

УДК 621.565.83

Ярослав Ніцак, <https://orcid.org/0009-0006-3869-8231>

Алла Босак*, канд. техн. наук, доцент, <https://orcid.org/0000-0003-0545-9980>

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Берестейський просп., 37, Київ, 03056, Україна

*Автор-кореспондент: allabosak@iill.kpi.ua

ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ ГВИНТОВИХ КОМПРЕСОРІВ АМІАЧНИХ ХОЛОДИЛЬНИХ УСТАНОВОК З ЧАСТОТНИМ РЕГУЛЮВАННЯМ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Анотація. У статті представлено результати дослідження енергоефективності гвинтових компресорів аміачних холодильних установок, оснащених системами частотного регулювання. Основну увагу приділено розробці нейромережевої моделі для прогнозування енергоспоживання на основі експериментальних даних, зібраних на діючих промислових об'єктах. Запропонований підхід дозволяє враховувати широкий спектр експлуатаційних факторів, зокрема змінні профілі навантаження, температурні коливання, режими роботи теплообмінників та особливості автоматизованого керування. Застосування штучної нейронної мережі (ШНМ) забезпечило високу точність прогнозування: для компресора з частотним регулюванням середньоквадратична похибка (MSE) становила 63.065, коефіцієнт детермінації R^2 – 0.992; для компресора без регулювання відповідні показники – MSE: 266.231, R^2 : 0.978. Це свідчить про перевагу частотного регулювання в контексті точності моделювання та ефективності енергоспоживання. Результати дослідження підтверджують, що частотне регулювання сприяє не лише зниженню енергоспоживання, а й покращенню надійності, довговічності обладнання та зменшенню експлуатаційних витрат. Запропонована методика може бути адаптована для інших типів промислових холодильних агрегатів, що відкриває перспективи для подальших досліджень і впровадження енергозберігаючих технологій у різних галузях промисловості.

Ключові слова: енергоефективність, гвинтові компресори, частотні перетворювачі, аміачні холодильні установки, оптимізація, електроспоживання, штучна нейронна мережа.

1. Вступ

Актуальність проблеми підвищення енергоефективності гвинтових компресорів аміачних холодильних установок зумовлена зростанням цін на енергоносії, руйнуванням енергетичної інфраструктури та посиленням екологічних вимог. Холодильні установки, які широко використовуються в різних галузях промисловості (харчовій, хімічній, фармацевтичній та ін.), є значними споживачами електроенергії [1]. За даними численних досліджень, на холодильні системи припадає значна частка загального енергоспоживання підприємств, і ця частка продовжує зростати зі збільшенням обсягів виробництва та розширенням сфери застосування технологій охолодження [2, 3]. Збільшення енергоефективності холодильних установок дозволяє значно зменшити витрати на електроенергію, підвищити конкурентоспроможність підприємств та знизити їхній негативний вплив на навколишнє середовище, зменшуючи викиди парникових газів та сприяючи сталому розвитку. В умовах нестабільної економіки та постійного зростання цін на енергоносії, питання оптимізації енергоспоживання холодильних установок стає стратегічно важливим для забезпечення економічної безпеки та сталого розвитку промислових підприємств.

Сучасний арсенал методів оптимізації енергоспоживання холодильних агрегатів досить широкий та різноманітний. Ці методи можна поділити на кілька основних категорій. Перша – це вдосконалення окремих компонентів системи, таких як компресори, теплообмінники та розширювальні пристрої [4–6]. Використання високоефективних компресорів, наприклад гвинтових з оптимізованою геометрією

© Ніцак Я., Босак А., 2026



Це стаття відкритого доступу за ліцензією CC0 1.0 Universal
<https://creativecommons.org/publicdomain/zero/1.0>

роторів, конденсаторів і випарників з покращеними характеристиками теплопередачі, а також електронно-розширювальних клапанів, дозволяє значно зменшити енергоспоживання [7, 8]. Друга категорія методів зосереджена на оптимізації робочого циклу. Застосування каскадних та бустерних схем, а також економайзерів, дозволяє підвищити ефективність циклу, особливо у випадках, коли потрібне забезпечення широкого діапазону температур [9, 10]. Оптимізація параметрів циклу, таких як температури кипіння та конденсації, з урахуванням реальних умов експлуатації, також може дати значну економію [11]. Третя, не менш важлива категорія, – це системи керування та автоматизації. Впровадження інтелектуальних систем, що автоматично адаптують роботу холодильної установки до поточних потреб, використання алгоритмів прогнозування навантаження та систем моніторингу дозволяє досягти оптимального енергоспоживання в режимі реального часу [12, 13]. Крім того, використання екологічно чистих холодоагентів з низьким GWP, таких як аміак, CO₂ або вуглеводні, дозволяє зменшити вплив на навколишнє середовище [14, 15].

Застосування частотних перетворювачів (ПЧ) до гвинтових компресорів дозволяє плавно регулювати швидкість обертання двигуна, що підвищує енергоефективність і адаптує продуктивність до реального навантаження, знижуючи втрати енергії та механічні навантаження [16–18]. Однак варто враховувати й недоліки: високу вартість ПЧ, можливість електромагнітних завад, вплив на коефіцієнт потужності та генерацію гармонік, що може потребувати додаткових технічних заходів для забезпечення стабільної роботи системи.

Одним із перспективних напрямів підвищення енергоефективності є застосування нейромережових методів прогнозування енергоспоживання компресорів з частотним регулюванням, що і стало предметом даного дослідження [19, 20].

Мета роботи. На основі аналізу експлуатаційних даних з промислового об'єкта та моделювання з використанням штучної нейронної мережі (ШНМ) дослідити ефективність застосування ПЧ для оптимізації енергоспоживання гвинтових компресорів аміачної холодильної установки.

2. Аналіз експлуатаційних параметрів гвинтових компресорних установок аміачної холодильної системи на промисловому об'єкті

У межах даного дослідження проводиться комплексна аналітична оцінка експлуатаційних характеристик двох гвинтових компресорних установок, інтегрованих у систему аміачного промислового охолодження одного з підприємств України. Методом аналізу є визначення ключових параметрів ефективності функціонування системи, а також оцінка можливостей оптимізації енергоспоживання за рахунок застосування сучасних методів управління.

