

УДК 004.56

DOI <https://doi.org/10.32851/tnv-tech.2021.3.3>

## ПРИНЦИПИ ВПРОВАДЖЕННЯ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У СФЕРІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ОБСЛУГОВУВАННЯ ПРОМИСЛОВОГО ОБЛАДНАННЯ

**Козак Є.Б.** – розробник програмного забезпечення,

інженер-програміст

GAN Inc.

ORCID ID: 0000-0002-8342-2609

У статті досліджено принципи впровадження моделей машинного навчання у сферу інтелектуального обслуговування промислового обладнання. Зазначено, що розумне виробництво використовує передову аналітику даних для доповнення фізичних законів щодо підвищення ефективності роботи виробничих систем. Наголошується, що за широкого поширення датчиків та Інтернету речей (IoT) зростає потреба в обробці великих виробничих даних, що характеризуються високим об'ємом, високою швидкістю і високою різноманітністю. Наведено схему промислової машини, яка використовується для перемотування та різання пакувальної плівки на виробництві. Детально розкрито виробничий процес та складено структурну схему налаштування системи, сформовано модель кластеризації параметрів для виявлення збоїв у роботі промислової машини. Підкреслено, що дані, отримані від датчиків, фактично є дискретними даними часу, що відбираються за секунду часу, а декомпозиція даних часових рядів виявила тенденцію до зростання залишків. Отримані часові ряди стаціонарувались за допомогою диференціації, а логарифмічне перетворення у свою чергу використовувалося для зменшення дисперсії даних часових рядів. При цьому наголошується, що диференціація усуває зміни рівня динамічного ряду, а отже, усуває тенденції та сезонність, причому середнє ковзне та стандартне відхилення знайдено незалежно від часу, на основі чого побудовано діаграму стаціонарності. Визначено етапи прогнозування та запропоновано модель інтегрованої ковзної середньої. У роботі запропоновано три моделі: метод опорних векторів, глибока нейронна мережа та найвигідніший базис класифікатор, здійснено порівняння всіх трьох моделей та доведено, що модель глибокої нейронної мережі була більш ефективною в разі моделювання даних. Прогнозна модель побудована для зменшення низькоякісних виробничих циклів та планування технічного обслуговування. Таким чином, наголошено, що машинне навчання на основі IoT допоможе подолати суттєві обмеження продуктивності та пов'язані з цим витрати на обслуговування, що в загальному випадку значно підвищить продуктивність виробничого обладнання.

**Ключові слова:** машинне навчання, промислове обладнання, інтелектуальне обслуговування, модель, хмара, персональний комп'ютер.

### **Cozac Eu.B. Principles of introduction of machine learning models in the field of intellectual maintenance of industrial equipment**

The article investigates the principles of implementation of machine learning models in the field of intelligent maintenance of industrial equipment. It is noted that smart manufacturing uses advanced data analytics to supplement physical laws to improve the efficiency of production systems. It is emphasized that with the widespread use of sensors and the Internet of Things (IoT), the need for processing large production data, characterized by high volume, high speed and high diversity. The scheme of an industrial machine used for rewinding and cutting of packaging film in production is given. The production process is revealed in detail and the structural scheme of system adjustment is made, the model of clustering of parameters for detection of failures in work of the industrial machine is formed. It is emphasized that the data obtained from the sensors are essentially discrete time data taken per second of time, and the decomposition of the time series data showed a tendency to increase the residuals. The obtained time series were stationary by differentiation, and, in turn, the logarithmic transformation was used to reduce the variance of the time series data. At the same time, it is emphasized that differentiation eliminates changes in the level of the time series, and therefore eliminates trends and seasonality, while the average sliding and standard deviation is found regardless of time on the basis of which the stationary

*diagram is constructed. The stages of forecasting are determined and the model of the integrated moving average is offered. Three models are proposed: the reference vectors method, the deep neural network and the naive Bayesian classifier; all three models are compared and it is proved that the deep neural network model was more effective in modeling the data. The forecast model is built to reduce low-quality production cycles and maintenance planning. Thus, it is emphasized that machine learning based on IoT will help to overcome significant productivity constraints and associated maintenance costs, which in general will significantly increase the productivity of production equipment.*

