

Сильнягін М. Д., аспірант, ORCID 0009-0001-7826-5776,
Побочій В. Г., пров. інженер, ORCID 0009-0008-0504-3591,
наук. керівник аспіранта: д-р техн. наук, член-кор. НАН України, професор
Б. І. Басок, ORCID 0000-0002-8935-4248,
«Інститут технічної теплофізики НАН України»

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТИПУ NARX ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОГОДНИХ ПОКАЗНИКІВ НА ПРИКЛАДІ МІСТА ОДЕСИ

APPLICATION OF A NARX-TYPE NEURAL NETWORK FOR FORECASTING WEATHER PARAMETERS USING THE CITY OF ODESA AS AN EXAMPLE

Анотація. Досліджено застосування рекурентної нейронної мережі типу NARX (Nonlinear AutoRegressive with Exogenous inputs) для прогнозування температури зовнішнього повітря в місті Одеса. Для навчання та тестування моделі використано масив метеорологічних даних за 2013–2025 роки (понад 109 000 погодинних спостережень). Набір вхідних параметрів включав температуру, вологість, точку роси та атмосферний тиск. Досліджено моделі з горизонтами прогнозування від 1 до 24 годин. RMSE прогнозу варіюється від 0,16 °C до 1,69°C. Показано перспективність NARX для планування накопичення сонячної енергії.

Ключові слова: NARX, штучна нейронна мережа, прогнозування температури, часові ряди, сонячна енергія, Go.

Abstract. The application of a recurrent neural network of the NARX type (Nonlinear AutoRegressive with Exogenous inputs) for outdoor air temperature forecasting in the city of Odesa is investigated. A meteorological dataset from 2013–2025 (over 109,000 hourly observations) was used for training and testing the model. The input parameters included temperature, humidity, dew point and barometric pressure. Models with prediction horizons from 1 to 24 hours were studied. The forecast RMSE ranges from 0.16 °C to 1.69 °C. The prospects of NARX for solar energy storage planning are demonstrated.

Keywords: NARX, artificial neural network, temperature forecasting, time series, solar energy, Go.

Вступ. Прогнозування погодних показників є важливою задачею для енергетики, зокрема для оптимізації роботи систем опалення та кондиціювання, а також планування використання відновлюваних джерел енергії. Для систем накопичення сонячної енергії прогнозування температури та сонячної радіації є критичним фактором ефективного планування зарядки та розрядки акумуляторних батарей. Штучні нейронні мережі (ШНМ) стали ефективним інструментом для прогнозування часових рядів, зокрема в метеорології [1, 2]. Перевагою ШНМ є їх здатність виявляти складні нелінійні залежності в даних без необхідності явного математичного опису фізичних процесів.

Серед різних архітектур нейронних мереж для задач прогнозування часових рядів особливе місце займають мережі типу NARX (Nonlinear AutoRegressive with Exogenous inputs) – нелінійне узагальнення класичної авторегресійної моделі з екзогенними входами, що використовує затримані

значення як входів, так і виходів для прогнозування поточного значення цільової змінної [3, 4]. Перевагою NARX є вбудована пам'ять, яка забезпечує коротші шляхи для розповсюдження градієнтної інформації та зменшує чутливість до проблеми зникаючих градієнтів.

Метою роботи є дослідження ефективності нейронної мережі типу NARX для прогнозування температури зовнішнього повітря в місті Одеса на горизонтах від 1 до 24 годин з перспективою використання результатів для оптимального управління системами накопичення сонячної енергії. Для досягнення мети створено та протестовано декілька варіантів моделей NARX з різними конфігураціями архітектури, кількістю затримок та параметрами регуляризації.

Матеріал і результати досліджень. Для навчання та тестування нейронної мережі використано масив метеорологічних даних міста Одеса, зібраних метеостанцією з погодинними вимірюваннями за період з 1 січня 2013 року по 4 вересня 2025 року. Загальний обсяг набору даних складає 109 763 погодинних спостережень, що охоплюють понад 12 років вимірювань. Важливою особливістю використаного набору даних є наявність природних прогалин у вимірюваннях: приблизно 2886 годин (2,6 %) відсутні внаслідок технічних перерв у роботі метеостанції. Прогалини не заповнювались інтерполяцією, що дозволило уникнути внесення штучних закономірностей у навчальні дані та забезпечило більш реалістичні умови навчання.