Об'єктом дослідження є:

Компресорна установка №1 (КУ-1): гвинтовий компресор, що приводиться в дію асинхронним електродвигуном номінальною потужністю 250 кВт, без застосування засобів регулювання частоти обертання (без ПЧ).

Компресорна установка №2 (КУ-2): гвинтовий компресор, оснащений системою регулювання обертання на базі частот перетворювача частоти, з електродвигуном номінальною потужністю 200 кВт.

Схема функціонування системи забезпечує роботу базового навантаження на КУ-1, а КУ-2 залучається до досягнення потреби у підвищеній холодопродуктивності. Загальний режим регулювання холодопродуктивності системи, що охоплює всі установки, становить 100–156 % від базового рівня. Номінальна холодопродуктивність КУ-1 становить 820 кВт, а КУ-2 – 460 кВт. Реалізована система управління регулюванням навантаження в розділі 0-156 % на основі спеціалізованого алгоритму, що забезпечує оптимальний розподіл навантаження між установками з урахуванням технічних характеристик, економічних та енергетичних критеріїв.

Інформаційна база досліджень представлена експериментальними даними, отриманими в період з 21 по 27 квітня 2024 року, і відображає широкий спектр параметрів роботи компресорних установок. Фрагменти цих даних представлені в таблицях 1 та 2 і містять інформацію про струми електродвигунів, положення золотників, температуру всмоктування та інші параметри.

Таблиця 1. Фрагмент даних компресора без ПЧ

Час	Положення золотника	Струм двигуна	Відсоток навантаження	Оберти двигуна	Температура всмоктування
4/26/2024 9:13:26 AM	87 %	303.6 A	73 %	2940 rpm	-39.8 °C
4/26/2024 9:12:26 AM	87 %	300.8 A	73 %	2940 rpm	-39.7 °C
4/26/2024 9:11:25 AM	87 %	305.5 A	73 %	2940 rpm	-39.4 °C
4/26/2024 9:10:25 AM	87 %	307.4 A	73 %	2940 rpm	-39.5 °C

Таблиця 2. Фрагмент даних компресора з ПЧ

Час	Положення золотника	Струм двигуна	Відсоток навантаження	Оберти двигуна	Температура всмоктування
4/26/2024 9:06:18 AM	90 %	138.4 A	31 %	1500 rpm	-38.7 °C
4/26/2024 9:05:17 AM	100 %	164.5 A	42 %	1510 rpm	-38.7 °C
4/26/2024 9:04:17 AM	100 %	165.4 A	42 %	1536 rpm	-38.6 °C
4/26/2024 9:03:17 AM	100 %	168.2 A	43 %	1544 rpm	-38.7 °C

Основні залежності роботи компресорних установок представлені на рис. 1–4.



