

ТЕХНОЛОГІЇ ТА ОБЛАДНАННЯ В ЕНЕРГЕТИЦІ TECHNOLOGIES AND EQUIPMENT IN ENERGY

УДК 004.032.26;620.91

DOI 10.20535/1813-5420.2.2021.247414

Б.І. Басок, чл.-кор. НАН України, д-р. техн. наук, ORCID 0000-0002-8935-4248

М.П. Новіцька, с.н.с., канд. техн. наук, ORCID 0000-0003-2867-101X

О.М. Недбайло, с.н.с., д-р. техн. наук., ORCID 0000-0001-1416-9651

М.В. Ткаченко, канд. техн. наук., ORCID 0000-0001-8345-1613

І.К. Божко, канд. техн. наук, ORCID 0000-0001-7458-0835

Інститут технічної теплофізики НАН України

ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕПЛООВОГО СТАНУ ПОВІТРЯНО- ГРУНТОВОГО ТЕПЛООБМІННИКА ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Метою роботи є прогнозування теплового стану повітряно-грунтового теплообмінника на основі штучної нейронної мережі. Навчання, тестування та валідація запропонованої моделі зроблені на експериментальних даних отриманих в теплофізичній лабораторії Інституту технічної теплофізики НАН України. У цій роботі використано просту нейронну мережу. В якості вхідних параметрів для нейронної мережі обрано температуру повітря на вході в теплообмінник та його вологість. У цій роботі в розрахунках використовувався MATLAB (R2016a) та модель Левенберга-Маркватта. В моделі був присутній один прихований шар та 10 нейронів. Масив даних, що аналізувався розбивався у пропорції 70%, 15%, 15% для навчання нейронної мережі, її валідації та тестування відповідно. В результаті отримано, що в усіх моделях прогнозування відбувається із прийнятною точністю. Коефіцієнт середньоквадратичного відхилення для всього масиву даних для різних моделей варіюються від 0,105 до 2,323 °C. Максимальна середня абсолютна помилка у відсотках виявилась найбільшою при використанні формул отриманих із CFD моделі та складала 11,2%. Мінімальне середнє відхилення прогнозованих даних від експериментально виміряних виявилось в моделі із використанням температури, вологості та температури повітря на виході із повітряно-грунтового теплообмінника за попередню годину і складало 0,02%. Навчання та тестування запропонованих моделей на основі штучної нейронної мережі є достатньо задовільними, щоб передбачити температуру із врахуванням впливу погодних умов. Штучні нейронні мережі можна використовувати при прогнозуванні теплового стану повітряно-грунтового теплообмінника. Для налаштування таких системи ШНМ потрібні дані, що представляють опис реальної системи.

Ключові слова: штучна нейронна мережа, повітряно-грунтовий теплообмінник, моделювання, прогнозування.

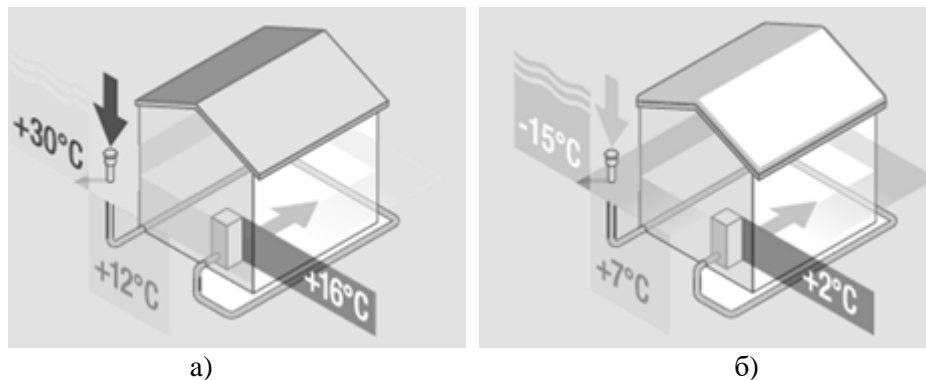
Вступ

Штучні нейронні мережі (ШНМ) - це інструмент моделювання та прогнозування, широко прийнятий як альтернативний спосіб вирішення складних та невизначених задач. Техніка моделювання з використанням штучної нейронної мережі пропонує рішення для розробки більш узагальненої моделі для прогнозування великих масивів різних експериментальних даних, наприклад, при використанні кліматичних та метеорологічних параметрів [1].