Набір вхідних параметрів включав: температуру повітря (від $-17,1$ до $39,0$ °C), вологість (0–99 %), точку роси та атмосферний тиск. Крім метеорологічних параметрів, до набору вхідних даних додано часові ознаки: година доби, день тижня та місяць.

Мережа NARX реалізована мовою *Go* з оптимізатором *Adam* та функцією активації *tanh*. Для кожного горизонту (1, 3, 6, 12, 24 год) створено окрему конфігурацію. Застосовано метод навчання з учителем (*teacher forcing*) із адаптивною стратегією *performance gated* та *dropout*-регуляризацію (0,1–0,5). Результати навчання та тестування моделей наведено в табл. 1.

Таблиця 1. Результати моделей NARX для різних горизонтів прогнозування

Горизонт, год	Шари	Затримки	Епохи	MSE train	MSE val	RMSE, °C	Overfit
1	32-16	1, 2	350	2.70e-6	7.90e-6	0,16	2,94
3	32-16	1, 2, 3	350	1.50e-4	2.75e-4	0,93	1,83
6	48-24	1, 2, 3, 6	350	4.08e-4	2.87e-4	0,95	0,70
6*	48-24-12	1, 2, 3, 6	500	3.97e-4	6.23e-4	1,40	1,57
12	64-32	1,2,3,6,12	500	7.15e-4	5.28e-4	1,29	0,74
12*	96-48	1...12	500	7.13e-4	1.28e-3	2,01	1,80
24	64-32	1,2,3,6,12,24	500	1.13e-3	9.08e-4	1,69	0,80
24*	64-32	1,2,3,6,12,24	500	1.14e-3	9.93e-4	1,77	0,87

Результати навчання та тестування моделей NARX для різних горизонтів прогнозування представлено в табл. 1. Позначка (*) вказує на альтернативну конфігурацію для того самого горизонту.

Аналіз результатів показує чітку тенденцію: зі збільшенням горизонту прогнозування RMSE зростає від 0,16 °C (1 год) до 1,69 °C (24 год). Для горизонту 6 годин простіша архітектура (48–24 нейрони) виявилась ефективнішою за глибшу (48–24–12) з *overfit ratio* 0,70 проти 1,57. Для горизонту 12 годин розріджені затримки [1–3, 6, 12] забезпечили результат, порівнянний з повним набором [1...12], при значно менших обчислювальних витратах (30 хв проти 1,5 год). *Dropout*-регуляризація зі значеннями 0,25–0,5 забезпечила *overfit ratio* менше 1,0 для довших горизонтів.

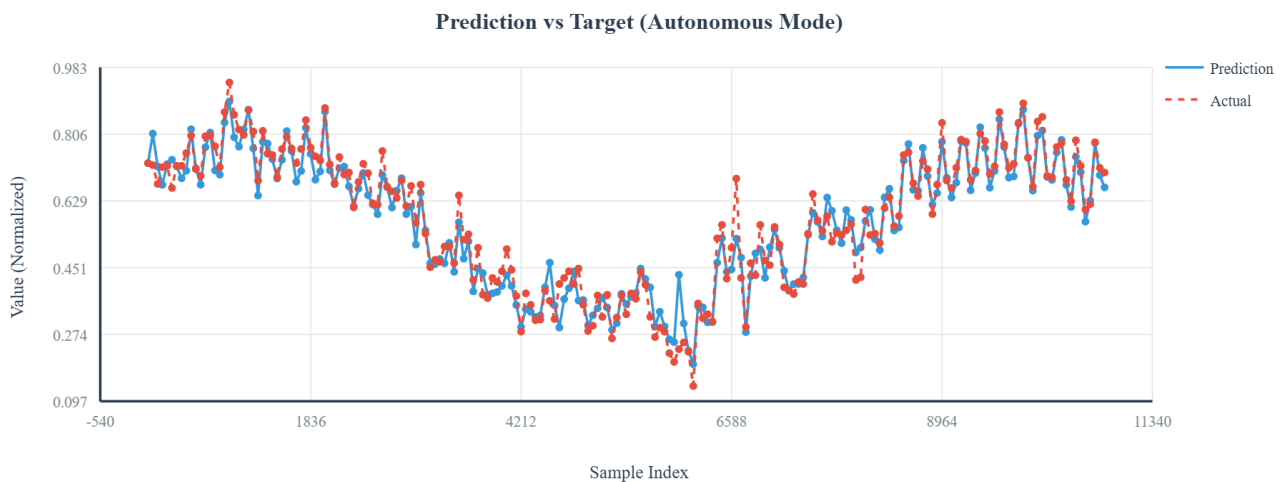


Рисунок 1. Порівняння фактичних та прогнозованих температур для горизонту в 24 години