Рис. 1. Струм двигуна, А

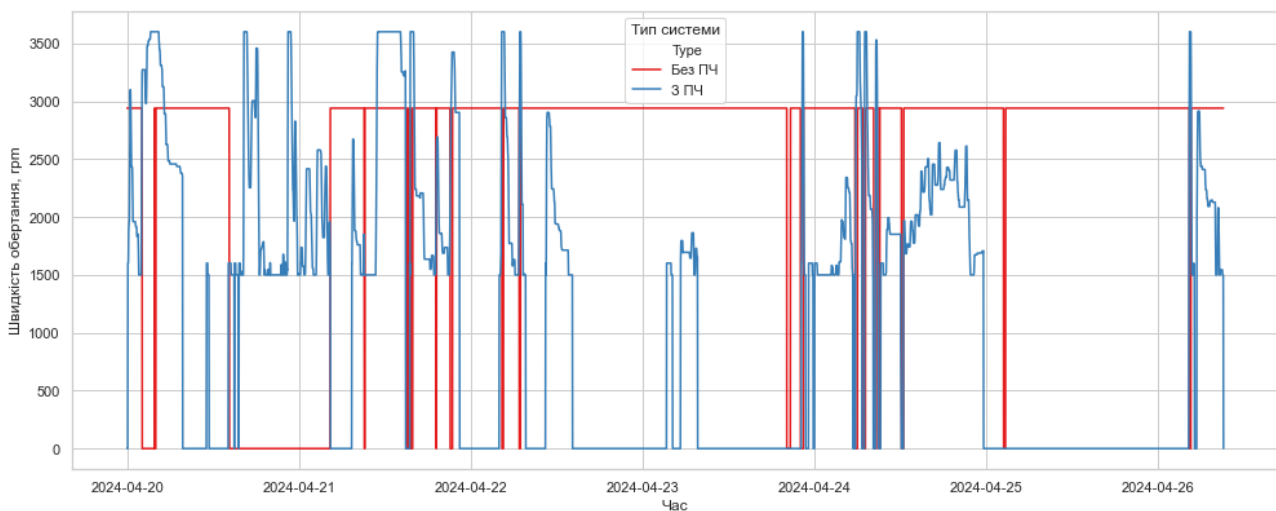


Рис. 2. Швидкість обертання, об/хв

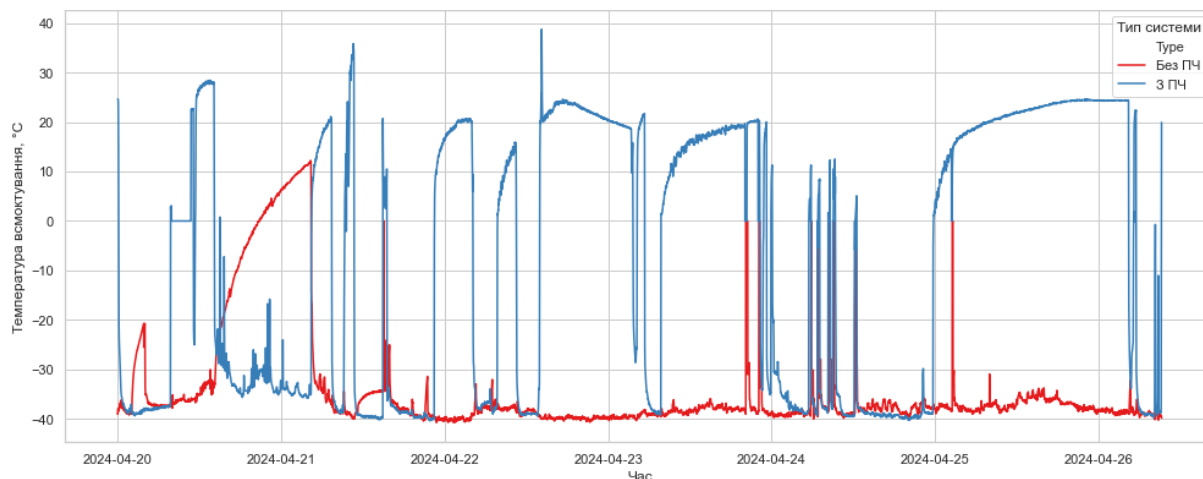


Рис. 3. Температура всмоктування, °C

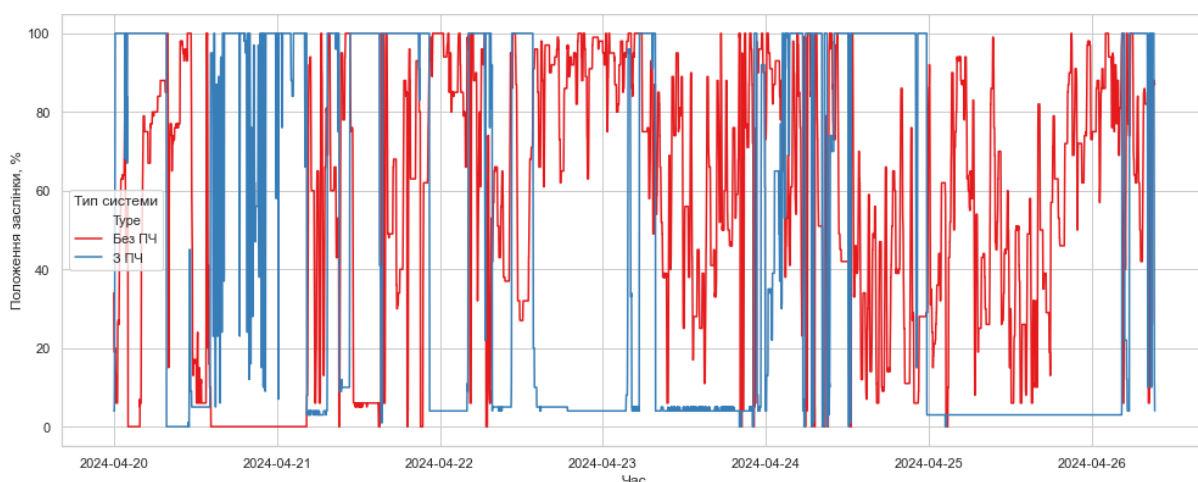


Рис. 4. Положення заслінки, %

Як видно з рис. 1–4, використання перетворювача частоти значно підвищує ефективність роботи гвинтових компресорів шляхом оптимізації режимів роботи та зниження пікових навантажень на електричну мережу. Це дозволяє забезпечити стабільність роботи системи, знизити споживання енергії та економічно використовувати енергоресурси в умовах виробничого процесу.

3. Математичний опис нейронної мережі

У зв'язку зі складною динамічною поведінкою промислових холодильних систем, особливо тих, що використовують гвинтові компресори, а також через труднощі, пов'язані з вимірюванням і врахуванням всіх факторів у детермінованих моделях, у даній роботі було обрано метод штучної нейронної мережі, оскільки він дозволяє змоделювати складні нелінійні залежності на основі великої кількості експериментальних даних та прогнозувати майбутнє енергоспоживання в різних режимах роботи без детального знання фізичних процесів, забезпечуючи можливість розробки адаптивних алгоритмів керування. Ключовим призначенням моделювання є порівняльний аналіз енергоспоживання компресорних установок з перетворювачем частоти та без нього, а також комплексна оцінка доцільності та ефективності використання ПЧ в реальних виробничих умовах.

3.1. Архітектура та компоненти нейронної мережі

Нейронна мережа складається з вхідного шару, двох прихованих шарів та вихідного шару (багатошаровий перцептрон).

- Вхідний шар: складається з 5 нейронів, які забезпечують прийом вхідних параметрів, що характеризують режим роботи компресорної установки. До вхідних параметрів відносяться:

I – поточне значення струму електродвигуна компресора, А.

POS – положення золотника регулювання продуктивності, відносні одиниці (0-1).

T_{suc} – температура всмоктування, °C.

$SPEED$ – швидкість обертання валу двигуна компресора (для компресора з ПЧ), об/хв.

P – тиск нагнітання, бар.

Приховані шари: перший прихований шар складається з 128 нейронів, другий – з 64 нейронів.

Вибір оптимальної архітектури нейронної мережі здійснювався емпіричним шляхом із застосуванням методу перебору параметрів по сітці (Grid Search). У ході експериментального дослідження варіювалася кількість прихованих шарів (від 1 до 3) та кількість нейронів у кожному шарі (із набору: 32, 64, 128, 256). Критерієм вибору слугувала мінімізація середньоквадратичної помилки (MSE) на валідаційній вибірці при збереженні здатності до узагальнення. Встановлено, що конфігурація з двома прихованими шарами (128 нейронів у першому та 64 у другому) забезпечує найкращий баланс між точністю прогнозування та обчислювальною складністю. Збільшення кількості нейронів понад ці значення призводило до ефекту перенавчання (overfitting), коли модель втрачала здатність коректно обробляти нові дані, а зменшення – до недостатньої точності апроксимації нелінійних залежностей.

Дана конфігурація забезпечує достатню кількість ступенів свободи для апроксимації складних залежностей вхід-вихід.

- Вихідний шар: складається з одного нейрона, що формує прогнозне значення вихідного параметра – струму електродвигуна компресора $I_{predicted}$, А, що є показником енергоспоживання установки.