В науковій літературі можна зустріти статті, які використовують штучні нейронні мережі як інструмент для прогнозування в багатьох галузях науки, в тому числі у відновлювальній енергетиці. Огляд робіт використання штучних нейронних мереж у відновлювальній енергетиці наведено в [2]. З цієї роботи можна зробити висновки, що ШНМ можуть бути застосовані для моделювання та прогнозування в енергетичних інженерних системах. В [3] можна знайти огляд робіт щодо використання ШНМ при прогнозуванні ефективності роботи теплообмінних апаратів різних типів, в тому числі і повітряно-грунтового.

В цій роботі зроблено спробу використати техніку штучної нейронної мережі для прогнозування теплового стану повітряно-грунтового теплообмінника для потреб опалення та охолодження будинків рис.1.

В науковій літературі є багато робіт, що описують системи із використанням повітряно-грунтових теплообмінників, як ефективний спосіб зменшення затрат на опалення та кондиціонування [4-7]. Приблизно 15 % тепла на опалення будинків втрачається при вентиляції приміщень. Система вентиляції з використанням повітряно-грунтових теплообмінників дає можливість скоротити ці витрати. Повітряно-грунтовий теплообмінник являє собою систему трубопроводів, що закопані в ґрунті на певній глибині, по яким в будівлю постачається припливне повітря. Недоліком таких систем, при експлуатації в умовах України, є їх неефективність певний проміжок часу на протязі року. В роботі [8] описано схему керування таким повітряно-грунтовым теплообмінником, що основана на принципі Internet of Things (IoT). В роботі для визначення моменту коли потрібно вмикати таку систему, за допомогою теплофізичного моделювання, було отримано залежність, що прогнозує температуру повітря на виході із повітряно-грунтового теплообмінника в залежності від температури навколишнього середовища на основі CFD (Computational fluid dynamics) моделі. При валідації моделі було визначено, що частина експериментальних даних співпадає із розрахунком в межах похибок експериментальних вимірювань. Але деякі точки лежать вище розрахункової кривої, що автори пояснили тим, що розрахунок виконувався в стаціонарній постановці, і не може враховувати накопичення теплоти в ґрунті при різкій зміні температурного режиму. Тобто за умови, якщо середньодобова температура протягом попередніх діб перед добою вимірювання відрізнялась на декілька градусів порівняно із добою вимірювання, тоді тепла енергія накопичувалась в масиві ґрунту навколо труби повітряно-грунтового теплообмінника і спричиняла більш високе значення температури на виході із теплообмінника. Ця нестационарність параметрів процесу пов'язана із змінами погодних умов та не була врахована в моделі.



*Рис.1. Схематичне зображення роботи геотермальної вентиляційної системи.
а – літом, б – зимою.*

В [9] використано техніку ШНМ для прогнозування роботи повітряно-грунтових теплообмінників різної довжини. В якості вхідних параметрів ШНМ використовували температуру ґрунту на глибині залягання теплообмінника, температуру земної поверхні, температуру повітря, вологість, витрату теплоносія в теплообміннику та його довжину. Автори перевірили вплив кожного із параметрів на ефективність прогнозування та дійшли висновку, що найбільш впливовим параметром є температура повітря. Авторами розглянуто два типи моделей детерміністичну (основану на рівняннях збереження) та інтелектуальну (з використанням штучної нейронної мережі), точність моделей склала 5,3% та 2,6% відповідно.

