де висока надійність та низька вартість мають вищий пріоритет, ніж кількість оброблених системою подій.

Розглянутим дослідженням бракує запровадження гнучкості щодо потенційних змін вхідних даних, що виникнуть під час застосування у запроваджених системах "розумного" будинку, що характеризуються безперервними змінами станів системи через різноманітні ситуації життєдіяльності мешканців, періодичних змін їх кількості та звичок. Для адаптації методів оптимізації енергоспоживання систем "розумного" будинку в умовах періодичних змін структури вхідних даних та обмежень, пропонується використання алгоритмів машинного навчання [6], [8], які зарекомендували себе як ефективний механізм прийняття автоматизованих рішень, що не потребує подальшого залучення розробників для модифікацій і підтримки роботи розроблених та запроваджених систем.

Результати дослідження та їх обговорення

Джерела генерування даних інформаційної моделі. До основних джерел генерування потоків даних, які використовуються у внутрішніх механізмах систем "розумних" будинків належать розташовані всередині приміщень сенсори та давачі, а також "розумні" побутові прилади, що під'єднані до системи [14].

До найбільш поширених видів сенсорів, що використовують у системах "розумного" будинку належать:

- сенсори руху;
- давачі відкриття/закриття дверей та вікон;
- давачі температури всередині будинку;
- давачі вологості;
- давачі температури зовні будинку;
- давачі забрудненості повітря;
- давачі протікання води та газу;
- детектори диму;

До побутових приладів, що інтегруються у системи подібного типу, зазвичай, належать:

- системи опалення;
- системи вентиляції;
- освітлювальні прилади;
- "розумні" розетки;
- аудіо-відео апаратуру;
- електронні замки;
- роботизовані порохотяги;
- електрочайники та електричні печі;
- нагрівачі води;
- інші побутові прилади з можливістю віддаленого керування;



Рис. 1. Схема зв'язків станів електроприладів і появи подій та записів у БД

Інтелектуальні системи прийняття рішень, що використовують у житлових будинках можуть мати функції аналізу споживання приладами електроенергії та автоматизованого керування приладами будинку на підставі алгоритмів машинного навчання. Процеси навчання у таких системах використовують збережені історичні дані параметрів енергоспоживання, показники сенсорів та приладів з реальних ситуацій, тому розроблювана система має тісний взаємозв'язок між модулями СКБД та модулем автоматизованого прийняття рішень.

За допомогою використання розробленої СКБД, дані структуровано зберігаються у БД та можуть бути у подальшому використані для систем автоматизованого керування приладами будинку за допомогою алгоритмів штучного інтелекту для оптимізації рівня енергоспоживання у помешканні. Збережені стани приладів будинку з відповідними часовими мітками можуть виступати як навчальна вибірка для алгоритмів машинного навчання, які використовуватимуться для оптимальних енергоефективних налаштувань приладів будинку без взаємодії з людиною, а на підставі показників датчиків температури, вологості, руху та вподобань мешканців будинку взятих з історичних даних у БД Toyota Smart-home [9], що представлена набором даних про активність людей у побуті.

Застосування алгоритму штучної нейронної мережі для аналізу ефективності енергоспоживання.

Згадані сенсори та прилади збирають показники за визначеним системою розкладом та передають їх для подальшого опрацювання, або збереження. Дані, що надходять від сенсорів можуть бути представлені як в аналоговому, так і у цифровому вигляді. В подальшому отримані дані конвертуються системою у цифровий вигляд для зберігання і подальшого опрацювання.

Особливості збереження даних в інформаційній моделі. Збереження отриманих від сенсорів даних відбувається у спеціалізованих базах даних (рис. 1), структури яких розроблені враховуючи специфіку різноманітності типів даних, які надходять від джерел. Для керування та опрацювання збережених даних розробляються системи керування базами даних (СКБД). Розроблені системи керування базами даних мають задовольняти наступні нефункціональні вимоги, такі як швидкодія, надійність, підтримка, безпека та масштабування, що забезпечить безперебійний доступ системам "розумних" будинків до збережених даних для швидкого їхнього опрацювання та прийняття відповідних рішень базуючись на внутрішніх реалізаціях логіки [1].