**Key words:** *machine learning, industrial equipment, intelligent service, model, cloud, personal computer.*

**Постановка проблеми.** IoT – це мережа фізичних пристроїв та комп'ютерів, що дозволяє їм збирати та обмінюватися даними. Зібрані дані зазвичай агрегуються та зберігаються на хмарних платформах. IoT дозволяє здійснювати дистанційне зондування та моніторинг цих пристроїв. Ця робота в Інтернеті та зв'язок дозволяє автоматизувати роботу в різних сферах.

Одним із таких чудових прикладів є промисловий IoT (IIoT). Виробничі системи з підтримкою IoT дозволяють контролювати важливі дані машини та керувати машиною за допомогою різних сигналів. Це допомагає поліпшити виробничий процес і допомагає планувати технічне обслуговування машин.

Поєднуючи зв'язок між машинами (M2M), PLC, SCADA, IPC, аналіз даних та бізнес-аналітику, IIoT змінює образ виробничої діяльності, надаючи йому перспективності, і, як результат, компанії в різних сферах використовують свою ефективність у збільшенні продуктивності.

За допомогою налаштування моніторингу на основі умов маємо уявлення про найбільш важливі параметри в режимі реального часу. Системи, які зараз використовуються в більшості виробничих підрозділів, мають обмежені можливості з урахуванням аналізу та зберігання історичних даних. Отже, збираємо ці дані та використовуємо машинне навчання, щоб заздалегідь прогнозувати збої, щоб уникнути великих збитків, понесених фірмою, якщо машина зупиниться з будь-якої причини, і запобігти виробництву низькосортної продукції.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Низка вчених підійшла до вивчення моделей машинного навчання та впровадження їх у різні сфери сучасного життя.

О.Ю. Олійник та Ю.К. Тараненко [1] розробили програмний комплекс, який вирішує проблему ідентифікації діагностичних вібросигналів методом підбору часових рядів тестового сигналу з мінімальною близькістю на основі вейвлет-коєфіцієнтів. Відбір у тестовий набір здійснюється в процесі контролю за мінімальним значенням коефіцієнта автокогерентності, який близький до нуля.

Розгляд теоретичних та практичних аспектів з питань розвитку та вдосконалення технологій машинного навчання в промисловості здійснили О.С. Подскребко, Д.М. Квашук та А.К. Берідзе-Стаховський [2]. Авторами встановлено, що найбільш актуальною сферою постає промисловість, оскільки значну частину завдань, які мають бути вирішені для людства, потрібно виконувати в автоматизованому режимі.

Ю.В. Хома [3] здійснив подальший розвиток теорії комп'ютерного опрацювання біомедичної інформації, в рамках якої обґрунтовано широке, комплексне використання на всіх структурних рівнях штучних нейронних мереж і технологій глибокого навчання в поєднанні з методами цифрового опрацювання сигналів, що слугує універсальною платформою для розширення функціональних можливостей і покращення характеристик комп'ютерних систем для ефективного вирішення різнопланових завдань у сфері біоінформатики.

Застосування машинного навчання в автоматизації промисловості для технічного обслуговування дослідили М.А. Бідяк та О.В. Олійник [4]. Науковцями доведено, що вбудовані в обладнання датчики своєчасно й оперативно збирають, передають інформацію про його роботу в інформаційну систему. Зібрана інформація дозволяє прогнозувати можливі відмови та аварії, а також допомагати розробляти оптимальні режими роботи устаткування, тим самим збільшуючи продуктивність і поліпшуючи роботу підприємства загалом.

Із зарубіжних авторів варто відзначити такі роботи, як: S.S. Agrawal, A. Patel [5], Paul R. Daugherty, H. James Wilson [6], S. Dhankhad, E. Mohammed, B. Far [7], S. Agrawal, A. Patel [8], N. Amruthnath, T. Gupta [9], N. Patel, P. Oza P., S. Agrawal [10], Y. Kou, G. Cui, J. Fan, X. Chen, W. Li [11], N. Daneshjo [12], A.A. Puchalski [13] тощо.