Метою цієї роботи є спроба прогнозування теплового стану повітряно-грунтового теплообмінника, що розташований в м. Київ на основі штучної нейронної мережі, яку було навчено на експериментальних даних отриманих в теплофізичній лабораторії Інституту технічної теплофізики НАН України. У цій роботі використано просту нейронну мережу. В якості вхідних параметрів для ШНМ обрано температуру повітря на вході в теплообмінник та його вологість. В роботі були використані дані вимірювання експериментального стенду.

Штучні нейронні мережі

Моделювання реальних об'єктів навколишнього світу, як правило, супроводжується значними труднощами, які виникають ще на етапі постановки задачі [10]. Методологія, що застосована в даній роботі складається з чотирьох основних кроків: моніторинг, моделювання, валідація та оцінка.

Моніторинг було проведено на повномасштабному експериментальному стенді для дослідження теплофізичних процесів Інституту технічної теплофізики [11]. Одним із частин якого є вентиляція будівлі за допомогою повітряно-грунтового теплообмінника. Експериментальний стенд складався з основних частин: приймальний пристрій (розташований в захищеному від прямого сонячного випромінювання місці), теплообмінник ґрунт-повітря (труба ПВХ Ø 110) довжиною 43 м.п., що закопаний на глибині 2,5 м, кільцеподібної форми, вентилятор Вентс ТТ200 для прокачування повітря по теплообміннику, вимірювальної системи - термоанемометр Testo, напівпровідникові датчики ВМЕ280, що реєструють температуру, вологість та тиск атмосферного повітря з вторинним приладом на основі мікропроцесора .

Проводились вимірювання значень швидкості та температури, вологості та тиску повітря у приймальному пристрої та вихідному каналі теплообмінника (на ділянці гідродинамічної і теплової стабілізації потоку) термоанемометром Testo 405-V1 (абсолютні похибки вимірювання температури ± 0,5°C; швидкості ± 0,3 м/с) та напівпровідниковими датчиками ВМЕ280.

Моделювання, валідація та тестування експериментальних даних виконувались за допомогою програмного пакету MATLAB. А саме Neural Network Toolbox, що містить інструменти MATLAB для проєктування, впровадження, візуалізації та імітації нейронних мереж. У цій роботі MATLAB (R2016a) та модель Левенберга-Маркватта використовувалась в розрахунках. В моделі був присутній один прихований шар та 10 нейронів рис.2. Масив даних, що аналізувалися розбивався у пропорції 70%, 15%, 15% для навчання нейронної мережі, її валідації та тестування відповідно.

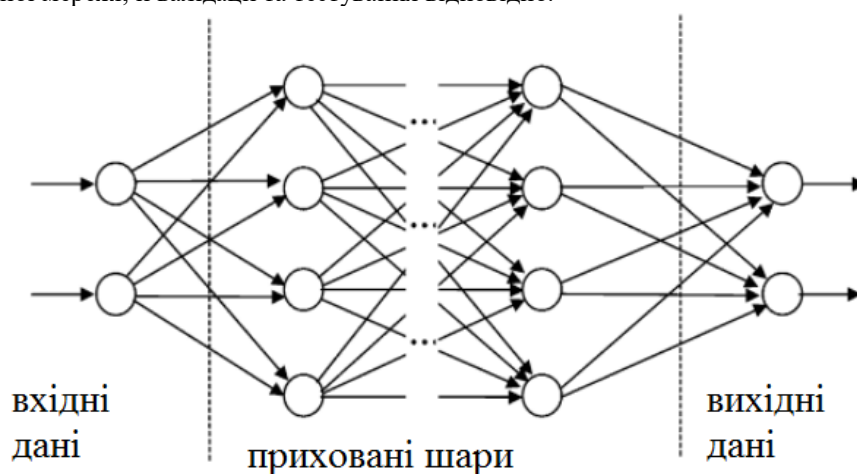


Рис.2. Модель штучної нейронної мережі.

При аналізі ефективності моделей на основі штучних нейронних мереж використовують наступні показники ефективності табл. 1.