Під час розроблення більшості систем "розумного" будинку, наступним етапом після налаштування процесу збирання та зберігання отриманих від сенсорів даних є процес розробки алгоритму логіки роботи системи [4]. Розвиток індустрії розроблення "розумних" будинків привів даний етап від розробки функцій опрацювання наперед визначених ситуацій, що виникають у будинку до розробки логіки з застосуванням алгоритмів штучного навчання для реагування системою на події, що не передбачаються розробниками системи завчасно, а покладаючись на вірність автоматизованого прийняття рішень системою. Даний підхід дає змогу системі виконувати потрібні дії завчасно до подій завдяки роботі процесу передбачення ситуацій з використанням механізмів штучного інтелекту. У розроблюваній системі процес аналізу енергоспоживання та автоматизованого прийняття рішень зміни налаштувань роботи побутових приладів базується на використанні алгоритму штучної нейронної мережі [2]. Попередньо зібрані дані з сенсорів розташованих у будинку та значень налаштувань побутових приладів використовуються для створення навчальної та тестової вибірок. Навчальна вибірка застосовується для процесу задавання вагових коефіцієнтів штучної нейронної мережі, що представляє собою класичний процес навчання зі вчителем. Тестова вибірка, водночас, використовують для визначення показника ефективності результатів штучної нейронної

мережі після застосування методу вибору оптимальної структури внутрішніх шарів мережі та процесу задавання вагових коефіцієнтів методом розрахунку похибки значень отриманих внаслідок роботи алгоритму та значень даних з історичної вибірки при ідентичних вхідних параметрах.

Автоматизація процесів аналізу та прийняття рішень може бути широко застосована для налаштування оптимальних режимів роботи побутових та промислових приладів, систем опалення, кондиціонування, електрообладнання та інших, для забезпечення оптимальних умов функціонування приладів без втручання людини з мінімальними затратами енергетичних ресурсів.

На сьогодні актуальним є питання автоматизації аналізу ефективності роботи електроприладів у приміщеннях на підставі даних від сенсорів у будинку для забезпечення комфорту проживання мешканців та забезпечення економічного використання енергоресурсів [2]. Вирішення даного питання може бути використане як базове, з подальшим використанням отриманих підходів та технік для розширення варіантів вхідних та вихідних параметрів.

Вхідними параметрами штучної нейронної мережі є значення температур, присутності мешканців, часу, тощо. Вихідними параметрами мають бути значення оптимального енергоспоживання електроприладами енергії та часу безперервної роботи приладу. Структурна схема інформаційної моделі системи аналізу енергоспоживання зображена на рис. 2.

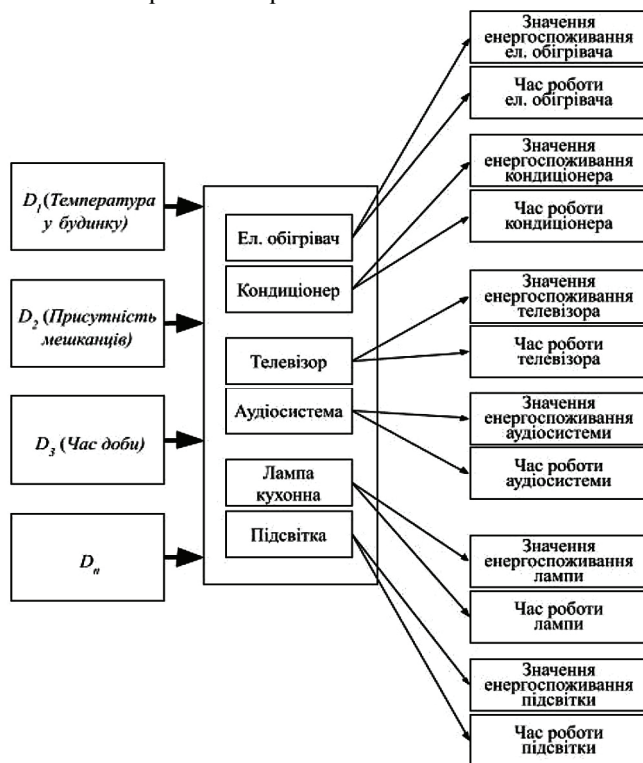


Рис. 2. Структурна схема інформаційної моделі системи аналізу енергоспоживання

Важливим аспектом є врахування впливу кожного окремого вхідного параметру, а також взаємозв'язок вхідних параметрів на кінцевий результат вихідних параметрів:

Температура у будинку – має прямий вплив на рівень енергоспоживання приладами, такими як електричний обігрівач, або кондиціонер, які вмикаються на

різні режими роботи для підтримки оптимального температурного режиму у приміщенні.