Проте, враховуючи описані наукові набутки за темою, питання розкриття принципів впровадження моделей машинного навчання у сферу інтелектуального обслуговування промислового обладнання залишається відкритим та потребує детального опрацювання.

**Мета статті** – дослідити принципи впровадження моделей машинного навчання у сферу інтелектуального обслуговування промислового обладнання.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Забезпечення прогнозування роботи промислових машин для підвищення продуктивності та запобігання пошкодження якості за рахунок впровадження моделей машинного навчання є перспективним напрямом сучасних наукових досліджень. У межах даної роботи об'єктом дослідження вибрано промислову машину, яка використовується для перемотування та різання пакувальної плівки на виробництві.

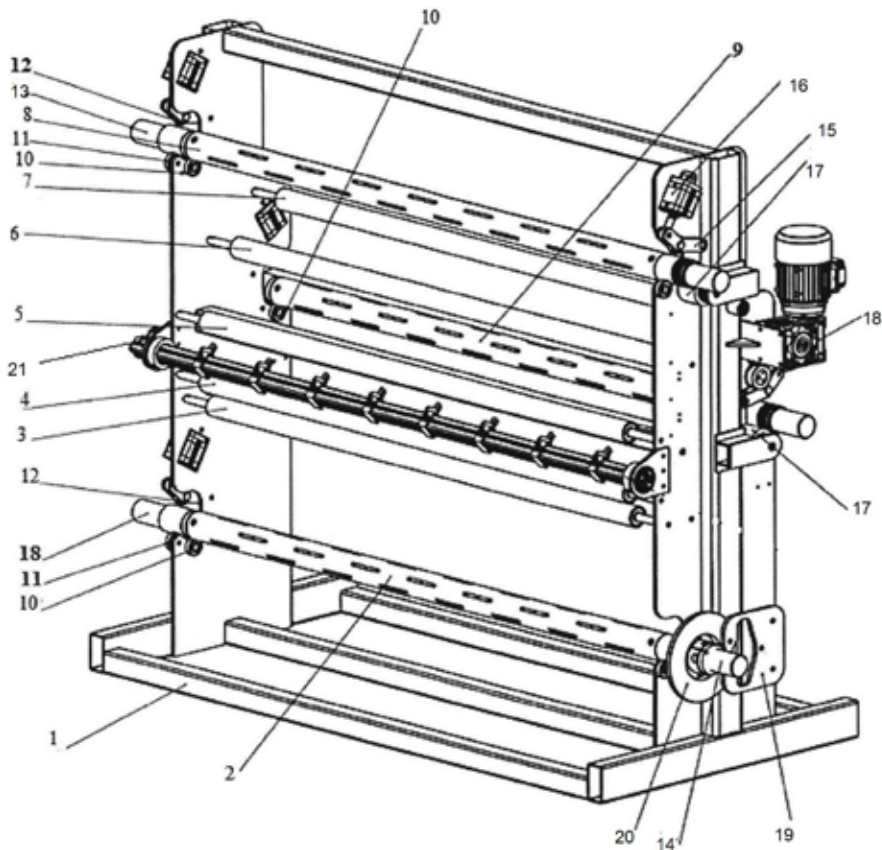
Операція починається з процесу розмотування рулону від намотувальної машини, який потім випрямляється і подається до щілини для нарізання на необхідну ширину валка. Леза або ножі розрізають пакувальну плівку залежно від вимог.

У процесі нарізання натяг і тиск мають велике значення в разі погіршення характеристик пакувального рулону. Оператор задає машині параметр натягу і тиску. Цей заданий натяг і тиск підтримуються самою машиною залежно від діаметра рулону, ширини рулону та довжини валка.

Зі збільшенням діаметру рулону натяг необхідно зменшувати, щоб підтримувати задану швидкість. Аналогічно для значень тиску: тиск зростає, поки цикл триває. Це робиться програмованим логічним контролером (далі – ПЛК), установленим на промисловій машині, який надсилає сигнали необхідним виконавчим механізмам.