Таблиця 1. Статистичні показники ефективності.

Показник ефективності	Performance indicator	Формула
Середньоквадратична помилка прогнозу	RMSE (root mean square error)	$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_i (o_i - t_i)^2}$
Середня абсолютна помилка у відсотках	MAPE (mean absolute percentage error)	$\frac{1}{n} \sum_i \left \frac{o_i - t_i}{t_i} \right \times 100$
Середнє відхилення	MBE (mean bias error)	$\frac{1}{n} \sum_i (o_i - t_i)$
Середнє відхилення у відсотках	MBE%	$\frac{\sum_i (o_i - t_i)}{\sum_i t_i}$

Де t_i – експериментальні значення, o_i' – прогнозовані штучною нейронною мережею значення, N – кількість прогнозованих точок.

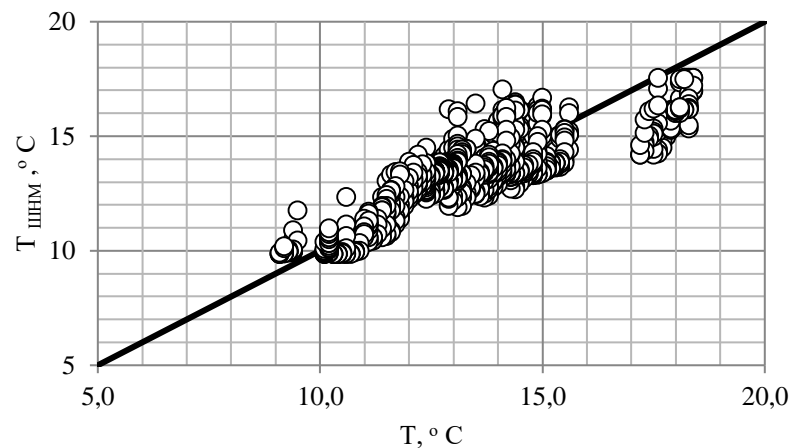
МВЕ є показником середнього відхилення прогнозованих значень від відповідних вимірних даних і може надати інформацію про довгострокову ефективність моделей. Позитивне значення МВЕ вказує на завищення прогнозованих даних і навпаки. RMSE надає інформацію про короткострокову ефективність і є мірою варіації прогнозованих значень навколо вимірюваних даних. Показник RMSE, використовується для аналізу відхилення між реальними та прогнозованими даними. Чим нижче значення RMSE тем кращім є прогноз даних. MAPE є мірою точності прогнозування для обраного методу прогнозування в статистиці.

В даній роботі за допомогою цих показників ефективності аналізувався масив даних вимірювань повітряно-грунтового теплообмінника між 11 вересня та 21 листопада 2018 року. Інтервал між даними складав 1 годину.

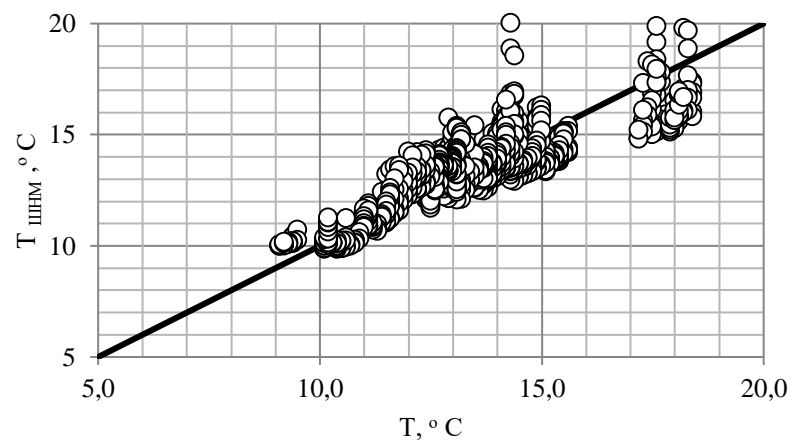
Результати та обговорення

При прогнозуванні методом ШНМ використано три варіанти із різними вхідними умовами. В першій моделі (ШНМ1) в якості вхідних даних використовувалась температура повітря на вході в повітряно-грунтовий теплообмінник. В другій (ШНМ2) в якості вхідних даних температура та вологість повітря на вході в повітряно-грунтовий теплообмінник. В третій (ШНМ3) до вхідних даних другої моделі додано також температуру повітря на виході із повітряно-грунтового теплообмінника за попередню годину, тобто на кроці часу $t-1$.