Присутність мешканців – може впливати на рівень енергоспоживання приладами, такими як телевізор та аудіосистема, які, зазвичай, увімкнені під час присутності мешканців у приміщенні.

Час доби – може впливати на рівень споживання електроенергії та тривалість роботи приладів, таких як освітлювальні прилади, що, зазвичай, вмикаються у темну пору дня.

Особливості процесу вибору внутрішньої структури та навчання штучної нейронної мережі. Вхідні параметри, які будуть подані на вхід штучної нейронної мережі (x_1, x_2, \dots, x_n) та результуючі параметри, які система має вираховувати відповідно до даних на вході (y_1, y_2, \dots, y_p) беруться з набору історичних даних зібраних з датчика температури, сенсорів руху та "розумних" розеток встановлених у будинку. Важливою задачею для запровадження ефективного використання алгоритму штучної нейронної мережі є розроблення методу вибору оптимальної структури прихованих шарів штучної нейронної мережі, а саме кількості внутрішніх шарів (N_h) та кількості нейронів кожного шару ($N^{(h)}$).

Для підвищення точності розрахунку системою вихідних оптимальних енерговитрат під час роботи електроприладів, відповідно до вхідних значень сенсорів у будинку, розроблена система має реалізований режим автоматизованої оптимізації внутрішньої структури штучної нейронної мережі. Основним принципом роботи цього режиму є перебір створених мереж з різними значеннями кількості внутрішніх шарів та значеннями кількості нейронів на кожному шарі з подальшим вираховуванням та порівнюванням середньої помилки між розрахованими вихідними значеннями параметрів та реальними параметрами приладів, що взяті з реальних історичних даних збережених у БД. Дані контрольної вибірки, що застосовуються для порівняння отриманих результатів роботи системи з реальними параметрами, були виокремлені з набору історичних даних випадковим чином до використання даного набору історичних даних у процесі тренування штучної нейронної мережі. Даний підхід дає змогу уникнути отримання низького рівня помилки роботи системи через ситуацію, коли штучна нейронна мережа завчила деякі ситуації з навчальної вибірки.

Реалізований алгоритм оптимізації по-кроково описаний нижче:

Крок 1. Визначити набір історичних даних. Приклад набору історичних даних, що буде використаний як тестова вибірка наведений у табл. 1.

Крок 2. Створити тестову вибірку на підставі історичних даних. Тестова вибірка для навчання алгоритму штучної нейронної мережі створюється шляхом виділення як вихідними, значень роботи алгоритму тих параметрів, які користувач бажає отримувати розрахованими автоматизовано.

Крок 3. Створити вибірку для перевірки результатів використання ШНМ. Зі всього набору історичних даних випадково вибирається кількість записів (5 % від всіх записів), яка буде використана для перевірки правильності роботи автоматизованого розрахунку параметрів приладів та вираховування значення відхилення розрахованих значень та історично збережених реальних значень.

Табл. 1. Приклад набору історичних даних

Температура повітря у кімнаті 1 (°C)	23	20	21	22	18	20	23	...
Температура повітря у кімнаті 2 (°C)	21	19	20	22	21	22	20	...
Час (сек. від початку доби)	6856	41586	48520	358	1568	25	16489	...
Присутність людей у кімнаті 1	true	true	false	true	true	true	false	...
Присутність людей у кімнаті 2	false	false	true	true	true	false	false	...
Значення енергоспоживання електроприладу 1 (кВт./год.)	750	650	0	650	650	0	0	...
Тривалість роботи електроприладу 1 (хв.)	54	182	0	50	10	0	0	...
Значення енергоспоживання електроприладу 2 (кВт./год.)	160	400	285	327	0	217	501	...
Тривалість роботи електроприладу 2 (хв.)	4	16	17	2	0	34	21	...