ПЛК на машині зберігає дані для різних параметрів, які потрібно контролювати. Концепція послідовного включення компонентів використовується для зменшення проводки між машинами та ПЛК. За допомогою порту RS485 дані надсилаються на адаптер, котрий потім перетворює дані у форму TCP, яка подається на промисловий персональний комп'ютер (далі – ППК). ППК підключений до Інтернету і передає дані в хмару за допомогою протоколу MQTT<sup>1</sup> у вигляді пакетів даних. На рисунку 2 показана блок-схема процесу передачі даних від двигуна (управління рулонами розрізу) до ПЛК і ППК, який підключений до Інтернету для надсилання даних до хмари.

<sup>1</sup> <https://uk.wikipedia.org/wiki/MQTT>



*Рис. 1. Промислова машина, яка використовується для перемотування та різання пакувальної плівки на виробництві*

*1 – станина з двома вертикальними стійками, з прорізами-гніздами для розмотувального вала і намотувальних валів, установлених нерухомо в осьовому напрямку, при цьому проріз для одного з намотувальних валів виконано з передньої панелі пристрою, а для іншого намотувального вала – із задньої стінки пристрою; 2 – розмотувальний, порожній вал; 3, 4, 5, 6, 7 – проміжні вали; 8 – намотувальний, вал, який може бути порожнистим усередині, розташований з передньої панелі пристрою; 9 – намотувальний вал, який може бути порожнистим усередині, розташований у задній частині пристрою, нижче намотувального вала 8; 10 – напрямні ролики; 11 – опорні ролики; 12 – притисний ролик; 13 – насадка з ніпелем усередині для під'єднання до пневмосистеми; 14 – насадка для установки на валу 2 гальмівного диска; 15 – важіль; 16 – силовий циліндр (пнеумоциліндр); 17 – приводний ролик; 18 – редуктор; 19 – гальмівний пристрій; 20 – гальмівний диск; 32 – рейка.*

Дані, що генеруються з промислової машини для різання, збираються за допомогою датчиків і передаються в хмару.

Дані зберігаються у форматі CSV у системі, що складається з 5-ти стовпців, а саме таких, як: час, напруга, тиск, ширина та діаметр.

Підхід складається із двох етапів. Перший включає аналіз даних, кластеризацію та контрольовані методи навчання, щоб отримати уявлення з даних, а другий слідує за першим, щоб додати прогнозні моделі за допомогою моделі

Бокса-Дженкінса, інтегрованої моделі авторегресії, змінного середнього, тобто моделі й методології аналізу часових рядів.

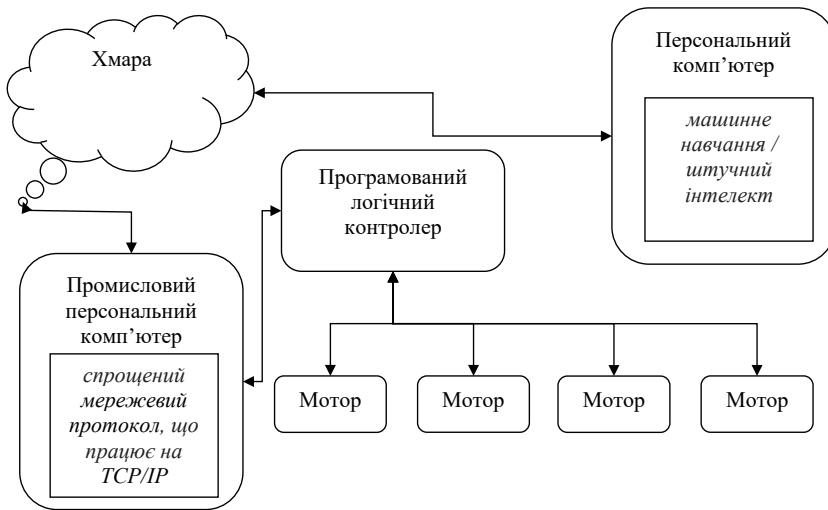


Рис. 2. Структурна схема налаштування системи

Датчики надсилають дані, коли машина показує зміни стану, кожна зміна фіксується в секунду часу. Отже, отримані дані складаються з багатьох нульових значень. Перший крок до попередньої обробки включає заміну нульових значень на середні ковзні значення. Оскільки точок відмов у даних менше в порівнянні з точками даних, що представляють хороші виробничі цикли, за допомогою кластеризації необхідно знайти точки збою (рис. 3).