Матриці ваг та зміщення:

- матриці ваг, які зв'язують нейрони між шарами. Розміри матриць: W_1 - (128x5), W_2 - (64x128), W_3 - (1x64).
- вектори зміщень, які додаються до нейронів на кожному шарі. Розміри векторів: b_1 - (128x1), b_2 - (64x1), b_3 - (1x1).

3.2. Передача сигналу через мережу (feedforward)

- Вхідний шар до першого прихованого шару:

$$h_1 = \sigma(W_1 \cdot x + b_1), \quad (1)$$

де: h_1 – вихідний вектор першого прихованого шару (розмір 128x1); x – вектор вхідних параметрів (розмір 5x1), тобто $x = [I, POS, T_{suc}, SPEED, P]$; σ – активаційна функція ReLU (Rectified Linear Unit), яка застосовується поелементно до вектора.

ReLU (Rectified Linear Unit) визначається як:

$$\sigma(z) = \max(0, z). \quad (2)$$

- Перший прихований шар до другого прихованого шару:

$$h_2 = \sigma(W_2 \cdot h_1 + b_2). \quad (3)$$

- Другий прихований шар до вихідного шару:

$$I_{predicted} = W_3 \cdot h_2 + b_3, \quad (4)$$

де $I_{predicted}$ – прогнозоване значення струму (вихід мережі).

3.3. Функція втрат

Функція втрат вимірює різницю між передбаченими значеннями і фактичними значеннями. Для регресійних задач було використано середньоквадратичну помилку (MSE):

$$MSE = (1/n) \cdot \sum (I_i - I_{predicted_i})^2, \quad (5)$$

де: I_i – фактичне значення струму для i -го зразка; $I_{predicted_i}$ – передбачене значення струму для i -го зразка, n – кількість зразків у наборі даних.

3.4. Зворотне поширення помилки

Для навчання нейронної мережі використовувався метод зворотного поширення помилки, який дозволяє оновлювати ваги мережі на основі градієнтів функції втрат.

- Обчислення градієнтів:

Обчислення градієнтів функції втрат MSE по відношенню до ваг та зміщень виконується за допомогою правила ланцюга. Загальний вигляд формули для обчислення градієнта:

$$\frac{\partial L}{\partial W} = \left(\frac{\partial L}{\partial I_{predicted}} \right) \cdot \left(\frac{\partial I_{predicted}}{\partial h_2} \right) \cdot \left(\frac{\partial h_2}{\partial W} \right), \quad (6)$$

де: L – функція втрат (MSE); W – вага одного з шарів (W_1, W_2 або W_3); формули для обчислення похідних залежать від конкретного шару та функції активації.

- Оновлення ваг:

$$W = W - \eta \cdot \Delta W, \quad (7)$$

де: η – швидкість навчання; ΔW – градієнт функції втрат по відношенню до ваги W .

Для мінімізації функції втрат та налаштування вагових коефіцієнтів обрано алгоритм оптимізації Adam (Adaptive Moment Estimation) з початковою швидкістю навчання (Learning Rate) 0.001, що динамічно адаптується при виході на плато. Навчання проводилося пакетами (batch size) по 32 зразки, що забезпечило стабільність градієнта, а максимальна кількість епох була встановлена на рівні 1000. При цьому для запобігання перенавчанню застосовано метод ранньої зупинки (Early Stopping), який автоматично припиняв процес навчання, якщо помилка на валідаційній вибірці не зменшувалася протягом 50 послідовних ітерацій.

Оскільки вхідні параметри моделі мають різні фізичні розмірності та діапазони значень (наприклад, струм вимірюється в сотнях ампер, а положення золотника – у відносних одиницях від 0 до 1), перед подачею даних на вхід нейронної мережі було застосовано процедуру нормалізації. Використано метод стандартизації (Z-score normalization), що передбачає приведення даних до розподілу з нульовим середнім значенням та одиничною дисперсією. Перетворення для кожного параметра виконується за формулою:

$$x' = \frac{(x - \mu)}{\sigma}, \quad (8)$$

де x – вихідні значення, μ – середнє арифметичне значення вибірки, σ – стандартне відхилення. Цей етап є необхідним для забезпечення коректної роботи алгоритму градієнтного спуску та прискорення збіжності процесу навчання.

Для забезпечення універсальності архітектури нейронної мережі для обох типів установок використовувався ідентичний набір вхідних параметрів. Для компресорної установки КУ-1 (без ПЧ) вхідний параметр «SPEED» (швидкість обертання вала) був зафіксований на рівні номінального значення асинхронного двигуна (2950 об/хв). Для установки КУ-2 (з ПЧ) цей параметр подавався як динамічна змінна, отримана з системи автоматизованого керування. Такий підхід дозволив використовувати єдину структуру нейромережі для моделювання обох сценаріїв роботи.

Для навчання ШНМ використовувався набір даних, розділений на навчальну вибірку (80 % зразків) та тестову вибірку (20 % зразків). Розподіл даних за допомогою функції `train_test_split` з бібліотеки `scikit-learn`. Моделі навчання проводилися на навчальній вибірці з використанням алгоритму зворотного поширення помилки, а валідація – на тестовій вибірці для оцінки здатності до узагальнення та запобігання перенавчанню.

На завершальному етапі натренована ШНМ використовувалася для прогнозування значення струму компресорних установок у різних сценаріях (з ПЧ та без ПЧ). На основі отриманих прогнозних значень струму розраховувалося енергоспоживання установок за виразом:

$$Energy(kWh) = \frac{Power(kW) \cdot Time(hours)}{60}, \quad (9)$$

де: $Power$ (кВт) – потужність, розрахована як $Power = I \cdot U \cdot \cos(\varphi)$, де I – струм (А), U – напруга (В), $\cos(\varphi)$ – коефіцієнт потужності. В нашому випадку U та $\cos(\varphi)$ вважаються сталими; $Time(hours)$ – час роботи установки у годинах.