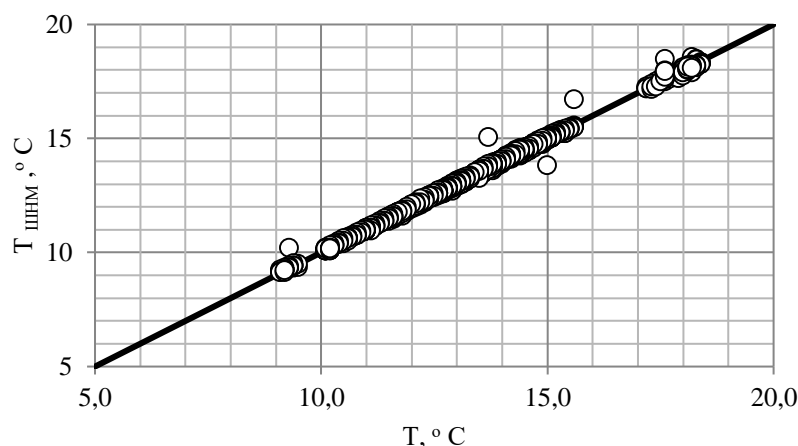
Як видно із рис. 3 та табл.2 найкраще зіставлення між фактичними та прогнозованими даними є у третьої моделі ШНМ3. Ця модель є найкращою при прогнозуванні температури на виході із повітряно-грунтового теплообмінника і може більш точно спрогнозувати момент коли використання повітряно-грунтового теплообмінника є недоцільним. Але наприклад при визначенні моменту коли необхідно вмикати повітряно-грунтовий теплообмінник данні по температурі на виході за попередню годину відсутні тому в такому випадку є необхідність застосування або CFD моделі, або іншої менш точної моделі ШНМ.



a



б



в

Рис. 3. Порівняння експериментальних та прогнозованих ШНМ температур на виході із повітряно-грунтового теплообмінника. а – ШНМ1, б – ШНМ2, в – ШНМ3.

Порівняння експериментальної, прогнозованої за допомогою CFD моделі та ШНМ температури повітря, наведено на рис. 4. В таблиці 2 наведено статистичні показники ефективності моделей.

Таблиця 2. Показники ефективності моделей

Назва	Вхідні данні	RMSE, °C	MAPE, %	MBE, °C	MBE, %
ШНМ1	$T_{вх}$	1,122	7,202	-0,046	-0,28340
ШНМ2	$T_{вх}, RH$	1,051	6,583	0,026	0,15828
ШНМ3	$T_{вх}, RH, T_{i-1}$	0,105	0,456	0,004	0,02420
CFD	$T_{вх}$	2,323	11,224	-1,521	-9,40276

