

ДОДАТОК А

Графічний матеріал кваліфікаційної роботи

ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ
Факультет комп'ютерної інженерії та управління
Кафедра електронних обчислювальних машин

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Модель штучної нейромережі для підтримки мікроклімату у великих приміщеннях

Здобувач
Владислав ПЛУГІН

Керівник:
доц. Олексій ПІСКАРЬОВ

Харків 2025

1

МЕТА ТА ЗАДАЧІ РОБОТИ

Метою цієї роботи є розробка моделі штучної нейромережі для інтелектуальної підтримки мікроклімату у великих приміщеннях шляхом прогнозування й адаптивного регулювання температури, вологості та концентрації CO₂ на основі сенсорних даних та змінних умов експлуатації.

Задачі: провести аналіз методів та моделей керування мікрокліматом, а також сучасні нейромережеві технології, активаційні функції та методи машинного навчання. Розглянути ансамблеві моделі, зокрема XGBoost, як ефективний інструмент для точного прогнозування. Розробити нейромережева модель, що забезпечує інтеграцію сенсорної інформації, масштабованість й підтримку адаптивного регулювання з можливістю безперервного навчання. Провести дослідження запропонованої моделі.

2

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА МОДЕЛЕЙ ПІДТРИМКИ МІКРОКЛІМАТУ

Мікроклімат залежить від параметрів оточуючого середовища, таких як температура повітря, середня температура, швидкість повітря й вологість, а також від людських факторів, зокрема рівня фізичної активності та термічного опору одягу. Нечітка модель для оцінки умов повітря в приміщеннях, має дозволяти визначення оптимальних значень температури та вологості повітря, й враховувати індивідуальні особливості людини. Усі моделі управління мікрокліматом в приміщенні можна умовно поділити на три основні класи.

Моделі управління мікрокліматом		
<p>"Білий ящик"</p> <ul style="list-style-type: none"> • Класичні диференційні рівняння • Модель Фангера • Модель PD • Модель PS • Модель TS • Адаптивні моделі 	<p>"Чорний ящик"</p> <ul style="list-style-type: none"> • ПІД-регулятор • Нейроні мережі • Моделі нечіткої логіки • Мультиагентні моделі • Генетичні алгоритми 	<p>"Сірий ящик"</p>

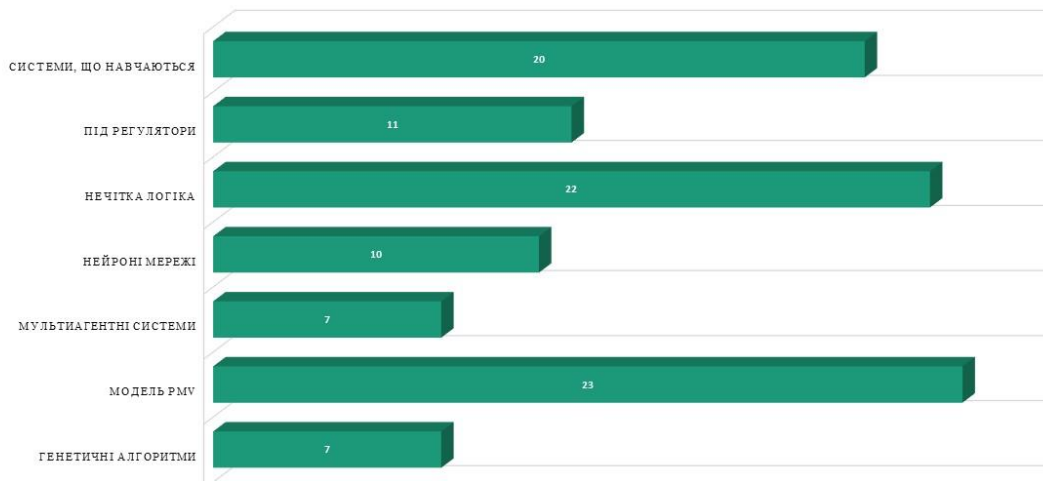
Модель «білого ящика» передбачає повне знання всіх вхідних та вихідних даних, а також усіх зовнішніх й внутрішніх параметрів.

Моделі «чорного ящика» не використовують явне застосування фізичних принципів при їх побудові. Вони базуються лише на вхідних і вихідних параметрах, без детального опису внутрішніх механізмів.

Моделі «сірого ящика» частково ґрунтуються на фізичних принципах. Вони не містять повного набору відомих параметрів, які можна обчислити або виміряти. Така модель є гібридною, поєднуючи риси моделей першого та другого типу.

3

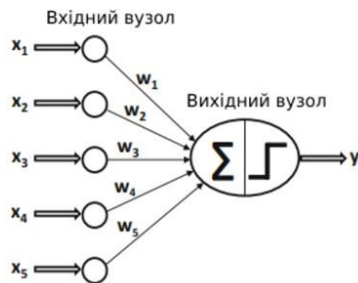
Аналіз переваг й недоліків існуючих моделей



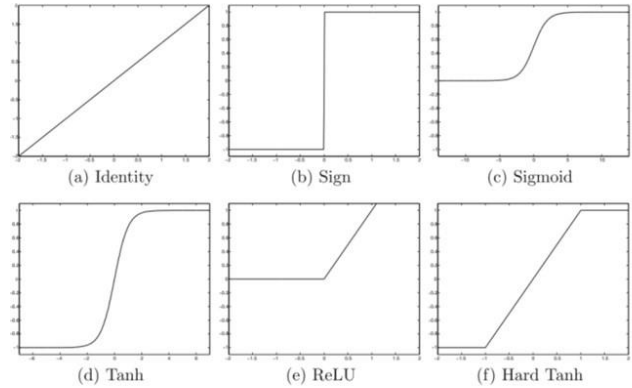
4

Штучні нейронні мережі

Структура штучного нейрона



Функції активації



5

Ансамблеві методи

Підходи для збору ансамблів



Беггінг (bootstrap aggregating) передбачає створення кількох моделей шляхом випадкового формування навчальних підмножин з використанням методу бутстрепу.