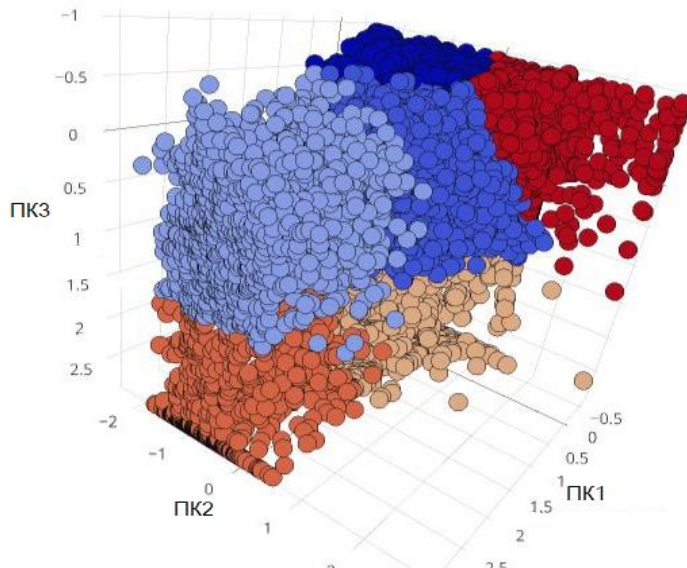


Рис. 3. Кластеризація параметрів для виявлення збоїв у роботі промислової машини

Наступним етапом виступає ретельний аналіз збоїв, а також точок відмов, які були позначені у вхідних маркованих даних, щоб знайти відмінності від ідеальних циклів виробництва. Глибокий аналіз дозволяє виявити вплив параметрів на якість продукції.

Порушення якості відбувається, коли відбувається раптовий спад тиску, що призводить до поганого виробничого циклу (рис. 4). Отже, цей аналіз допоміг відобразити збої з характерними змінами значень параметрів. Поява таких явищ призводить до погіршення якості продукції.

Різні контрольовані моделі, такі як нейронна мережа та метод опорних векторів, використовувались у наборі даних для підготовки класифікатора для виявлення збоїв якості у виробничих циклах.

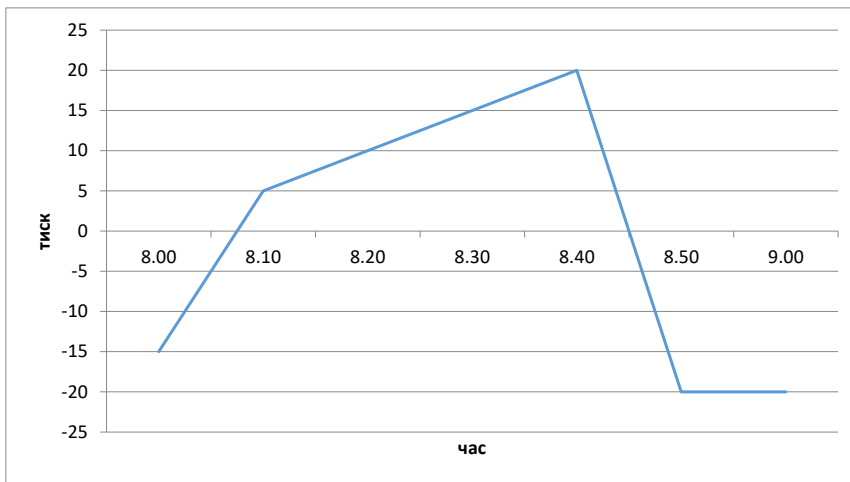


Рис. 4. Діаграма тиску неякісного виробничого циклу

Використання прогнозного аналізу є ефективним проектним рішенням для прогнозування промислових машин. Для прогнозування параметрів машини в межах даної статті використано авторегресивну інтегровану ковзну середню для картографування станів машини в майбутньому.