Табл. 2. Приклад набору вхідних/вихідних даних

Вхідні дані	Температура повітря у кімнаті 1 (°C)	23	20	21	22	18	20	23	...
	Температура повітря у кімнаті 2 (°C)	18	22	24	20	19	21	21	...
	Час (сек. від початку доби)	1658	568	15896	1100	1588	3586	65821	...
	Присутність людей у кімнаті 1	true	true	false	true	true	true	false	...
	Присутність людей у кімнаті 2	false	true	true	false	false	true	false	...
Вихідні дані	Значення енергоспоживання електроприладу 1 (кВт./год.)	0	750	550	750	650	0	800	...
	Тривалість роботи електроприладу 1 (хв.)	0	125	14	62	115	0	26	...
	Значення енергоспоживання електроприладу 2 (кВт./год.)	256	158	453	185	256	314	0	...
	Тривалість роботи електроприладу 2 (хв.)	4	456	589	458	156	201	0	...

Табл. 3. Приклад набору вхідних/вихідних даних

Вхідні дані	Температура повітря у кімнаті 1 (°C)	23	20	21	22	18	20	23	...
	Температура повітря у кімнаті 1 (°C)	20	18	21	20	22	18	19	...
	Час (сек. від початку доби)	458	7856	47	25689	1458	58214	45236	...
	Присутність людей у кімнаті 1	true	false	true	false	true	false	true	...
	Присутність людей у кімнаті 2	false	true	true	true	false	true	true	...
Вихідні дані	Значення енергоспоживання електроприладу 1 (кВт./год.)	650	550	750	0	0	0	650	...
	Тривалість роботи електроприладу 1 (хв.)	344	124	10	0	0	0	0	...
	Значення енергоспоживання електроприладу 2 (кВт./год.)	489	0	456	327	100	0	560	...
	Тривалість роботи електроприладу 2 (хв.)	44	0	17	2	47	0	18	...

Крок 4. Пошук оптимальної структури прихованих шарів ШНМ.

4.1. Визначаємо змінні кількості прихованих шарів штучної нейронної мережі (L), кількості нейронів на кожному шарі (N_L) та їхні початкові поточні значення.

4.2. Процес тренування штучної нейронної мережі з внутрішньою структурою нейронів, що відповідає поточним значенням кількості прихованих шарів штучної нейронної мережі L , кількості нейронів на кожному шарі N_L . Для розробленої системи допустимим порогом помилки встановлено 0.015 (1.5%), а максимальною кількістю ітерацій навчання 20 000.

4.3. Перевірка результатів роботи ШНМ. Запуск алгоритму ШНМ на тестовій вибірці, коли на вхід подається значення реальних історичних даних (X_r) та отримуються розраховані алгоритмом результуючі параметри (Y_{calc}).

Розрахунок % помилки (ΔY) для кожного вихідного параметру (значень енергоспоживання та часу роботи):

$$\Delta Y_i = |Y_{calc}^i - Y_r^i| / Y_r^i, \quad (1)$$

де i – порядковий номер параметру, Y_r^i – значення параметру з тестової вибірки, Y_{calc}^i – значення вихідного параметру розрахованого алгоритмом.

Значенням помилки роботи алгоритму штучної нейронної мережі з поточною структурою прихованих шарів (ΔY_{struct}) вважатимемо середнє арифметичне значення помилок отриманих для кожного окремого параметру:

$$\Delta Y_{struct} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta Y_i, \quad (2)$$

де, n – кількість вихідних параметрів, i – порядковий номер параметру, ΔY_i – відсоткове значення помилки розрахованого для поточного параметру.

Ранжування створених структур за ефективністю роботи. Перевірити умову додавання нового нейрону до поточного прихованого шару. Якщо значення помилки створеної структури не було менше значення третьої за списком попередньо створених структур протягом останніх п'яти ітерацій – переходимо до наступного кроку алгоритму (Крок 6). Інакше, додаємо до поточного прихованого шару (L_i) додатковий нейрон. Після додавання додаткового нейрону у останній шар ШНМ, вертаємось до Кроку 4.2.