4. Результати моделювання

Для імітації функціонування компресорної установки без ПЧ в умовах регулювання частоти обертання вала двигуна розроблено прогностичну модель на базі штучної нейронної мережі. У якості інформаційної бази для навчання ШНМ використовувалися експериментальні дані, отримані з компресорної установки, обладнаної ПЧ (КУ-2). Застосування даного підходу дозволило змодельовати зміни параметрів функціонування КУ-1 при регулюванні частоти обертання, що неможливо реалізувати в умовах її штатної експлуатації (рис. 5).



Рис. 5. Результати моделювання роботи компресорної установки без ПЧ, за умови її оснащення ПЧ

Для поглибленої оцінки ефективності застосування ПЧ було реалізовано альтернативний підхід до моделювання, що передбачає імітацію функціонування компресорної установки з ПЧ (КУ-2) у режимі, що відповідає відсутності системи регулювання частоти обертання вала двигуна. Для цього було використано ШНМ, навчену на основі даних, отриманих з компресорної установки без ПЧ (КУ-1). Такий підхід дозволяє оцінити, як зміниться режим роботи КУ-2, якщо виключити ПЧ з системи управління.

Результати моделювання продемонстрували збільшення динамічної нестабільності споживаного струму, а також зростання амплітуди його коливань, що свідчить про підвищення пікових значень навантаження та потенційне збільшення ризиків виникнення аварійних ситуацій (рис. 6). Даний факт підкреслює важливість застосування ПЧ для забезпечення стабільного та надійного режиму роботи компресорної установки.

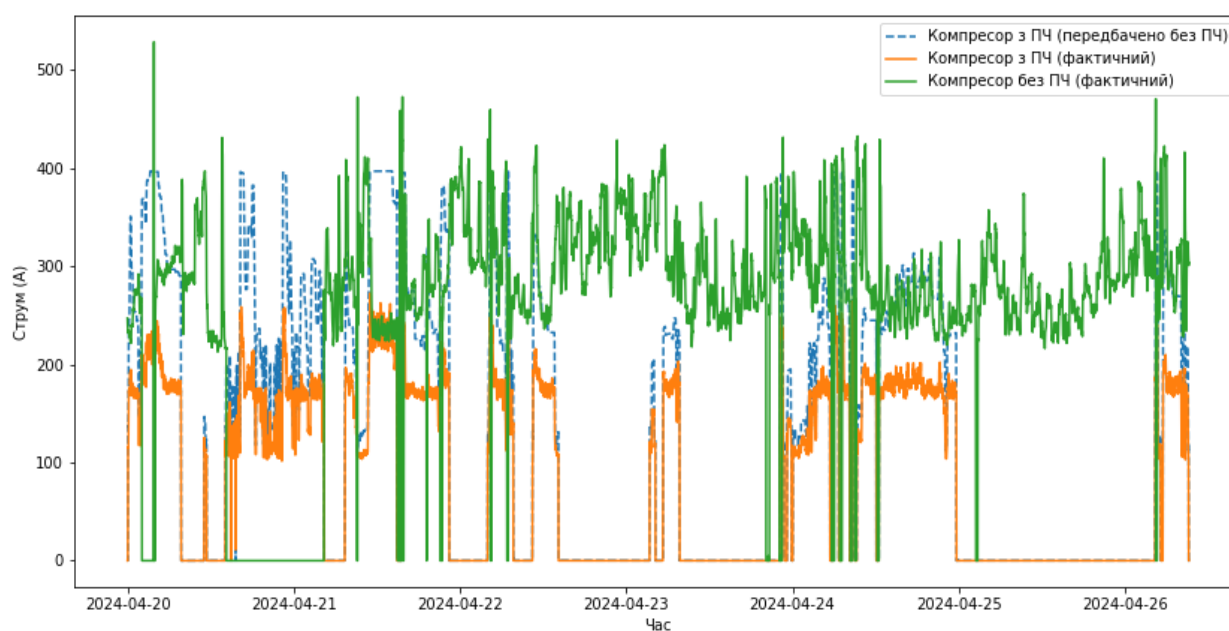


Рис. 6. Результати моделювання роботи компресорної установки з ПЧ, за умови відсутності ПЧ

Результати моделювання свідчать про значний вплив використання перетворювачів частоти на енерговитрати компресорів. Згідно з аналізом отриманих даних (табл. 3), компресори, обладнані ПЧ, демонструють суттєво вищу ефективність енергоспоживання, ніж компресори без ПЧ. Використання ПЧ дозволяє адаптувати роботу компресорів до змінних навантажень, що призводить до зниження пікових значень струму та зменшення амплітуди коливань. Це зі свого боку забезпечує стабільнішу роботу компресорів та підвищує їхню надійність.

Таблиця 3. Порівняння спожитої енергії за різними сценаріями

Сценарій	Перший компресор без ПЧ (кВт·год)	Другий компресор з ПЧ (кВт·год)	Загальна енергія (кВт·год)
Реальні дані	12595.80	4156.56	16752.36
Обидва компресори з ПЧ	8187.307	4156.56	12343.86
Обидва компресори без ПЧ	12595.80	6481.86	19077.86

Для оцінки точності прогнозування струму компресорної установки нейронною мережею було використано такі метрики:

✓ Середньоквадратична помилка (MSE):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2, \quad (10)$$

де: N – загальна кількість зразків у наборі даних; y_i – фактичне (реальне) значення для i -го зразка; $\hat{y}_i$ – передбачене (прогнозоване) значення для i -го зразка; $y_i - \hat{y}_i$ – похибка моделі для конкретного зразка.

Відображає середню величину квадратичної похибки між фактичними та прогнозованими значеннями струму.

✓ Коефіцієнт детермінації (R^2):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2}, \quad (11)$$

де: $\bar{y}$ – середнє значення всіх фактичних значень y_i ; $\sum (y_i - \hat{y}_i)^2$ – сума квадратів похибок моделі; $\sum (y_i - \bar{y})^2$ – сума квадратів відхилень фактичних значень від середнього.

Визначає, яку частку дисперсії фактичних значень пояснює модель. Значення ближче до 1 свідчить про високу точність.