Стекінг застосовується як до моделей класифікації, так і до моделей регресії, причому процес для обох типів аналогічний.

Бустінг (Boosting) — це підхід, за якого кілька моделей навчаються послідовно, при цьому кожна наступна модель концентрується на тих прикладах, що були неправильно класифіковані або передбачені попередньою.

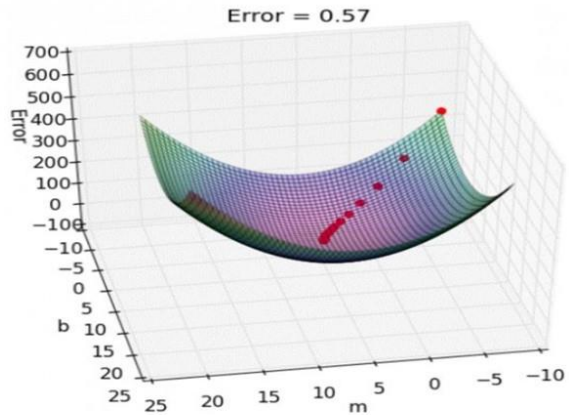
6

Модель XGBoost - extreme gradient boosting

Принцип градієнтного спуску для лінійної регресії

Алгоритм Gradient Boosting реалізує ідею поступового вдосконалення ансамблю слабких прогнозуючих моделей — зазвичай дерев регресії — де кожна наступна модель спрямована на виправлення помилок, допущених попередніми. Таким чином, формуються точніші прогнози, що в сукупності дозволяє побудувати потужного узагальнюючого прогнозатора. Цей підхід забезпечує гнучкість та високу точність у задачах як класифікації, так і регресії.

$$\hat{F}(x) = \sum_{i=1}^M \gamma_i h_i(x).$$



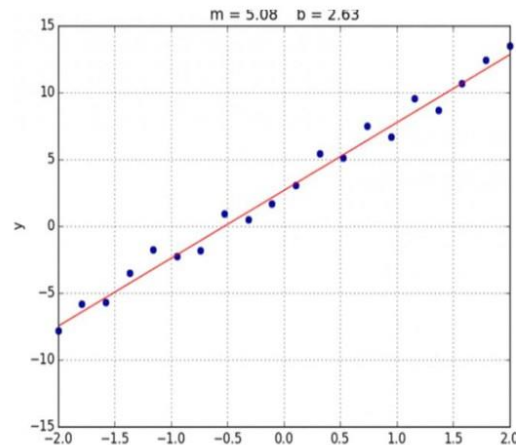
7

Модель XGBoost - extreme gradient boosting

Принцип градієнтного спуску для лінійної регресії

Остаточний прогноз у градієнтному бустінгу визначається як зважена сума всіх побудованих дерев M , де кожне дерево враховується з певним коефіцієнтом стиснення λ . Цей підхід дозволяє поступово вдосконалювати модель, зберігаючи при цьому контроль над її складністю та запобігаючи перенаванчненню.

Однією з інтуїтивних концепцій градієнтного бустінгу є аналогія з градієнтним спуском, що широко застосовується для мінімізації функції втрат у задачах оптимізації.



8

Модель XGBoost - extreme gradient boosting

У випадку простої лінійної регресії від'ємний градієнт функції втрат вказує напрямком, у якому необхідно коригувати параметри моделі (такі як нахил чи зсув), щоб зменшити похибку. У градієнтному бустінгу така логіка переноситься на побудову дерев: кожне наступне дерево будується таким чином, щоб скоригувати помилки попередніх, орієнтуючись на напрямок градієнта функції втрат, що робить цей підхід надзвичайно потужним і гнучким. Представити це математично у вигляді наступного виразу для функції втрат, яка визначає міру відхилення прогнозованих значень від фактичних.

$$L = \sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Для мінімізації функції втрат обчислюється її похідна за параметрами моделі - зокрема, за кутовим коефіцієнтом і вільним членом. Потім до кожного параметра додається протилежне за знаком значення цієї похідної, зважене на коефіцієнт швидкості навчання (learning rate). Такий крок здійснюється ітеративно: на кожному етапі параметри моделі коригуються у напрямку зменшення помилки, доки не буде досягнуто збіжності або прийнятної рівня точності. Цей процес дозволяє поступово наблизитися до оптимального набору параметрів, які забезпечують мінімальне значення функції втрат і, відповідно, високу якість прогнозування.

$$\theta^{(m+1)} = \theta^{(m)} - learningRate * \frac{\partial L}{\partial \theta^{(m)}}$$

На кожному кроці модель навчається компенсувати помилки попередніх прогнозів:

$$\hat{y}_i^{(m+1)} = \hat{y}_i^{(m)} - learningRate * \frac{\partial L}{\partial \hat{y}_i^{(m)}}$$

Функцію втрат у випадку градієнтного бустінгу можна представити у вигляді суми внесків усіх дерев, де кожне дерево додає корекцію до попереднього прогнозу

$$L(f_m) = - \sum_{j=1}^T \frac{G_j^2}{n_j}$$

Модель не просто підганяє залишки, як у класичному градієнтному бустінгу, а виконує оптимізацію, що забезпечує кращу узагальнювальну здатність та керує складністю дерева:

$$Gain = \frac{G_{jL}^2}{n_{jL}} + \frac{G_{jR}^2}{n_{jR}} - \frac{(G_{jL} + G_{jR})^2}{n_{jL} + n_{jR}}$$

9

Модель XGBoost - extreme gradient boosting

Якщо ж завданням є класифікація, то початковим прогнозом є логарифм відношення ймовірностей для бінарного класу, що забезпечує стартову точку для подальшого уточнення прогнозу шляхом додавання нових дерев.

$$F_0(x) = \operatorname{argmin} \sum_{j=1}^n L(\gamma_j, \gamma)$$

Від'ємний градієнт функції втрат по відношенню до поточних прогнозів моделі.

