

УДК 631.22

Микитів Ю., Вербицький О., Бойчун В., Поливаний І.

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

АЛГОРИТМИ КЕРУВАННЯ КЛІМАТИЧНИМИ ПАРАМЕТРАМИ ЖИТЛОВИХ КОМПЛЕКСІВ

Mykytiv Y., Verbytskyi O., Boichun V., Polyvani I.

Ternopil Ivan Puluji National Technical University

ALGORITHMS FOR CONTROLLING CLIMATE PARAMETERS OF RESIDENTIAL COMPLEXES

Ключові слова: автоматизована система, контроль, мікроклімат

Keywords: automated system, control, microclimate,

Підтримання здорового мікроклімату в приміщенні має вирішальне значення для запобігання небезпеки для здоров'я мешканців. Здорове середовище в приміщенні також підвищує продуктивність праці. Попередні відомості про рівень теплового комфорту мешканця можуть допомогти контролювати, скільки енергії витрачається на охолодження, таким чином обмежуючи споживання енергії відповідно до вимог.

Таким чином, прогнозування теплового комфорту може не лише підтримувати сприятливий клімат у приміщенні, але й сприяти зменшенню споживання енергії. Це може забезпечити оптимальний баланс між споживанням енергії та тепловим комфортом – життєво важливою метою будівель «розумного міста».

Найпоширенішим методом прогнозування теплового комфорту є модель PMV (передбачуваного середнього голосування) Фангера [1]. Згідно з цією моделлю, тепловий комфорт людини залежить від шести факторів – температури повітря, середньої радіаційної температури, відносної вологості, швидкості повітря, рівня одягу і швидкості метаболізму (рівня активності людини). Модель PMV використовує ці шість факторів як вхідні дані для прогнозування фактичного теплового комфорту за індексом, який називається PMV. Індекс PMV коливається за шкалою від -3 (холод) до +3 (гаряче) відповідно до шкали температурного комфорту, де нейтральний є бажаним рівнем.

Метаболічна здатність знижується з віком, і тому змінюється чутливість людини до тепла або холоду. Що стосується статі, то у жінок швидкість метаболізму нижча, а отже, і втрати тепла на випаровування порівняно з чоловіками. Встановлено, що жінки зазвичай віддають перевагу більш високій температурі повітря. Зовнішня погода може мати психологічний вплив на тепловий комфорт у будівлях з кондиціонуванням і прямий вплив на тепловий комфорт у будівлях з природною вентиляцією.

Для нашого дослідження нас цікавлять дані параметрів теплового відчуття, стать, вік і погода назовні. До набору функцій було включено наступні фактори: температура повітря (T_a), середня температура випромінювання (MRT), відносна вологість (RH), швидкість повітря (V_a), рейтинг одягу (Clo), швидкість метаболізму (M), ефективна зовнішня температура (ETout): Ефективна температура вказує на сукупний вплив температури повітря, відносної вологості та швидкості повітря. Таким чином, вона краще представляє загальну зовнішню погоду, порівняно з використанням лише температура зовнішнього повітря. Також було використано такі фактори як вік (A) та стать (G) Щоб вивчити важливість трьох факторів ETout, A і G для теплового комфорту, було створено два різні набори характеристик, один з яких включає, а інший

виключає ці три фактори. Для випадку природньо вентилюваних будівель набори функцій такі:

$$f_{NV_wo} = \{T_{\infty}, MRT, V_{\infty}, RH, M, Clo\}$$
$$f_{NV_w} = \{T_{\infty}, MRT, V_{\infty}, RH, M, Clo, A, G, ET_{out}\}$$

У дослідженні планується застосувати навчання нейромережі під наглядом, оскільки надаються як вхідні, так і вихідні дані. Наша мета полягає в тому, щоб реалізувати кілька алгоритмів класифікації та вибрати метод з найкращою точністю класифікації.

Різні досліджувані класифікатори коротко описуються таким чином:

1) Машина опорних векторів (SVM): SVM є розширенням класифікатора опорних векторів, який базується на концепції гіперплощини, яка розділяє різні класи навчальних спостережень з м'яким запасом, використовуючи ядра. У SVM вагу (C) є невід'ємним параметром налаштування, який використовується для контролю компромісу зміщення та дисперсії.

2) Штучні нейронні мережі (ANN): ANN базується на біологічних нейронних мережах людини, у яких сигнали передаються між певною кількістю нейронів із надмірною вагою зв'язків, при цьому кожен нейрон використовує функцію деактивації для визначення вихідного сигналу.

3) Логістична регресія (LR): Логістична регресія використовує метод максимальної правдоподібності для підгонки даних відповідно до моделі алогістичної функції. Після оцінки коефіцієнтів можна обчислити ймовірність того, що спостереження належить до кожного класу. Потім LR прогнозує клас відповідно до найвищої ймовірності.

4) Лінійний дискримінантний аналіз (LDA): LDA схожий на логістичну регресію в тому аспекті, що він також створює лінійні межі рішень і використовує ймовірнісний підхід до класифікації. Однак, на відміну від LR, LDA оцінює коефіцієнти, використовуючи оцінене середнє значення та дисперсію від нормального розподілу, використовуючи метод найменших квадратів.

5) К-найближчі сусіди (KNN): Класифікатор KNN є одним із найпростіших, але потужних класифікаторів. Для цього потрібна константа K, введена користувачем. Вона спочатку визначає кількість K точок у навчальних даних, які є найближчими до тестового спостереження, оцінює умовну ймовірність кожного класу як частку балів серед K точок, що належать до цього класу. Потім KNN класифікує тестове спостереження до класу з найвищою ймовірністю за допомогою правила Байеса. K=1 дає оптимальний.

Широке використання описаних алгоритмів забезпечить більш якісний процес керування параметрами кліматичного комфорту будівель та забезпечить більш якісне управління та регулювання цих параметрів, що забезпечить прогнозування витрат та економію і так дорогих енергоресурсів.

Література.

1. The National Research Foundation (NRF) The National ClimateChange Secretariat (NCCS), The Building, and ConstructionAuthority (BCA). Building Energy Efficiency R&D Roadmap. Technical report, 2015. Режим доступу : <https://www.nccs.gov.sg/files/docs/default-source/default-document-library/building-energy-efficiency-r-and-d-roadmap.pdf>.