Перевірка умови завершення алгоритму. Структуру з найменшим значенням помилки серед списку структур з поточною кількістю прихованих шарів (L) додаємо у загальний список створених найоптимальніших структур, відсортований за значеннями помилки роботи алгоритму починаючи від найменшого.

Якщо значення помилки доданої у список структури не було менше значення третьої за списком з попередньо доданих структур протягом останніх п'яти ітерацій – завершуємо алгоритм пошуку оптимальної внутрішньої структури ШНМ. За найефективнішу структуру вважається перша у списку структура з найменшим середньоарифметичним значенням похибки всіх автома-

тизовано визначених вихідних параметрів штучної нейронної мережі. Інакше, переходимо до Кроку 7 алгоритму для збільшення кількості прихованих шарів штучної нейронної мережі.

Визначення кількості прихованих шарів структури ШНМ наступного циклу. Додаємо до найефективнішої створеної на поточний момент структури штучної нейронної мережі додатковий прихований шар з одним нейроном. Після додавання додаткового прихованого шару ШНМ з одним початковим нейроном, вертаємось до Кроку 2 алгоритму.

Нижче представлені значення похибки роботи штучної нейронної мережі створеної з різною кількістю прихованих шарів (рис. 3).

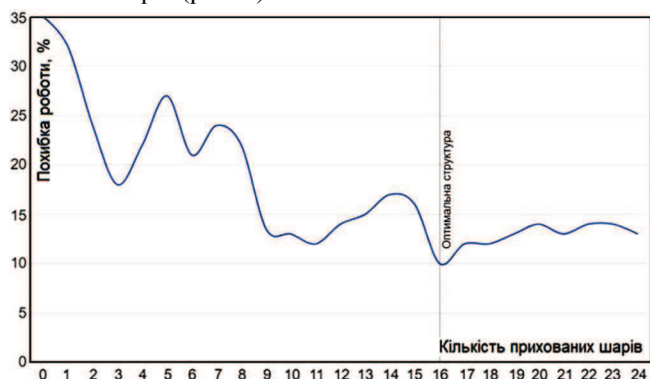


Рис. 3. Графік значення похибки роботи алгоритму ШНМ при створених структурах

Обговорення результатів дослідження. З результатів роботи алгоритму слідує, що похибка роботи створених структур прихованих шарів штучної нейронної мережі швидко знижується на початкових етапах роботи алгоритму, досягає свого мінімуму на структурі з 16 прихованими шарами, поступово перетворюючи структуру у надлишкову без відчутного покращення ефективності роботи алгоритму. Тому, важливою умовою роботи алгоритму є чітке дотримання критеріїв зупинки, що налаштовані на визначення періоду зменшення ефективності процесу пошуку оптимальної структури прихованих шарів штучної нейронної мережі. При проведенні дослідження не має змоги отримати інформацію, яка дасть змогу проаналізувати внутрішні взаємозалежності у вхідних даних для виявлення причини зміни значень похибки роботи штучної нейронної мережі. Вирішення даної проблеми є завданням, що має бути розглянуте у подальшому розвитку дослідження.

Висновки

Розроблено метод вибору оптимальної структури прихованих шарів ШНМ, ідеєю якого є практичне застосування декількох внутрішніх структур ШНМ та подальшого розрахунку похибки роботи кожної структури прихованих шарів з використанням ідентичних наборів даних для навчання ШНМ, що виключає вплив на результати роботи алгоритму специфіки даних у навчальній вибірці. Метод дає змогу реалізувати пошук оптимальної внутрішньої структури ШНМ для розрахунку оптимального рівня енергоспоживання відповідно до поточних умов, таких як температура у приміщеннях, присутність людей та час доби. Розроблене програмне забезпечення дає змогу провести процеси навчання, випробування та отримати вихідні результати роботи

алгоритму штучної нейронної мережі, такі як очікуване значення енергоспоживання та часу роботи кожного окремого електроприладу.

З аналізу отриманих результатів слідує, що недоліком використаного підходу знаходження оптимальної внутрішньої структури штучної нейронної мережі є те, що кожна наступна структура створюється на базі найефективнішої з попередньо створених структур, без аналізу інших структур, що показали гірші результати при меншій кількості прихованих шарів. Для розв'язання даної задачі необхідно створити механізм, що базуватиметься на аналізі вхідних даних, вихідних даних, аналізуватиме внутрішні взаємозв'язки між параметрами та оптимізує структуру мережі на кожному етапі за допомогою визначених логічних правил відповідно до результатів отриманих на попередньому кроці.