Дані, отримані від датчиків, фактично є дискретними даними часу, що відбираються за секунду часу. Декомпозиція даних часових рядів виявила тенденцію до зростання залишків.

Отже, часові ряди стаціонарувалися за допомогою диференціації. Логарифмічне перетворення використовувалось для зменшення дисперсії даних часових рядів. Диференціація усуває зміни рівня динамічного ряду, а отже, усуває тенденції та сезонність. При цьому середнє ковзне та стандартне відхилення знайдено незалежно від часу (рис. 5).

Модель інтегрованої ковзної середньої (ARIMA) була використана для прогнозування майбутніх точок [14] у ряді даних, оскільки дані показали не стаціонарність. Модель вбудована (рис. 6) у набір даних із прогнозом на ймовірність виникнення відмови.

Формування моделі на рисунку 6 здійснюється на базі набору історичних даних, які потім використовуються для навчання моделі ARIMA. Для нових

та невидимих виробничих циклів модель ARIMA передбачає значення параметрів для решти виробничого циклу, і ці значення надходять до контрольованої моделі для класифікації. Якщо модель передбачає цикл як неефективний виробничий цикл, необхідно вжити необхідних заходів, щоб уникнути цього.

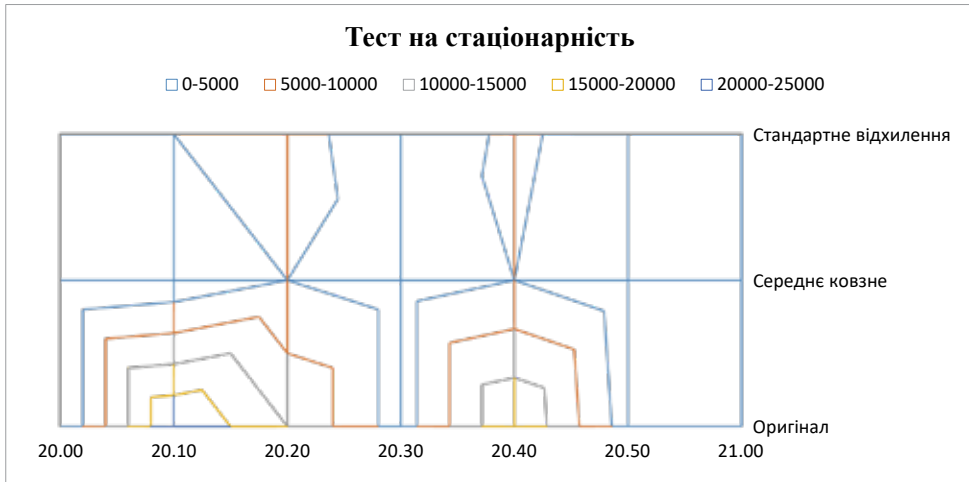


Рис. 5. Тест на стаціонарність

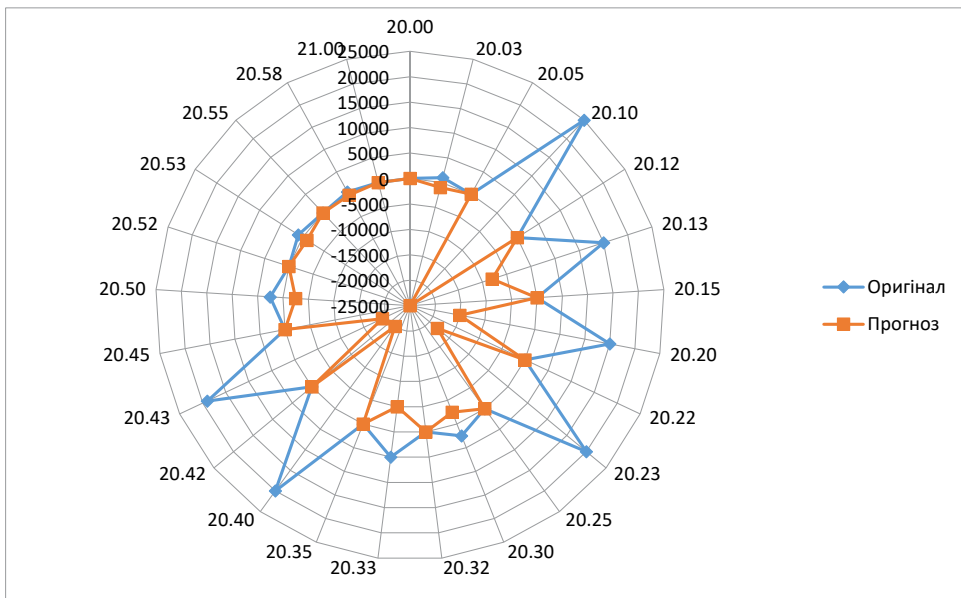


Рис. 6. Ділянка моделі інтегрованої ковзної середньої

Моделі, які навчалися на наборі даних, розділені на 70% тренувань, 10% перехресної перевірки та 20% тесту, показали таку точність (таблиця 1):

Таблиця 1

## Порівняльний аналіз моделей

№	Назва моделі	Точність прогнозування (%)
1	Наївний басів класифікатор	96.02
2	Метод опорних векторів	95.50
3	Глибока нейронна мережа	99.01