$$r_{jm} = - \left[\frac{\partial L(y_i, F(x_i))}{\partial F(x_i)} \right]$$

Коли побудована структура дерева регресії, залишається визначити єдине числове значення для кожного листа, яке мінімізує загальні втрати, шляхом взяття похідної функції втрат за гаммою й прирівнювання її до нуля. У результаті оптимальним значенням для прогнозу в кожному листковому вузлі стає середнє значення залишків (градієнтів) у цьому листі, що забезпечує найкращу локальну апроксимацію цільової функції.

$$W_{jm} = - \frac{G_{jm}}{n_{jm}}$$

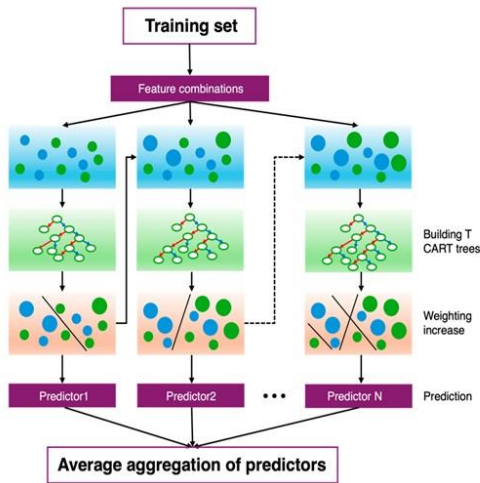
Нове дерево регресії додається до початкового прогнозу, причому його внесок зменшується шляхом множення на визначений коефіцієнт швидкості навчання. Далі обчислюється від'ємний градієнт вже оновленої моделі, і цей процес повторюється задану кількість разів, кожного разу уточнюючи прогноз шляхом додавання нових дерев, які компенсують помилки попередніх.

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + \gamma_m h_m(x)$$

10

Дослідження моделі штучної нейромережі

Схематичне зображення дослідження для моделювання мікроклімату



Середньоквадратична похибка

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Залишкова передбачувальна девіація

$$RPD = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}{RMSE}$$

11

Дослідження моделі штучної нейромережі

Для оцінки продуктивності моделей застосовувалися метрики RMSE і R^2 , причому середньоквадратичні похибки для навчального та тестового наборів даних позначалися як RMSET та RMSEP, а коефіцієнти детермінації—як R_T^2 та R_P^2 відповідно таблиці.

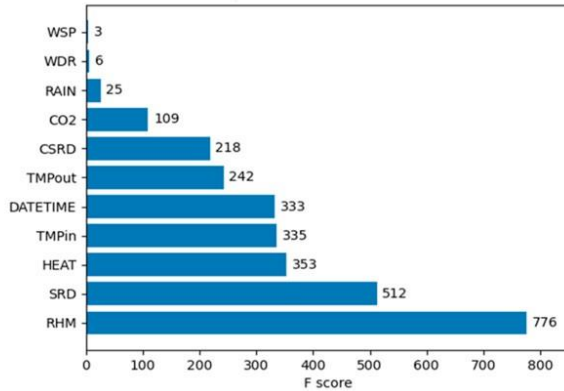
Параметри продуктивності моделі прогнозування

Параметр	RMSET	R_T^2	RMSEP	R_P^2	RPD
TMPin	0.5226	0.9753	0.5471	0.9724	6.0197
RHM	3.1256	0.9682	3.2789	0.9656	5.3878
CO2	8.5519	0.9940	9.5919	0.9929	11.8464

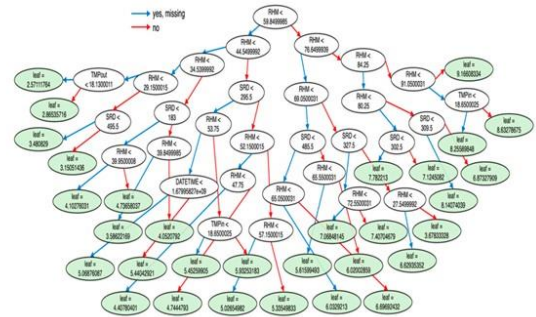
12

Дослідження моделі штучної нейронмережі

Аналіз впливу параметрів моделі на прогнозування відносної вологості



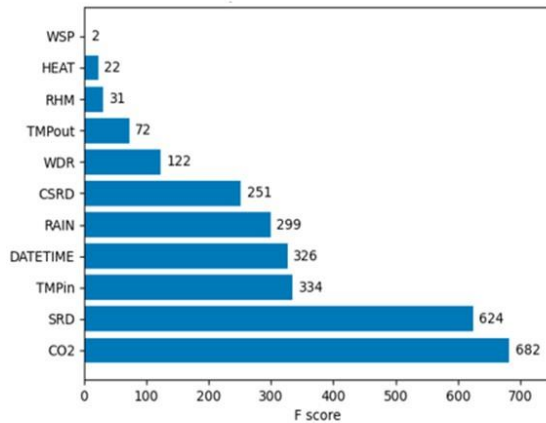
Структура дерева рішень моделі для прогнозування відносної вологості