Вирішення поставленої проблеми є задачею нелінійного програмування, що може бути розв'язана при подальшому розвитку даного дослідження.

References

- [1] Das, S., Dai, R., Koperski, M., Minciullo, L., Garattoni, L., & Francesca, G. (2019). Toyota Smarthome: Real-World Activities of Daily Living. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 27 Oct.-2 Nov. 2019, Seoul, Korea (South), 833–842. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00092>
- [2] Ding, F., Song, A., Tong, E., & Li, J. (2016). A Smart Gateway Architecture for Improving Efficiency of Home Network Applications. *Journal of Sensor* 2016. <https://doi.org/10.1155/2016/2197237>
- [3] Ge, M., Bangui, H., & Buhnova, B. (2018). Big Data for Internet of Things: A Survey. *Future Generation Computer Systems*, 87, 601–614. <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.04.053>
- [4] Izonin, I., Tkachenko, R., Kryvinska, N., Zub, K., Mishchuk, O., & Lisovych, T. Recovery of Incomplete IoT Sensed Data using High-Performance Extended-Input Neural-Like Structure. *Procedia Computer Science*, 160, 521–526. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.11.054>
- [5] Kalaiprasath, R., & Sakthivel, C. (2016). A Comparative Review On Internet Protocol Version 6 (IPv6). *International Journal of Advanced Research*, 4(2), 1076–1078.
- [6] Karansingh, C., Shreena, J., Dhurmin, T., Jitendra, R., Sudeep, T., & Mohammad, O. (2020). *Automated Machine Learning: The New Wave of Machine Learning*. 2nd International Conference on Innovative Mechanisms for Industry Applications (ICIMIA), 5–7 March 2020, Bangalore, India, 205–212. <https://doi.org/10.1109/ICIMIA48430.2020.9074859>
- [7] Kazarian, A., Teslyuk, V., Tsmots, I., & Mashevskaya, M. (2017). *Units and structure of automated "smart" house system using machine learning algorithms*. Proceeding of the 14 th International Conference "The Experience of Designing and Application of Cad Systems in Microelectronics", CADSM2017, 21–25 February 2017, Polyana, Lviv, Ukraine, 364–366. <https://doi.org/10.1109/CADSM.2017.7916151>
- [8] Kotsovsky, V., Geche, F., & Batyuk, A. (2015). *Artificial complex neurons with half-plane-like and angle-like activation function*. In Proceedings of the Xth International Scientific and Technical Conference "Computer Sciences and Information Technologies" (CSIT), Lviv, Ukraine, 2015, 57–59. <https://doi.org/10.1109/STC-CSIT.2015.7325430>
- [9] Mao, J., Lin, Q., & Bian, J. (2018). Application of Learning Algorithms in Smart Home IoT System Security. *American Institute of Mathematical Sciences*. DOI: 10.3934/mfc.2018004. <https://doi.org/10.3934/mfc.2018004>

- [10] Mishchuk, O., Tkachenko, R., Izonin, I. (2020). Missing Data Imputation Through SGTN Neural-Like Structure for Environmental Monitoring Tasks. In: Hu Z., Petoukhov S., Dychka I., He M. (eds) *Advances in Computer Science for Engineering and Education II. ICCSEEA 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing*, 938, 142–151. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-16621-2_13
- [11] Mokhtari, G., Anvari-Moghaddam, A., & Zhang, Q. (2019). A New Layered Architecture for Future Big Data-Driven Smart Homes. *IEEE Access* 2019, 7, 19002–19012. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2896403>
- [12] Seydizadeh, S., Rahimian, F. P., Glesk, I., & Roper, M. (2018). Machine learning for estimation of building energy consumption and performance: a review. *Visualization in Engineering*, 6, 5. <https://doi.org/10.1186/s40327-018-0064-7>
- [13] Su, W., & Huang, A.Q. (2013). *Proposing A Electricity Market Framework for The Energy Internet*. In Proceedings of the IEEE Power and Energy Society General Meeting, Vancouver, BC, Canada, 21–25 July 2013, 1–5.
- [14] Sun, Q., Yu, W., Kochurov, N., Hao, Q., & Hu, F. (2013). A Multi-Agent-Based Intelligent Sensor and Actuator Network Design for Smart House and Home Automation. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 2(3), 557–588. <https://doi.org/10.3390/jsan2030557>
- [15] Take Control over Rising Energy Costs. (2021). Sunrun Sunrun. Retrieved from: <https://sunrun.com>
- [16] Tsoukalas, L. H., Gao, R., & Lafayette, W. (2008). *Inventing An Energy Internet the Role of Anticipation in Human-Centered Energy Distribution and Utilization*. In Proceedings of the 2008 SICE Annual Conference, Tokyo, Japan, 20–22 August 2008, 399–403. <https://doi.org/10.1109/SICE.2008.4654687>