На основі тестових даних модель продемонструвала високу точність прогнозування енергоспоживання компресорних установок. Для компресора з перетворювачем частоти середньоквадратична помилка (MSE) становила 63.065, а коефіцієнт детермінації (R^2) – 0.992, що свідчить про майже повне узгодження моделі з реальними даними. Для компресора без ПЧ відповідні показники – $MSE = 266.231$, $R^2 = 0.978$, що також є прийнятним, але вказує на більшу розбіжність між прогнозованими та фактичними значеннями. Отримані результати підтверджують, що застосування ПЧ не лише покращує енергоефективність, а й забезпечує більш стабільну та передбачувану роботу компресорної установки, що важливо для її надійності та оптимального керування.

5. Техніко-економічне обґрунтування

Для оцінки енергетичної та економічної ефективності впровадження частотного регулювання було проведено розрахунок споживаної потужності для кожного дискретного моменту часу на основі експериментальних даних. Миттєва активна потужність трифазного електродвигуна (P_i) розраховувалася за формулою:

$$P_i = (\sqrt{3} \cdot U \cdot I_i \cdot \cos \phi_i) / 1000, \quad (12)$$

де U – лінійна напруга (380 В), I_i – поточне значення струму, а $\cos \phi_i$ – коефіцієнт потужності, що визначався динамічно залежно від навантаження на валу двигуна. Середня споживана потужність P_{avg} визначалася як середнє арифметичне миттєвих значень за весь період спостережень.

Розрахунок річного економічного ефекту S_{year} виконувався на основі різниці середніх потужностей установок при умовному річному фонді робочого часу ($T=8000$ годин) та чинному промисловому тарифі на електроенергію (T_i грн/кВт·год) за виразом:

$$S_{year} = (P_{avg(1)} - P_{avg(2)}) \cdot T \cdot T_t. \quad (13)$$

Оцінка терміну окупності проекту (Payback Period) проводилася шляхом співставлення капітальних витрат на впровадження системи частотного регулювання (CAPEX), що складають орієнтовно 900 000 грн, до річної економії коштів. Результати порівняльного аналізу та розрахунку ефективності зведені у табл. 4.

Таблиця 4. Розрахунок техніко-економічних показників впровадження ПЧ

Показник	Одиниці виміру	Компресор без ПЧ (КУ-1)	Компресор з ПЧ (КУ-2)	Ефект / Різниця
Середній струм двигуна	А	303.6	178.4	-125.2
Середній коефіцієнт потужності ($\cos \phi$)	в.о.	0.85 (змінний)	0.96 (стаб.)	+0.11
Середня споживана потужність	кВт	133.20	108.92	-24.28
Річне споживання електроенергії (8000 год)	кВт·год	1 065 600	871 360	-194 240
Вартість спожитої енергії (6 грн/кВт·год)	грн/рік	6 393 600	5 228 160	1 165 440 (Економія)
Вартість обладнання та монтажу (CAPEX)	грн	—	900 000	—
Термін окупності (Payback Period)	місяців	—	—	9.3

Важливою особливістю розрахунку є врахування поведінки коефіцієнта потужності ($\cos \phi$) для різних режимів живлення.

Для компресора з прямим пуском (КУ-1) $\cos \phi$ не є константою, а суттєво знижується при падінні навантаження. У моделі використано лінійну апроксимацію залежності коефіцієнта потужності від коефіцієнта завантаження двигуна (K_{load}): $\cos \phi \approx 0.4 + 0.5 \cdot K_{load}$, що відповідає типовим характеристикам асинхронних двигунів даної потужності.

Для компресора з частотним регулюванням (КУ-2) прийнято стабілізоване значення $\cos \phi \approx 0.96$. Це зумовлено конструктивними особливостями перетворювача частоти (наявність ланки постійного струму та вхідних фільтрів), які забезпечують високий коефіцієнт потужності з боку мережі незалежно від навантаження на валу двигуна.

Аналіз даних таблиці показує, що модернізація системи дозволяє скоротити енергоспоживання на 18.2 %, що забезпечує повернення інвестицій менше ніж за один рік експлуатації.

6. Висновки

У межах дослідження було обґрунтовано ефективність застосування частотних перетворювачів для оптимізації роботи гвинтових компресорів в аміачних холодильних установках. Розроблена штучна нейронна мережа продемонструвала високу точність моделювання енергоспоживання на основі реальних експлуатаційних параметрів, зокрема положення золотника, струму та обертів двигуна. Отримані метрики моделі – $MSE = 63.065$, $R^2 = 0.992$ для компресора з ПЧ та $MSE = 266.231$, $R^2 = 0.978$ для компресора без ПЧ – підтверджують здатність ШНМ адекватно відтворювати складні нелінійні залежності енергоспоживання.

Моделювання різних сценаріїв експлуатації виявило значний потенціал енергозбереження: при функціонуванні обох компресорів з ПЧ загальне споживання електроенергії становило 12343.86 кВт·год, що на 26 % менше порівняно з фактичним режимом (16752.36 кВт·год) та на 35 % менше порівняно зі сценарієм без ПЧ (19077.86 кВт·год). Це свідчить про доцільність впровадження ПЧ як засобу підвищення енергоефективності, зниження механічних навантажень та покращення керованості холодильних систем.

Запропонований підхід може бути використаний для техніко-економічного обґрунтування модернізації промислових холодильних установок, а також як основа для подальших досліджень у сфері інтелектуального керування енергоспоживанням.

Внесок авторів.

Розробка концепції дослідження, збір та аналіз даних, технічна підтримка, консультації з питань експлуатації обладнання, верифікація експериментальних даних – Ніцак Я.М.; методологія, статистичний аналіз, інтерпретація результатів, літературний огляд, літературний переклад анотації на англійську мову, підготовка списку посилань – Босак А.В.