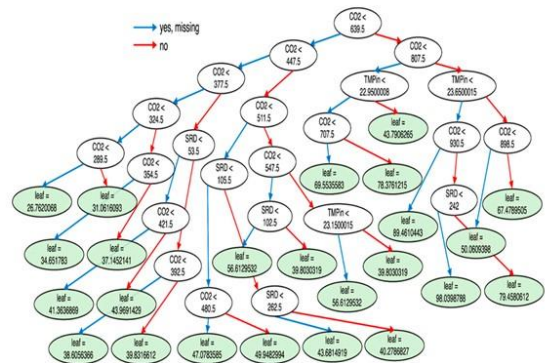
15

Дослідження моделі штучної нейронмережі

Аналіз впливу структури рішення моделі для прогнозування концентрації CO₂



Структура дерева рішень моделі для прогнозування концентрації CO₂



16

Дослідження моделі штучної нейромережі

Фрагмент коду на PYTHON 3.8 використання моделі для прогнозування концентрації CO₂

```
import pandas as pd
import xgboost as xgb
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error

# 1. Завантаження даних (CSV-файл із параметрами мікроклімату)
data = pd.read_csv('microclimate_data.csv')

# 2. Вибір вхідних ознак та цільової змінної
features = ['temperature', 'humidity', 'light', 'occupancy', 'time_of_day']

# приклад ознак
target = 'co2_30min_ahead' # концентрації CO2 через 30 хв.

X = data[features]
y = data[target]

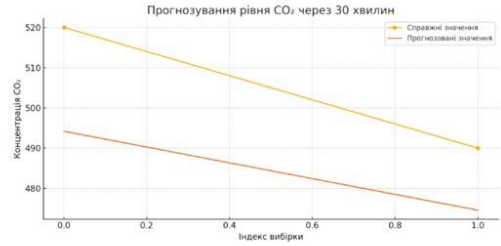
# 3. Розбиття на тренувальну і тестову вибірки
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# 4. Ініціалізація та навчання моделі
model = xgb.XGBRegressor(
    objective='reg:squarederror',
    n_estimators=100,
    learning_rate=0.1,
    max_depth=5,
    subsample=0.8,
    colsample_bytree=0.8,
    random_state=42
)
model.fit(X_train, y_train)

# 5. Прогнозування
y_pred = model.predict(X_test)

# 6. Оцінка якості моделі
mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
print(f"Середньоквадратична помилка (MSE): {mse:.2f}")

co2_30min_ahead = стовпець, який містить змінене на 30 хв значення
CO2, отримане за допомогою взуву в часі (наприклад,
data['co2_30min_ahead'] = data['co2'].shift(-6) при інтервалі 5 хв.)
```



17

ПУБЛІКАЦІЇ

Секція 2. Інтеграція IT у промисловість: сучасні тенденції

УДК 697.9:004.032.26:004.652

МОДЕЛЬ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПІДТРИМКИ МІКРОКЛІМАТУ У ВЕЛИКИХ ПРМИСЛОВИХ ТА ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ПІДХОДІВ ТА ГІБРИДНИХ СВОЄБИ ІНФОРМАЦІЇ

Ріскарова О.М., к.т.н., доц.
Абрамочки Д.О., здобувач РВО магістр
Пугін В.В., здобувач РВО магістр
Харківський національний університет радіоелектроніки
м. Харків, Україна, oleskiy.piskarov@npu.edu.ua

Анотація. У статті розглянуто модель інтелектуальної системи підтримки мікроклімату у великих промислових, що ґрунтується на використанні штучних нейронних мереж та гібридну архітектуру обробки даних. Зарезоновано підхід до обробки та використання великих обсягів сенсорної інформації у системі моніторингу мікроклімату, що дозволяє забезпечити як високу точність прогнозування, так і швидку обробку даних. Архітектура системи впроваджує складну динамічну структуру та дозволяє адаптуватися до змінних умов, оптимізувати керування мікрокліматом. Модель реалізує ітеративне зчитування та локальне зчитування з сенсорів, що навчається на історичних даних та забезпечує точне регулювання мікрокліматичних параметрів.
Ключові слова: мікроклімат, нейронні мережі, гібридні системи, інтелектуальна система, прогнозування, оптимізація

Автоматизація керування мікрокліматом у великих промислових – одне з пріоритетних завдань сучасного теплового середовища, оскільки забезпечує стабільність умов сприяє як підвищенню комфорту, так і ефективному енергозбереженню. Системи моніторингу та регулювання потребують обробки величезних масивів даних, зокрема у різноманітних сенсорах, що постійно фіксують зміни параметрів. Водночас ці дані мають бути зберігані у надійній спосіб і можливість швидкого доступу для навчання моделей прогнозування. Використання гібридних систем дозволяє поєднати переваги локальних і змінних рішень, а штучні нейромережі – ефективно працювати з неструктурованими та нелінійними залежностями, характерними для процесів формування мікроклімату.

Метою роботи є створення адаптивного інтелектуального середовища, яке забезпечує комфорт, енергоефективність та можливість довготривалого зберігання історичних даних для аналізу. Загальна архітектура системи представлена на рис. 1. Вона включає модуль збору даних на основі мікроконтролера STM32F407, який зчитує сигнали з датчиків температури, вологості CO₂ та освітлення. Дані передаються до гібридної системи [1], що складається з локальної та хмарної частин, завдяки чому надійно працює нейронна мережа для прогнозування параметрів мікроклімату. На основі прогнозу система адаптивного керування формує керувальні сигнали для виконавчих механізмів, забезпечуючи оптимальні умови в промисловій відповідно до

Секція 2. Інтеграція IT у промисловість: сучасні тенденції

РМВ або вручну заданим, розраховує відхилення та коригує режим роботи пристроїв у режимі реального часу. Це дозволяє уникнути перепади енергії та забезпечити стабільність мікроклімату навіть при різних зовнішніх змінах [3].

Зарезонована модель інтелектуальної системи підтримки мікроклімату у великих промислових демонструє ефективне поєднання технологій штучного інтелекту, гібридного збереження даних та мікроконтролерного керування. В основі системи лежить використання нейронних алгоритмів (LSTM) для прогнозування зміни параметрів середовища, що дозволяє здійснювати адаптивне регулювання у режимі реального часу. Інтеграція моделі РМВ забезпечує максимальну кількісну оцінкування теплового комфорту, а застосування гібридного сховища підвищує надійність і масштабованість архітектури, що особливо важливо при обробці великих обсягів сенсорної інформації [4].

Практична значущість запропонованої системи полягає у можливості її впровадження у різноманітні галузі: офісні приміщення, тепличні комплекси, логістичні та виробничі центри, навчальні заклади. Використання адаптивного інтелектуального керування дає змогу не лише підвищити комфортність середовища, але й суттєво знизити енергоспоживання за рахунок точного прогнозування та своєчасного втручання у керуванні дії.

Перспективні розробки системи включають розширення функціональності шляхом інтеграції з іншими елементами "розумного будинку" або "розумного виробництва", зокрема, з системами безпеки, розпізнавання присутності, адаптивного освітлення тощо. Крім того, передбачається вивчення можливостей використання більш складних нейронних архітектур, таких як трансформери, для глибокого аналізу причинно-наслідкових залежностей між параметрами середовища [5].