A. G. Kazarian, V. M. Teslyuk, I. Ya. Kazymyra

Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine

SELECTION OF THE OPTIMAL STRUCTURE OF HIDDEN LAYERS OF THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR ENERGY EFFICIENCY ANALYSIS

A method for optimal structure selection of hidden layers of the artificial neural network (ANN) is proposed. Its main idea is the practical application of several internal structures of ANN and further calculation of the error of each hidden layer structure using identical data sets for ANN training. The method is based on the alternate comparison of the expected result values and the actual results of the feedforward artificial neural networks with a different number of inner layers and a different number of neurons on each layer. The method affords searching the optimal internal structure of ANN for usage in the development of "smart" house systems and for calculation of the optimal energy consumption level in accordance with current conditions, such as room temperature, presence of people, and time of the day. The usage of the presented method allows to reduce the time spent on choosing the effective structure of the artificial neural network at the initial stages of research and to pay more attention to the relationship between the input and output data, as well as to such important parameters of the ANN learning process, as a number of training iterations, minimal training error, etc. The software has been developed that allows to carry out the processes of training, testing, and obtaining the output results of the algorithm of the artificial neural network, such as the expected value of power consumption and operating time of each individual appliance. The disadvantage of the approach used in finding the optimal internal structure of the artificial neural network is that each subsequent structure is created on the basis of the most efficient of the previously created structures without analyzing other structures that showed worse results with fewer hidden layers. It was found that to improve the solution of this problem it is necessary to create a mechanism which will be based on the analysis of input data, output data, will analyze the internal relationships between parameters and will optimize the network structure at each stage using certain logical rules according to the results obtained in the previous step. It is established that this problem is a nonlinear programming problem that can be solved in the further development of this study.

Keywords: selection method; hidden layers; "smart" house; energy consumption optimization; artificial neural network (ANN).

Інформація про авторів:

Казарян Артем Геннадійович, аспірант, кафедра автоматизованих систем управління.

Email: artem.kazarian@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0002-6883-0233>

Теслюк Василь Миколайович, д-р техн. наук, професор, в.о. завідувача кафедри автоматизованих систем управління.

Email: vasylyteslyuk@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0002-5974-9310>; ResearcherID: [R-5436-2017](https://orcid.org/0000-0002-5974-9310)

Казимира Ірина Ярославівна, канд. техн. наук, доцент, кафедра автоматизованих систем управління.

Email: iryna.y.kazymyra@lpnu.ua; <https://orcid.org/0000-0003-1597-5647>; ResearcherID: [V-5421-2017](https://orcid.org/0000-0003-1597-5647)

Цитування за ДСТУ: Казарян А. Г., Теслюк В. М., Казимира І. Я. Вибір оптимальної структури прихованих шарів штучної нейронної мережі для аналізу ефективності енергоспоживання. *Український журнал інформаційних технологій*. 2021, т. 3, № 1. С. 30–36.

Citation APA: Kazarian, A. G., Teslyuk, V. M., & Kazymyra, I. Ya. (2021). Selection of the optimal structure of hidden layers of the artificial neural network for energy efficiency analysis. *Ukrainian Journal of Information Technology*, 3(1), 30–36.

<https://doi.org/10.23939/ujit2021.03.030>