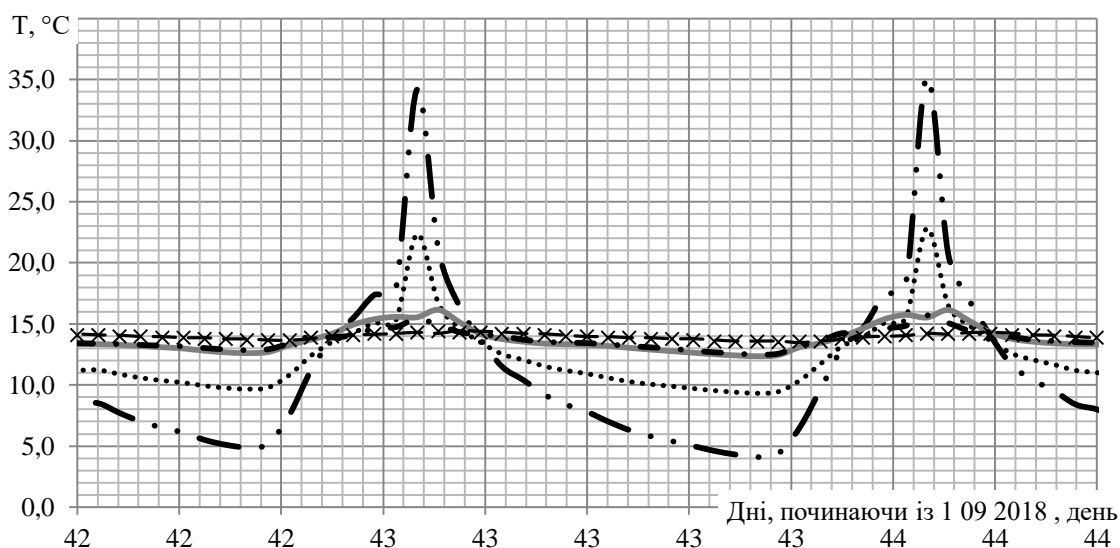


Рис. 4. Залежність температури повітря від часу. — — — — температура повітря на вході в повітряно-грунтовий теплообмінник, ××××××× - температура повітря на виході із повітряно-грунтового теплообмінника, — — — — прогнозування за допомогою CFD моделі [8], — — — — прогнозування моделлю ШНМ1, — — — — прогнозування моделлю ШНМ2, — — — — прогнозування моделлю ШНМ3.

В усіх моделях прогнозування відбувається із прийнятною точністю. Коефіцієнти RMSE для всього масиву даних варіюються від 0,105 до 2,323 °C для різних моделей. Максимальна середня абсолютна помилка у відсотках MAPE виявилась найбільшою при використанні формул отриманих із CFD моделі та складала 11,2%. Мінімальне середнє відхилення прогнозованих даних від експериментально виміряних виявилось в моделі ШНМ3 і складало 0,02%.

Ці результати доводять, що штучні нейронні мережі наряду із іншими моделями можна використовувати для цього типу прогнозування.

В подальшому прогнозування за допомогою ШНМ можна виконати із застосуванням масиву даних для більш довгого періоду часу, наприклад за рік або декілька років.

Висновки

В роботі запропоновано моделі штучної нейронної мережі для оцінки теплового стану повітряно-грунтового теплообмінника. Навчання та тестування запропонованих ШНМ є достатньо задовільними, щоб передбачити температуру із врахуванням впливу погодних умов.

Порівняння моделей ШНМ та результатів CFD моделювання із експериментально отриманими даними показало, що в усіх моделях прогнозування відбувається із прийнятною точністю. Штучні нейронні мережі наряду із CFD моделюванням можна використовувати для цього типу прогнозування.

Для налаштування роботи таких ШНМ потрібні експериментальні дані, що представляють опис реальної системи вентиляції із повітряно-грунтовым теплообмінником.

Список використаної літератури

1.Басок, Б.И., Новіцька М.П., Кравченко В.П. Прогнозування інтенсивності сонячного випромінювання на основі штучних нейронних мереж. *Теплофізика та Теплоенергетика*, 2021, 43(2), с. 60-67. <https://doi.org/https://doi.org/10.31472/ttpe.2.2021.7>

2.Soteris A. Kalogirou, Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2001, Volume 5, Issue 4, Pages 373-401. [https://doi.org/10.1016/S1364-0321\(01\)00006-5](https://doi.org/10.1016/S1364-0321(01)00006-5)

3.Ghalandari, M., Misagh Irandoost Shahrestani, A. Maleki, Mostafa Safdari Shadloo and M. El Haj Assad. Applications of intelligent methods in various types of heat exchangers: a review. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry* 2021, Springer Verlag, p.1-12.