Загалом, представлена система закладає підґрунтя для створення нових поколінь інтелектуальних керувальних комплексів, що здатні ефективно функціонувати в умовах швидкозмінного середовища та великого обсягу даних, зберігаючи стабільність, адаптивність і масштабованість.

Список літератури

1. Пахомов І.І., Сріван С.В. Системи зберігання великих даних: архітектура та моделі // Вісник НТУУ «КПІ». Серія: Комп'ютерні науки. – 2021. – № 2. – С. 45–53.
2. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2016. – P. 770–778.
3. Тараненко В.С., Костенко І.М. Нейронні мережі та їх застосування в автоматизованих системах керування // Автоматизація процесів керування. – 2020. – № 3. – С. 12–16.
4. Zhang Y., Zheng Y., Qi D. Deep Spatio-Temporal Residual Networks for Citywide Street Flow Prediction // Proceedings of AAAI. – 2017.
5. Власов М.М., Колосовський В.М. Хмарні та гібридні технології збереження інформації // Системи обробки інформації. – 2022. – № 1. – С. 89–94.

МНПК «Інформаційні технології в сучасному світі», Харків, ДВТУ, 2025

підприємств покращити комфортність. Комунікація між модулями реалізована за допомогою стандартних шифрованих протоколів та API.



Рис. 1. Структурна схема системи підтримки мікроклімату

Серед системи є мікроконтролер STM32F407, що виконує зчитування даних з цифрових сенсорів температури, вологості, рівня CO₂, освітленості та ін. Дані передаються через протоколи I2C, SPI та UART. Обробка інформації на низькому рівні (фільтр, первинна фільтрація, аргументація) відбувається безпосередньо на рівні контролера. У системі реалізовано апаратну підтримку адаптивного керування на основі моделі РМВ (Predicted Mean Vote), що дозволяє кількісно оцінити тепловий комфорт користувача на основі фізіологічних параметрів та параметрів середовища [2].

Уся отримана інформація дані передається на центральний сервер, де реалізовано гібридне сховище даних: частина даних розміщується локально в базі даних (MySQL, SQLite або PostgreSQL), решта синхронізується з хмарною сервісом (наприклад, Amazon S3 або Firebase). Така архітектура забезпечує високу доступність, надійність та масштабованість системи. Дані останніх днів зберігаються в RAM-диску для швидкого доступу нейронній мережі, а архівні дані – в пам'яті з підтримкою резервного копіювання та ретрансляції.

Для прогнозування параметрів мікроклімату у системі застосовано штучну нейронну мережу типу LSTM (Long Short-Term Memory), що враховує тимчасову залежність у даних. Навчання мережі проводиться на історичних даних, отриманих із гібридного сховища. Мережева модель навчена на основі реальних даних з експериментального теплового комплексу та офісного середовища. При цьому були використані типові сценарії зміни: прихід людей у приміщення, зміни вологості, температури, відкриття вікон, зміни погоди. Завдяки використанню методу скільки-будь вікон та адаптивного градієнта, модель здатна оперативно адаптуватися до нових умов і пролонгувати навчання без повного перезапуску.

Регулювання здійснюється автоматично за принципом зворотного зв'язку: система порівнює прогнозований стан з бажаним (визначеним через

155

154

156

18

ПУБЛІКАЦІЇ



вул. Ілліна, 6/1,
м. Одеса, Україна, 65101
www.helvetica.ua
mailto:info@helvetica.ua

Станіонар: 048 709 38 69
Vodafone: 095 934 48 28
Kyivstar: 097 723 06 08

ДОВІДКА

Видавничий дім «Гельветика» за домовленістю з Міжрегіональним Академією управління персоналом є офіційним видавцем журналу «Інформаційні технології та суспільство» та займається усіма видавничо-поліграфічними процесами, до яких належить: вибір статей до чергового випуску; рецензування; перевірка на плагіат; коректорська виписка; верстка; присвоєння кожному матеріалу DOI; розміщення електронної версії видання на офіційному сайті журналу; надсилання електронної версії видання до Національної бібліотеки України імені В. І. Вернадського на репозитарне сховище та представлення на порталі в інформаційному ресурсі «Наукова періодика України»; розсилка обов'язкового безоплатного примірника до редакцій установ України.

Цією довідкою повідомляємо, що наукова стаття Пискарьова Олександра, Абрамовича Данила, Плутина Владислава «Застосування нейромережі та гібридних схем при створенні комп'ютерних систем» прийнята редакцією журналу «Інформаційні технології та суспільство» для розміщення у Випуску 2 (17) за 2025 рік.

Директор

Видавничого дому «Гельветика»



Олег ГОЛОВКО

УДК 004.77

Олександр ПИСКАРЬОВ, кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри електронних інформаційних систем Харківського національного технічного університету радіоелектроніки, olexandr.piskarov@nure.ua
ORCID: 0000-0002-6980-984X

Данило Абрамович, Здобувач РВО магістер-курсів Харківського національного технічного університету радіоелектроніки, danylo.abramovych@nure.ua

Владислав Плутич, Здобувач РВО магістер-курсів Харківського національного технічного університету радіоелектроніки, vladislav.plutin@nure.ua

Застосування нейромережі та гібридних схем при створенні комп'ютерних систем

Анотація. У сучасних комп'ютерних системах зростає потреба у швидкій обробці надійного зберігання та точному аналізі великих обсягів даних у реальному часі. Це особливо актуально для автоматизованих технологічних процесів, інтелектуальних середовищ та керування розподіленими об'єктами. У таких умовах традиційні архітектури зберігання та аналітики даних стають недостатньо ефективними та масштабованими. Метою статті є опис сучасних підходів до побудови комп'ютерних систем прогнозування стану об'єктів об'єкту шляхом поєднання методів машинного навчання з гібридною архітектурою зберігання інформації. У рамках роботи здійснюється оцінка можливості різних моделей штучного інтелекту для коректного прогнозування параметрів, а також аналізується ефективність використання гібридних схем зберігання даних для забезпечення надійного, масштабованого та продуктивного функціонування таких систем у реальному часі. **Методи дослідження:** використовуються методи машинного навчання, зокрема рекурсивні та ансамблеві моделі, а також експериментальне моделювання на основі часових рядів. Для оцінки ефективності запропонованої моделі на аналіз впливу вхідних параметрів. Обробка і зберігання даних реалізовані з використанням гібридної інфраструктури. **Наукова новизна дослідження** полягає в тому, що проведений аналіз впливу різних типів параметрів прогнозування високоточних моделей машинного навчання з гібридними схемами зберігання інформації.