Посилання

1. Cengiz Y. I., Yilmaz D. Optimal capacity for sustainable refrigerated storage buildings. *Case Studies in Thermal Engineering*. 2020. Vol. 22. 100751. <https://doi.org/10.1016/j.csite.2020.100751>
2. Cárcel-Carrasco J., Pascual-Guillamón M., Salas-Vicente F. Improve the energy efficiency of the cooling system by slide regulating the capacity of refrigerator compressors. *Applied Sciences*. 2019. Vol. 11. Iss. 5. <https://doi.org/10.3390/app11052019>
3. Shi J., Li T., Zhang H., Peng S., Liu Z., Jiang Q. Energy consummation and environmental emissions assessment of a refrigeration compressor based on life cycle assessment methodology. *The International Journal of Life Cycle Assessment*. 2015. Vol. 20. P. 947–956. <https://doi.org/10.1007/s11367-015-0896-5>
4. Franco S. S., Henríquez J. R., Ochoa A. A. V., da Costa J. A. P., Ferraz K. A. Thermal analysis and development of PID control for electronic expansion device of vapor compression refrigeration systems. *Applied Thermal Engineering*. 2022. Vol. 206. 118130. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2022.118130>
5. Prabakaran R., Lal D. M., Devotta S. Effect of thermostatic expansion valve tuning on the performance enhancement and environmental impact of a mobile air conditioning system. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*. 2021. Vol. 143. P. 335–350. <https://doi.org/10.1007/s10973-019-09224-2>
6. He Y.-J., Tai Y.-D., Fakrouche N., Zhang C.-L. Applicability evaluation of internal heat exchanger in CO₂ transcritical cycle considering compressor operation boundaries. *Applied Energy*. 2023. Vol. 349. 121579. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121579>
7. El Samad T., Żabnieńska-Góra A., Jouhara H., Sayma A. I. A review of compressors for high temperature heat pumps. *Thermal Science and Engineering Progress*. 2024. 102603. <https://doi.org/10.1016/j.tsep.2024.102603>
8. Liu Y., Li Y., Chen Z., Wang C., Xing Z. Numerical research on refrigerant injection for motor cooling of screw compressor for heat pump with large temperature lift. *Applied Thermal Engineering*. 2024. Vol. 253. 123837. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2024.123837>
9. Kumar S., Chahal V. A review of various kinds of cascade refrigeration cycle and application of ejector mechanism. *Advances in Materials and Mechanical Engineering: Select Proceedings of ICFTMME 2020*. 2021. P. 245–265. https://doi.org/10.1007/978-981-16-0673-1_20
10. Kasi P., Cheralathan M. Review of cascade refrigeration systems for vaccine storage. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021. Vol. 2054. No. 1. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2054/1/012041>
11. Zlatanović I., Rudonja N. Experimental evaluation of desuperheating and oil cooling process through liquid injection in two-staged ammonia refrigeration systems with screw compressors. *Applied thermal engineering*. 2012. Vol. 40. P. 210–215. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2012.02.023>
12. Шуруб Ю.В., Попович О.М., Бібік О.В. Підвищення енергетичної ефективності регульованого електроприводу одноциліндрового поршневого компресора. *Технічна електродинаміка*. 2024. № 4. <https://doi.org/10.15407/techned2024.04.063>
13. Шуруб Ю.В., Попович О.М., Головань І.В., Бібік О.В. Обґрунтування вибору регулятора швидкості електроприводу одноциліндрового поршневого компресора. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2023. № 65. <https://doi.org/10.15407/publishing2023.65.133>
14. Kasaiean A., Hosseini S. M., Sheikhpour M., Mahian O., Yan W.-M., Wongwise S. Applications of eco-friendly refrigerants and nanorefrigerants: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2018. Vol. 96. P. 91–99. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.07.033>
15. Uddin K., Saha B. B., Thu K., Shigeru K. Low GWP refrigerants for energy conservation and environmental sustainability. *Advances in solar energy research*. 2019. P. 485–517. https://doi.org/10.1007/978-981-13-3302-6_15
16. Pronin V. A., Tsvetkov V. A., Kovanov A. V., Zhigovskaia D. V. Methods for regulating the performance of screw compressors and features applications for single rotor machines. *AIP Conference Proceedings*. 2021. Vol. 2412. No. 1. <https://doi.org/10.1063/5.0075107>
17. Остапенко О.В., Зімін О.В., Подмазко І.О., Хмельнюк М.Г. Шляхи підвищення енергоефективності холодильної установки підприємства харчової промисловості. *Холодильна техніка та технологія*. 2016. № 52(6). С. 4–10. <https://doi.org/10.15673/ret.v52i6.464>
18. Грищенко В.О. Типові технологічні процеси і холодильне обладнання для зберігання рослинної продукції: моделювання, динамічні режими, керування: монографія. Київ: ЦП «Компринт», 2018. 248 с.

19. Patil S., Ponnusami S., Kovacevic A., Asati N. Training Neural Networks to Predict the Energy Efficiency of Screw Rotor Profiles. *International Compressor Engineering Conference*. 2022. Paper 2777. <https://docs.lib.purdue.edu/icec/2777>
20. Wang T., Qi Q., Zhang W., Zhan D. Research on Optimization of Profile Parameters in Screw Compressor Based on BP Neural Network and Genetic Algorithm. *Energies*. 2023. Vol. 16. Iss. 9. 3632. <https://doi.org/10.3390/en16093632>