4.M. Verma , V. Bansal ve K. Rana , Development of passive energy source as earth air pipe heat exchangers (eaphe) system - a review, *Journal of Thermal Engineering*, 2020, Vol. 6, No. 5, pp. 651-676. doi:10.18186/thermal.790173

5.Misra, R., Jakhar, S., Agrawal, K., Sharma, S., Jamuwa, D., Soni, M. and Agrawal, G. Field investigations to determine the thermal performance of earth air tunnel heat exchanger with dry and wet soil: Energy and exergetic analysis. *Energy and Buildings*, 2018, 171, pp.107-115. DOI:10.1016/j.enbuild.2018.04.026

6.Congedo, P., Lorusso, C., Baglivo, C., Milanese, M. and Raimondo, L. Experimental validation of horizontal air-ground heat exchangers (HAGHE) for ventilation systems. *Geothermics*, 2019, 80, pp.78-85. DOI: 10.1016/j.geothermics.2019.02.010

7.Филатов С.О., Володин В.И. Эффективность использования энергетических свай с теплоносителем воздух в системах вентиляции и теплоснабжения, *Пром. теплотехника*, 2013, т. 35, №3, с.44-50.

8.B. Basok, M. Novitska, I. Bozhko, V. Priemchenko and M. Tkachenko. Smart geothermal ventilation system, *2020 IEEE 7th International Conference on Energy Smart Systems (ESS)*, Kyiv, Ukraine, 2020, pp. 226-229, doi: 10.1109/ESS50319.2020.9160244.

9.Rakesh Kumar, S.C. Kaushik, S.N. Garg, Heating and cooling potential of an earth-to-air heat exchanger using artificial neural network, *Renewable Energy*, Volume 31, Issue 8, 2006, Pages 1139-1155, <https://doi.org/10.1016/j.renene.2005.06.007>.

10.М.А. Новотарський, Б.Б. Нестеренко. Штучні нейронні мережі: обчислення // *Праці Інституту математики НАН України*. – Т50. – Київ: Ін-т математики НАН України, 2004. – 408 с.

11.B. Basok, M. Novitska, S. Goncharuk, M. Moroz and A. Tymoshchenko, Experimental Passive House of the Institute of Engineering Thermophysics NAS of Ukraine, *2019 IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems (ESS)*, Kyiv, Ukraine, 2019, pp. 108-111.doi: 10.1109/ESS.2019.8764182

Basok B.I., Cor. Mem. NAS of Ukraine, Dr. Eng. Sc., ORCID 0000-0002-8935-4248

Novitska M.P., SRF, Cand. Sc. (Eng.), ORCID 0000-0003-2867-101X

Nedbailo O.M., SRF, Dr. Eng. Sc., ORCID 0000-0001-1416-9651

Tkachenko M.V., Cand. Sc. (Eng.), ORCID 0000-0001-8345-1613

Bozhko I.K., Cand. Sc. (Eng.), ORCID 0000-0001-7458-0835

Institute of Engineering Thermophysics of the National Academy of Sciences of Ukraine

THERMAL STATE OF THE AIR - GROUND HEAT EXCHANGER PREDICTION BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

The work aim is to predict the thermal state of the air-ground heat exchanger based on an artificial neural network. Training, testing and validation of the proposed model were made on experimental data obtained in the

thermophysical laboratory of the Institute of Engineering Thermophysics of the National Academy of Sciences of Ukraine. A simple neural network is used in this work. The air temperature at the inlet to the heat exchanger, and its relative humidity are selected as input parameters for the neural network. The MATLAB (R2016a) and Levenberg-Markwatt model were used in this article's calculations. One hidden layer and 10 neurons were presented in the model. The array of analysed data was divided into ratios of 70%, 15%, 15% for neural network training, validation and testing, respectively. As a result, it is obtained that the forecasting takes place with acceptable accuracy in all models. The root mean square error for the whole data set for different models varies from 0.105 to 2.323°C. The maximum mean absolute percentage error was the largest for CFD model and was 11.2%. The minimum mean bias error of the predicted data from the experimentally measured ones was found in the model using temperature, humidity, and air temperature at the outlet of the air-ground heat exchanger for the previous hour and was 0.02%. The training and testing of the proposed models based on an artificial neural network are satisfactory enough to predict the temperature taking into account the influence of weather conditions. Artificial neural networks can be used to predict the thermal state of the air-ground heat exchanger. Data representing the description of a real system are required for forecasting the parameters based on the ANN.