для створення адаптивної комп'ютерної системи прогнозування, здатної до оперативної роботи та високопродуктивної аналітики в умовах великих обсягів даних у реальному часі. **Висновки.** Проведене дослідження дозволяє визначити ефективність машинного навчання у поєднанні з гібридною архітектурою зберігання даних для створення інтелектуальних комп'ютерних систем прогнозування. На основі експериментального моделювання встановлено, що модель XGBoost демонструє найкращу точність, стабільність результатів і здатність до інтеграції впливу вхідних параметрів на вхідні дані, значно перевершаючи інші пропонувані алгоритми. Важливо складово запропоновано підхід створення надійної архітектури зберігання інформації, яка поєднує переваги локального зберігання, NoSQL-систем та хмарної інфраструктури. Така структура дозволяє забезпечити як оперативне реагування на зміни вхідних параметрів, так і проведення глибокого історичного аналізу для довготривалого планування та оптимізаційних акцій. **Застосування системи** може бути адаптовано для широкого кола завдань у сфері автоматизованого керування, цифрової економіки, управління виробничими процесами та в інших промислових напрямках. Вона дозволяє не лише підвищити ефективність роботи комп'ютерних систем, а й закласти основу для створення самонавчаних, адаптивних рішень нового покоління, здатних працювати в умовах реального часу з великими обсягами даних.

Ключові слова: комп'ютерні системи, машинне навчання, гібридні схемати, інтелектуальне керування, автоматизація, хмарні технології.

Oleksiy Piskarov, Danilo Abramovich, Vladislav Plutin. Application of neural networks and hybrid storage in the creation of computer systems

Abstract. In modern computer systems, there is a growing need for fast processing, reliable storage, and accurate analysis of large amounts of data in real time. This is especially true for automated technological processes, intelligent environments, and distributed object management. In such circumstances, traditional data storage and analytics architectures become insufficiently flexible and scalable. The purpose of the article is to review modern approaches to building computer systems for predicting the state of dynamic objects by combining machine learning methods with a hybrid information storage architecture. The paper evaluates the accuracy of various artificial intelligence models for short-term parameter forecasting and analyzes the effectiveness of using hybrid data warehouses to ensure reliable, scalable, and productive operation of such systems in real time. **Research methods:** The study uses machine learning methods, including regression and ensemble models, as well as experimental modeling based on time series. Accuracy metrics and analysis of the influence of input parameters are used to evaluate the efficiency. Data processing and storage are implemented using a hybrid infrastructure. **The scientific novelty of the study** is that the analysis revealed significant prospects for integrating high-precision machine learning models with hybrid information warehouses to create

19

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційної роботи було реалізовано повноцінний цикл дослідження, проектування та моделювання системи підтримки мікроклімату у великих приміщеннях на основі штучної нейронної мережі. Основною метою було створення інтелектуальної моделі, здатної забезпечувати ефективне та гнучке керування внутрішніми кліматичними параметрами — температурою повітря (TMPin), вологістю (RHM) та концентрацією вуглекислого газу (CO₂) — з урахуванням впливу зовнішніх чинників (TMPout) і динаміки експлуатаційного середовища.

У рамках дослідження проведено ґрунтовний аналіз існуючих підходів до моделювання мікроклімату, зокрема було розглянуто моделі «білого», «чорного» та «сірого» ящика, виявлено їх переваги та недоліки у контексті реального застосування в умовах змінної поведінки системи. Особливу увагу приділено нейромережевим підходам, які забезпечують гнучкість, здатність до навчання та адаптації до нових вхідних даних. Було вивчено типи штучних нейронних мереж, їх архітектури, функції активації, а також проведено порівняння традиційних методів машинного навчання з ансамблевими алгоритмами, зокрема XGBoost.

На основі проведеного аналізу запропоновано нову нейромережеву модель прогнозування стану мікроклімату, яка навчається на базі сенсорних даних та дозволяє здійснювати адаптивне регулювання параметрів середовища в режимі реального часу. Модель інтегрується із гібридною системою збереження інформації, що дозволяє ефективно обробляти як оперативні, так і історичні дані, включаючи великі обсяги вхідних сигналів від сенсорів температури, вологості та CO₂. Це дало змогу реалізувати предиктивний контроль із мінімальною затримкою і максимальною точністю.

На відміну від класичних моделей, які ґрунтуються на лінійних залежностях або статичних правилах, розроблена система має здатність до безперервного самонавчання та адаптації до змін зовнішніх умов, сезонних коливань, теплових навантажень та нестандартних ситуацій. Її особливістю є також поєднання аналітики в реальному часі з модульною архітектурою, яка дає змогу масштабувати систему на будь-які типи будівель і типові планування приміщень.

Результати моделювання показали високу точність прогнозування параметрів мікроклімату (низькі значення похибок RMSE, MAE), що свідчить про ефективність запропонованого підходу.

Таким чином, розроблена система має наукову новизну в частині використання адаптивної нейронної моделі у зв'язку з гібридним сховищем даних і є прикладом сучасного підходу до автоматизованого регулювання мікроклімату в умовах складної багатofакторної динаміки. Перспективи подальших досліджень полягають у розширенні типів даних, інтеграції з розумними енергосистемами, а також у впровадженні елементів розподіленого інтелекту для колективного керування мікрокліматом у великих інфраструктурних об'єктах.