References

1. Cengiz, Y. I., & Yilmaz, D. (2020). Optimal capacity for sustainable refrigerated storage buildings. *Case Studies in Thermal Engineering*, 22, 100751. <https://doi.org/10.1016/j.csite.2020.100751>
2. Cárcel-Carrasco, J., Pascual-Guillamón, M., & Salas-Vicente, F. (2019). Improve the energy efficiency of the cooling system by slide regulating the capacity of refrigerator compressors. *Applied Sciences*, 11(5). <https://doi.org/10.3390/app11052019>
3. Shi, J., Li, T., Zhang, H., Peng, S., Liu, Z., & Jiang, Q. (2015). Energy consummation and environmental emissions assessment of a refrigeration compressor based on life cycle assessment methodology. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 20, 947–956. <https://doi.org/10.1007/s11367-015-0896-5>
4. Franco, S. S., Henríquez, J. R., Ochoa, A. A. V., da Costa, J. A. P., & Ferraz, K. A. (2022). Thermal analysis and development of PID control for electronic expansion device of vapor compression refrigeration systems. *Applied Thermal Engineering*, 206, 118130. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2022.118130>
5. Prabakaran, R., Lal, D. M., & Devotta, S. (2021). Effect of thermostatic expansion valve tuning on the performance enhancement and environmental impact of a mobile air conditioning system. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, 143, 335–350. <https://doi.org/10.1007/s10973-019-09224-2>
6. He, Y.-J., Tai, Y.-D., Fakrouche, N., & Zhang, C.-L. (2023). Applicability evaluation of internal heat exchanger in CO₂ transcritical cycle considering compressor operation boundaries. *Applied Energy*, 349, 121579. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121579>
7. El Samad, T., Žabnieńska-Góra, A., Jouhara, H., & Sayma, A. I. (2024). A review of compressors for high temperature heat pumps. *Thermal Science and Engineering Progress*, 102603. <https://doi.org/10.1016/j.tsep.2024.102603>
8. Liu, Y., Li, Y., Chen, Z., Wang, C., & Xing, Z. (2024). Numerical research on refrigerant injection for motor cooling of screw compressor for heat pump with large temperature lift. *Applied Thermal Engineering*, 253, 123837. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2024.123837>
9. Kumar, S., & Chahal, V. (2021). A review of various kinds of cascade refrigeration cycle and application of ejector mechanism. *Advances in Materials and Mechanical Engineering: Select Proceedings of ICFTMME 2020* (pp. 245–265). https://doi.org/10.1007/978-981-16-0673-1_20
10. Kasi, P., & Cheralathan, M. (2021). Review of cascade refrigeration systems for vaccine storage. *Journal of Physics: Conference Series*, 2054(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2054/1/012041>
11. Zlatanović, I., & Rudonja, N. (2012). Experimental evaluation of desuperheating and oil cooling process through liquid injection in two-staged ammonia refrigeration systems with screw compressors. *Applied thermal engineering*, 40, 210–215. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2012.02.023>
12. Shurub, Yu.V., Popovych, O.M., & Bibik O.V. (2024). Increasing the energy efficiency of a regulated electric drive of a single-cylinder piston compressor. *Technical Electrodynamics*, 4 [in Ukrainian]. <https://doi.org/10.15407/techned2024.04.063>
13. Shurub, Yu.V., Popovych, O.M. Golovan, I.V. & Bibik, O.V. (2023). Justification of the selection of the speed regulator of the electric drive of a single-cylinder piston compressor. *Proceedings of the Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine*, 65 [in Ukrainian]. <https://doi.org/10.15407/publishing2023.65.133>
14. Kasaeian, A., Hosseini, S. M., Sheikhpour, M., Mahian, O., Yan, W.-M., & Wongwise, S. (2018). Applications of eco-friendly refrigerants and nanorefrigerants: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 96, 91–99. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.07.033>
15. Uddin, K., Saha, B. B., Thu, K., & Shigeru, K. (2019). Low GWP refrigerants for energy conservation and environmental sustainability. *Advances in solar energy research*, 485–517. https://doi.org/10.1007/978-981-13-3302-6_15
16. Pronin, V.A., Tsvetkov, V.A., Kovanov, A.V., & Zhignovskaia, D.V. (2021). Methods for regulating the performance of screw compressors and features applications for single rotor machines. *AIP Conference Proceedings*, 2412(1). <https://doi.org/10.1063/5.0075107>
17. Ostapenko, O.V., Zimin, O.V., Podmazko, I.O., & Khmelnyuk, M.G. (2016). Ways to increase the energy efficiency of a refrigeration plant of a food industry enterprise. *Refrigeration Equipment and Technology*, 52(6), 4–10. <https://doi.org/10.15673/ret.v52i6.464>
18. Grishchenko, V.O. (2018). *Typical technological processes and refrigeration equipment for the storage of plant products: modeling, dynamic modes, control* [monograph]. Kyiv: CP "Komprint" [in Ukrainian].
19. Patil, S., Ponnusami, S., Kovacevic, A., & Asati, N. (2022). Training Neural Networks to Predict the Energy Efficiency of Screw Rotor Profiles. *International Compressor Engineering Conference*. Paper 2777. <https://docs.lib.purdue.edu/icec/2777>

20. Wang, T., Qi, Q., Zhang, W., & Zhan, D. (2023). Research on Optimization of Profile Parameters in Screw Compressor Based on BP Neural Network and Genetic Algorithm. *Energies*, 16(9), 3632. <https://doi.org/10.3390/en16093632>

PREDICTION OF ENERGY EFFICIENCY OF SCREW COMPRESSORS IN AMMONIA REFRIGERATION SYSTEMS WITH FREQUENCY CONTROL USING A NEURAL NETWORK

Yaroslav Nitsak, <https://orcid.org/0009-0006-3869-8231>

Alla Bosak*, PhD (Engin.), Associate Professor, <https://orcid.org/0000-0003-0545-9980>

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", 37, Beresteiskyi Ave., Kyiv, 03056, Ukraine

*Corresponding author: allabosak@iill.kpi.ua

Abstract. *This paper presents the results of a study on the energy efficiency of screw compressors in ammonia refrigeration systems equipped with frequency control. The focus is placed on the development of a neural network-based model for predicting energy consumption using experimental data collected from operational industrial facilities. The proposed approach accounts for a wide range of operating conditions, including variable load profiles, ambient temperature fluctuations, heat exchange performance, and specifics of automated control systems. The application of an artificial neural network (ANN) enabled high prediction accuracy: for compressors with frequency control, the mean squared error (MSE) was 63.065 and the coefficient of determination (R^2) reached 0.992; for compressors without frequency control, the respective values were MSE: 266.231 and R^2 : 0.978. These results demonstrate the advantage of frequency control in both modeling precision and energy performance. The study confirms that frequency regulation not only reduces energy consumption but also enhances system reliability, equipment longevity, and lowers operational costs. The proposed methodology can be adapted for other types of industrial refrigeration units, opening broad opportunities for further research and the implementation of energy-saving technologies across various industrial sectors.*

Keywords: energy efficiency, screw compressors, frequency converters, ammonia refrigeration units, optimization, electricity consumption, artificial neural network (ANN).

Дата першого надходження статті до журналу: 26.10.2025

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 27.01.2026

Дата публікації (оприлюднення): 09.03.2026