Key words: artificial neuron network, air-ground heat exchanger, forecasting, simulation.

Reference

- 1.B. Basok, M. Novitska, and V. Kravchenko, "Forecasting the intensity of solar radiation based on artificial neural networks", *Thermophysics and Thermal Power Engineering*, vol. 43, no. 2, pp. 60-67, Feb. 2021.
- 2.Soteris A. Kalogirou, "Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 5, Issue 4, Pages 373-401, 2001. [https://doi.org/10.1016/S1364-0321\(01\)00006-5](https://doi.org/10.1016/S1364-0321(01)00006-5)
- 3.Ghalandari, M., Misagh Irandoost Shahrestani, A. Maleki, Mostafa Safdari Shadloo and M. El Haj Assad. "Applications of intelligent methods in various types of heat exchangers: a review." *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry* 1-12, 2021.
- 4.Kumar Verma, M., Bansal, V., Bihari Rana "Development of passive energy source as earth air pipe heat exchangers (eaphe) system -a review." *Journal of Thermal Engineering*, Vol. 6, No. 5, pp. 651-676. 2020, doi:10.18186/thermal.790173
- 5.Misra, R., Jakhar, S., Agrawal, K., Sharma, S., Jamuwa, D., Soni, M. and Agrawal, G. "Field investigations to determine the thermal performance of earth air tunnel heat exchanger with dry and wet soil: Energy and exergetic analysis." *Energy and Buildings*, 171, pp.107-115, 2018. DOI:10.1016/j.enbuild.2018.04.026
- 6.Congedo, P., Lorusso, C., Baglivo, C., Milanese, M. and Raimondo, L. "Experimental validation of horizontal air-ground heat exchangers (HAGHE) for ventilation systems." *Geothermics*, 80, pp.78-85, 2019. DOI: 10.1016/j.geothermics.2019.02.010
- 7.Filatov, S. and Volodin, V. "Efficiency of using energy piles with air coolant in ventilation and heat supply systems." *Industrial heating technology*, 35 (3), pp.44-50, 2013.
- 8.B. Basok, M. Novitska, I. Bozhko, V. Priemchenko and M. Tkachenko, "Smart geothermal ventilation system," *2020 IEEE 7th International Conference on Energy Smart Systems (ESS)*, Kyiv, Ukraine, 2020, pp. 226-229, doi: 10.1109/ESS50319.2020.9160244.
- 9.Rakesh Kumar, S.C. Kaushik, S.N. Garg "Heating and cooling potential of an earth-to-air heat exchanger using artificial neural network", *Renewable Energy*, Volume 31, Issue 8, Pages 1139-1155, 2006, <https://doi.org/10.1016/j.renene.2005.06.007>.
- 10.Novotarskiy M.A., Nesterenko B.B. "Artificial neural networks: calculations" *Proceedings of the Institute of Mathematics of the NAS of Ukraine – V.50. – K: Institute of Mathematics of the NAS of Ukraine, 2004. – 408 p. (Ukr).*
- 11.B. Basok, M. Novitska, S. Goncharuk, M. Moroz and A. Tymoshchenko, "Experimental Passive House of the Institute of Engineering Thermophysics NAS of Ukraine," *2019 IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems (ESS)*, Kyiv, Ukraine, 2019, pp. 108-111. doi: 10.1109/ESS.2019.8764182

Надійшла 01.08.2021

Received 01.08.2021