За темою роботи опубліковано тези доповіді в рамках міжнародної науково-практичної конференції здобувачів вищої освіти і молодих вчених "Інформаційні технології у сучасному світі" та підготовлено наукову статтю до наукового журналу «Інформаційні технології та суспільство».

20

ДОДАТОК Б

Наукові публікації за темою кваліфікаційної роботи



МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ БІОТЕХНОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ КІБЕРПОРТ
КАФЕДРА АВТОМАТИЗАЦІЇ ТА КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНИХ ТЕХНОЛОГІЙ



ЗБІРНИК МАТЕРІАЛІВ

МІЖНАРОДНОЇ НАУКОВО-ПРАКТИЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ
ЗДОБУВАЧІВ ВИЩОЇ ОСВІТИ І МОЛОДИХ УЧЕНИХ

**«ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ
В СУЧАСНОМУ СВІТІ»**

29 квітня 2025 р.
м. Харків

УДК 697.9:004.032.26:004.652

**МОДЕЛЬ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПІДТРИМКИ МІКРОКЛІМАТУ
У ВЕЛИКИХ ПРИМІЩЕННЯХ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ
НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ПІДХОДІВ ТА ГІБРИДНИХ СХОВИЩ
ІНФОРМАЦІЇ**

Піскаръов О.М., к.т.н., доц.
Абрамович Д.О., здобувач РВО магістр
Плугін В.В. здобувач РВО магістр
Харківський національний університет радіоелектроніки
м. Харків, Україна, oleksii.piskarov@pure.ua

Анотація. У статті розглянуто модель інтелектуальної системи підтримки мікроклімату у великих приміщеннях, що поєднує алгоритми штучних нейронних мереж та гібридну архітектуру збереження даних. Запропоновано підхід до обробки та накопичення великих обсягів сенсорної інформації у системах моніторингу мікроклімату, що дозволяє забезпечити як високу точність прогнозування, так і надійне збереження даних. Архітектура системи враховує специфіку динамічного середовища та дозволяє адаптуватися до змінних умов, оптимізуючи керування мікрокліматом. Модель реалізує інтеграцію хмарних та локальних сховищ з нейромережею, що навчається на історичних даних та забезпечує гнучке регулювання мікрокліматичних параметрів.

Ключові слова: мікроклімат, нейронна мережа, гібридне сховище, інтелектуальна система, прогнозування, оптимізація

Автоматизація керування мікрокліматом у великих приміщеннях – одне з пріоритетних завдань сучасного техногенного середовища, оскільки забезпечення стабільних умов сприяє як підвищенню комфорту, так і ефективному енергоспоживанню. Системи моніторингу та регулювання потребують обробки значних масивів даних, зокрема з різноманітних сенсорів, що постійно фіксують змінні параметри. Водночас ці дані мають бути збережені у надійний спосіб із можливістю швидкого доступу для навчання моделей прогнозування. Використання гібридного сховища дозволяє поєднувати переваги локальних і хмарних рішень, а штучні нейромережі — ефективно працювати з неструктурованими та нелінійними залежностями, характерними для процесів формування мікроклімату.

Метою роботи є створення адаптивного інтелектуального середовища, яке забезпечує комфорт, енергоефективність та можливість довготривалого зберігання історичних даних для аналітики. Загальна архітектура системи представлена на рис. 1. Вона включає модуль збору даних на основі мікроконтролера STM32F407, який зчитує сигнали з датчиків температури, вологості, CO₂ та освітлення. Дані передаються до гібридного сховища [1], що складається з локальної та хмарної частин, звідки надходять у нейромережевий модуль для прогнозування параметрів мікроклімату. На основі прогнозу система адаптивного керування формує керуючі сигнали для виконавчих механізмів, забезпечуючи оптимальні умови в приміщенні відповідно до

цільових показників комфортності. Комунікація між модулями реалізована за допомогою стандартних цифрових протоколів та API.



Рис. 1. Структурна схема системи підтримки мікроклімату

Серцем системи є мікроконтролер STM32F407, що виконує зчитування даних з цифрових сенсорів температури, вологості, рівня CO₂, освітленості та ін. Дані передаються через протоколи I²C, SPI та UART. Обробка інформації на нижчому рівні (відбір, первинна фільтрація, агрегація) відбувається безпосередньо на рівні контролера. У системі реалізовано апаратну підтримку адаптивного керування на основі моделі PMV (Predicted Mean Vote), що дозволяє кількісно оцінити тепловий комфорт користувача на основі фізіологічних параметрів та параметрів середовища [2].

Уся отримана інформація далі передається на центральний сервер, де реалізовано гібридне сховище даних: частина даних розміщується локально в базі даних (наприклад, SQLite або PostgreSQL), решта синхронізується з хмарними сервісами (наприклад, Amazon S3 або Firebase). Така архітектура забезпечує високу доступність, надійність та масштабованість системи. Дані останніх двох діб зберігаються в RAM-диску для швидкого доступу нейронної мережі, а архівні дані – в хмарі з підтримкою резервного копіювання та реплікації.

Для прогнозування параметрів мікроклімату у системі застосовано штучну нейронну мережу типу LSTM (Long Short-Term Memory), що враховує тимчасову залежність у даних. Навчання мережі проводиться на історичних даних, отриманих із гібридного сховища. Мережева модель навчена на основі реальних даних з експериментального тепличного комплексу та офісного середовища. При цьому були враховані типові сценарії змін: прихід людей у приміщення, денні коливання температури, відкриття вікон, зміни погоди. Завдяки використанню методу скользячого вікна та адаптивного градієнта, модель здатна оперативно адаптуватися до нових умов і продовжити навчання без повного перезапуску.

Регулювання здійснюється автоматично за принципом зворотного зв'язку: система порівнює прогнозований стан з бажаним (визначеним через

Секція 2. Інтеграція ІТ у промисловості: сучасні тенденції

PMV або вручну заданим), розраховує відхилення та коригує режими роботи пристроїв у режимі реального часу. Це дозволяє уникати перевитрати енергії та забезпечити стабільність мікроклімату навіть при різких зовнішніх змінах [3].