Навчання на даних з природними прогалинами (2,6 %) не погіршило якість прогнозу, а сформувало більш стійку модель, наближену до реальних умов експлуатації. Мережа NARX, завдяки здатності враховувати часову динаміку та екзогенні фактори, є перспективною для задач планування накопичення сонячної енергії: прогноз температури на 6–24 год наперед, у поєднанні з прогнозом сонячної радіації, дозволяє оптимізувати стратегію зарядки/розрядки акумуляторів, знижувати навантаження на мережу у пікові години та максимізувати використання генерованої електроенергії.

Висновки. Досліджено ефективність рекурентної нейронної мережі типу NARX для прогнозування температури зовнішнього повітря в м. Одеса на горизонтах від 1 до 24 годин. RMSE прогнозу варіюється від 0,16°C (1 година) до 1,6 °C (24 години), що є задовільним для практичного застосування в енергетичних системах.

Показано, що розріджені затримки (наприклад, [1–3, 6, 12]) є більш ефективними за повний набір затримок ([1, 2, ..., 12]), забезпечуючи порівнянну точність при значно менших обчислювальних витратах (29 хв проти 1 год 37 хв для горизонту 12 годин).

Dropout-регуляризація зі значеннями 0,25–0,5 у поєднанні з адаптивною стратегією навчання з учителем (*performance gated*) забезпечує стабільне навчання та ефективне узагальнення моделей для всіх досліджених горизонтів.

Навчання на реальних метеорологічних даних із природними прогалинами (2,6 % пропусків) не погіршило якість прогнозу, а сформувало більш робастну модель, наближену до реальних умов експлуатації.

Мережу NARX доцільно використовувати для прогнозування погодних показників з метою планування накопичення сонячної енергії в акумуляторних батареях: точний прогноз температури на 6–24 години наперед дозволяє оптимізувати стратегію зарядки та розрядки акумуляторів і максимізувати використання генерованої сонячної електроенергії.

Список використаних джерел

1. Басок Б. І., Божко І. К., та ін. Застосування штучної нейронної мережі для прогнозування теплового стану повітряно-грунтового теплообмінника // Промислова теплотехніка, 2024.
2. Kumar R., Kaushik S. C., Garg S. N. Heating and cooling potential of an earth-to-air heat exchanger using artificial neural network // Renewable Energy, 2006. – Vol. 31 – Issue 8 – P. 1139–1155.
3. Lin T., Giles C. L., Horne B. G., Kung S. Y. A Delay Damage Model Selection Algorithm for NARX Neural Networks // University of Maryland, CS-TR-3707.
4. Narendra K. S., Parthasarathy K. Identification and control of dynamical systems using neural networks // IEEE Trans. Neural Networks, 1990. – Vol. 1 – No. 1 – P. 4–27.
5. Kingma D. P., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization. arXiv:1412.6980, 2014.

References

1. Basok B. I., Bozhko I. K., et al. (2024) Application of artificial neural network for predicting the thermal state of an air-ground heat exchanger // Industrial Heat Engineering. (Ukr)
2. Kumar R., Kaushik S. C., Garg S. N. (2026) Heating and cooling potential of an earth-to-air heat exchanger using artificial neural network // Renewable Energy – Vol. 31 – Issue 8 – P. 1139–1155.
3. Lin T., Giles C. L., Horne B. G., Kung S. Y. A Delay Damage Model Selection Algorithm for NARX Neural Networks // University of Maryland, CS-TR-3707.
4. Narendra K. S., Parthasarathy K. (1990) Identification and control of dynamical systems using neural networks // IEEE Trans. Neural Networks – Vol. 1 – No. 1 – P. 4–27.
5. Kingma D. P., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization. arXiv:1412.6980, 2014.