Запропонована модель інтелектуальної системи підтримки мікроклімату у великих приміщеннях демонструє ефективне поєднання технологій штучного інтелекту, гібридного збереження даних та мікроконтролерного керування. В основі системи лежить використання нейромережових алгоритмів (LSTM) для прогнозування зміни параметрів середовища, що дозволяє здійснювати адаптивне регулювання у режимі реального часу. Інтеграція моделі PMV забезпечує можливість кількісного оцінювання теплового комфорту, а застосування гібридного сховища підвищує надійність і масштабованість архітектури, що особливо важливо при обробці великих обсягів сенсорної інформації [4].

Практична значущість запропонованої системи полягає у можливості її впровадження у різноманітні галузі: офісні простори, тепличні комплекси, логістичні та виробничі центри, навчальні заклади. Використання адаптивного інтелектуального керування дає змогу не лише підвищити комфортність середовища, але й суттєво знизити енергоспоживання за рахунок точного прогнозування та своєчасного втручання у керуючі дії.

Перспективи розвитку системи включають розширення функціональності шляхом інтеграції з іншими елементами "розумного будинку" або "розумного виробництва", зокрема, з системами безпеки, розпізнавання присутності, адаптивного освітлення тощо. Крім того, передбачається вивчення можливостей використання більш складних нейромережових архітектур, таких як трансформери, для глибшого аналізу причинно-наслідкових залежностей між параметрами середовища [5].

Загалом, представлена система закладає підґрунтя для створення нових поколінь інтелектуальних керуючих комплексів, що здатні ефективно функціонувати в умовах швидких змін середовища та великого обсягу даних, зберігаючи стабільність, адаптивність і масштабованість.

Список літератури

1. Пахомов І.І., Єршов С.В. Системи збереження великих даних: архітектура та моделі // Вісник НТУУ "КПІ". Серія: Комп'ютерні науки. – 2021. – № 2. – С. 45–53.
2. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition // Proceedings of the IEEE Conference on CVPR. – 2016. – P. 770–778.
3. Тараненко В.С., Костенко І.М. Нейронні мережі та їх застосування в автоматизованих системах керування // Автоматизація процесів керування. – 2020. – № 3. – С. 12–18.
4. Zhang Y., Zheng Y., Qi D. Deep Spatio-Temporal Residual Networks for Citywide Crowd Flows Prediction // Proceedings of AAAI. – 2017.
5. Власов М.М., Козловський В.М. Хмарні та гібридні технології збереження інформації // Системи обробки інформації. – 2022. – № 1. – С. 89–94.



вул. Інглезі, 6/1,
м. Одеса, Україна, 65101
www.helvetica.ua
mailbox@helvetica.ua

Стационар: 048 709 38 69
Vodafone: 095 934 48 28
Kyivstar: 097 723 06 08

ДОВІДКА

Видавничий дім «Гельветика» за домовленістю з Міжрегіональною Академією управління персоналом є офіційним видавцем журналу «Інформаційні технології та суспільство» та займається усіма видавничо-поліграфічними процесами, до яких належить: набір статей до чергового випуску; рецензування; перевірка на плагіат; коректорська вичитка; верстка; присвоєння кожному матеріалу РОЇ; розміщення електронної версії видання на офіційному сайті журналу; надсилання електронної версії видання до Національної бібліотеки України імені В. І. Вернадського на репозитарне зберігання та представлення на порталі в інформаційному ресурсі «Наукова періодика України»; розсилка обов'язкового безоплатного примірника до наукових установ України.

Цією довідкою повідомляємо, що наукова стаття Піскарьова Олексія, Абрамовича Данило, Пругіна Владіслава «Застосування нейромереж та гібридних сховищ при створенні комп'ютерних систем» прийнята редакцією журналу «Інформаційні технології та суспільство» для розміщення у Випуску 2 (17) за 2025 рік.

Директор
Видавничого дому «Гельветика»



Олег ГОЛОВКО

ДОДАТОК В

Фрагмент коду імітації роботи системи на основі моделі ADH-DVL

```

class HybridStorageSystem:
    def __init__(self, total_capacity_tb, local_capacity_tb):
        self.total_capacity = total_capacity_tb
        self.local_capacity = local_capacity_tb
        self.local_used = 0
        self.cloud_used = 0

    def adaptive_store(self, data_size_tb, alpha, fA, S):
        # Розрахунок рекомендованого розміщення даних
        VL = alpha * data_size_tb * (fA + S)
        if VL > data_size_tb:
            VL = data_size_tb

        # Перевірка наявності вільного місця локально
        if self.local_used + VL <= self.local_capacity:
            self.local_used += VL
            self.cloud_used += (data_size_tb - VL)
            print(f"Дані обсягом {data_size_tb} ТБ збережено:
{VL} ТБ локально, {data_size_tb - VL} ТБ у хмарі.")
        else:
            # Якщо локального місця недостатньо – все
            # відправляється в хмару
            self.cloud_used += data_size_tb
            print(f"Недостатньо локального місця. Дані обсягом
{data_size_tb} ТБ збережено повністю у хмарі.")

    def status(self):
        print(f"Використано локально: {self.local_used} ТБ з
{self.local_capacity} ТБ.")
        print(f"Використано у хмарі: {self.cloud_used} ТБ.")
        print(f"Загальне збережене: {self.local_used +
self.cloud_used} ТБ з {self.total_capacity} ТБ.\n")

# Ініціалізація гібридної системи:
total_storage = 500 # Загальний обсяг системи, наприклад 500 ТБ
local_storage = 200 # Місце локально: 200 ТБ
system = HybridStorageSystem(total_storage, local_storage)

# Нові надходження даних:
system.adaptive_store(data_size_tb=50, alpha=0.8, fA=1.0, S=0.9)
system.adaptive_store(data_size_tb=100, alpha=0.5, fA=0.3,
S=0.4)
system.adaptive_store(data_size_tb=150, alpha=0.3, fA=0.2,
S=0.1)
system.status()

```