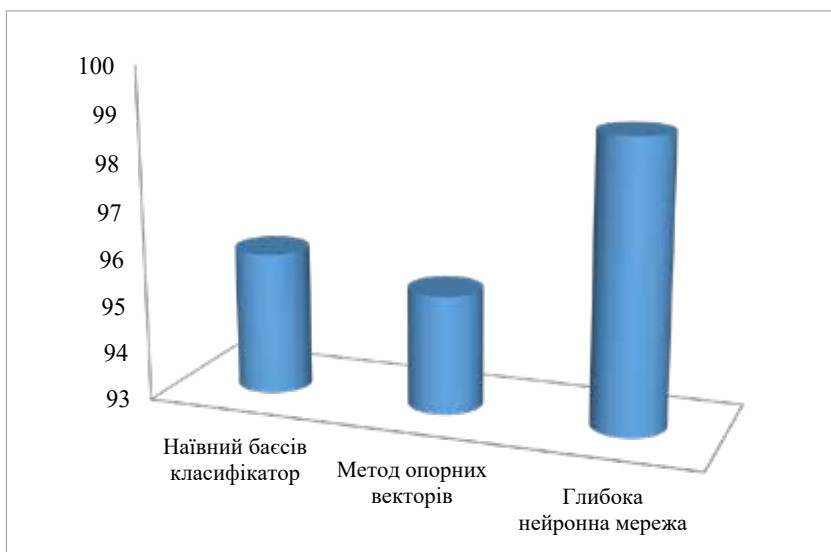


Рис. 7. Гістограма розподілу точності прогнозування моделей у відсотках

Можна зробити висновок, що модель глибокої нейронної мережі була більш ефективною під час моделювання даних. Однак частота появи циклів зниження якості низька порівняно з циклами високої якості. Отже, модель продовжує активно вчитися з новими даними та продовжує оновлювати вагу.

Прогнозна модель побудована для зменшення низькоякісних виробничих циклів та планування технічного обслуговування. Модель використовується для прогнозування якості роботи промислової машини до кінця виробничого циклу.

Систему можна додатково навчити прогнозувати залишковий строк корисного використання промислової машини, перш ніж вона потребуватиме технічного обслуговування або заміни. Використання багатопарових архітектур різних моделей може бути використано для підвищення довіри до класифікації. Крім того, використання проактивного виявлення аномалії може бути використано для передачі сигналів контролеру машини для контролю параметрів машини, щоб запобігти низькій якості виробничих циклів і, отже, збільшити загальну продуктивність.

**Висновки і перспективи подальших досліджень.** У роботі досліджено принципи впровадження моделей машинного навчання у сферу інтелектуального обслуговування промислового обладнання. Машинне навчання на основі IoT допоможе подолати суттєві обмеження продуктивності та пов'язані з цим витрати на обслуговування. Моделі, що контролюються, можуть бути використані для



отримання прогнозу, а подальше використання прогнозів та прогнозування забезпечить ефективність виробничого процесу з мінімальними витратами на обслуговування та зменшить погіршення якості продукції.

### СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Олійник О.Ю., Тараненко Ю.К. Система безперервного вібромоніторингу стану технологічного обладнання з машинним навчанням класифікатору. *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*. 2020. № 2. С. 18–26.
2. Подскребко О.С., Квашук Д.М., Берідзе-Стаховський А.К. Технології машинного навчання в промисловості з використанням методів розпізнавання образів. *Економіка та держава*. 2019. № 6. С. 46–49.
3. Хома Ю.В. Теорія і методи комп'ютерного опрацювання біосигналів на основі машинного навчання : дис. ... на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук : 05.13.05 ; Міністерство освіти і науки України, Національний університет «Львівська політехніка». Львів, 2020. 379 с.
4. Бідяк М.А., Олійник О.В. Застосування машинного навчання в автоматизації промисловості для технічного обслуговування. «Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем керування організаційно-технічними та технологічними комплексами» : Матеріали VII Міжнародної науково-технічної Internet-конференції, (м. Київ, 26 листопада 2020. Київ : НУХТ, 2020. С. 22–24.
5. Agrawal S.S., Patel A. CSG cluster: A collaborative similarity based graph clustering for community detection in complex networks. *International Journal of Engineering and Advanced Technology*. 2019. 8(5). 1682–1687.
6. Paul R. Daugherty, Wilson H.J. Human+ machine: Reimagining work in the age of AI. Harvard Business Review Press, 2018.
7. Dhankhad S., Mohammed E., Far B. Supervised machine learning algorithms for credit card fraudulent transaction detection: a comparative study. In *2018 IEEE international conference on information reuse and integration (IRI)*. 2018. July. P. 122–125. IEEE.
8. Agrawal S., Patel A. Clustering algorithm for community detection in complex network: a comprehensive review. *Recent Advances in Computer Science and Communications (Formerly: Recent Patents on Computer Science)*. 2020. 13(4). 542–549.
9. Amruthnath N., Gupta T. A research study on unsupervised machine learning algorithms for early fault detection in predictive maintenance. In *2018 5th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA)*. 2018. April P. 355–361. IEEE.
10. Patel N., Oza P., Agrawal S. Homomorphic cryptography and its applications in various domains. In *International Conference on Innovative Computing and Communications*. Springer, Singapore, 2019. P. 269–278.
11. Machine learning based models for fault detection in automatic meter reading systems. In *2017 International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics (SPAC)* / Y. Kou et al. 2017. December. P. 684–689. IEEE.
12. Specification of the Application of Vibrodiagnostics in Assessing the State of the Industrial Robot. *Advances in Science and Technology. Research Journal* / N. Daneshjo et al. 2019. 13(1).
13. Puchalski A. A technique for the vibration signal analysis in vehicle diagnostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2015. 56. 173–180.
14. Модель прогнозування геопросторових даних в системах обробки геопросторової інформації. *Системи озброєння і військова техніка* / Г.В. Худов та ін. 2021. № 2 (66). С. 123–128. URL: <https://doi.org/10.30748/soivt.2021.66.16>

## REFERENCES:

1. Oliinyk, O. Yu., & Taranenko, Yu. K. (2020). Systema bezperervnoho vibromonitorynhu stanu tekhnolohichnoho obladnannia z mashynnym navchanniam klasyfikatoru [System of continuous vibromonitoring of a condition of the technological equipment with machine training of the classifier]. *Informatsiini tekhnolohii ta kompiuterna inzheneriia*, 48(2), 18-26. [in Ukrainian].
2. Podskrebko, O. S., Kvashuk, D. M., & Beridze-Stakhovskiy, A. K. (2019). Tekhnolohii mashynnoho navchannia v promyslovosti z vykorystanniam metodiv rozpoznavannia obraziv [Machine learning technologies in industry using image recognition methods]. *Ekonomika ta derzhava*, (6), 46-49.
3. Khoma, Yu. V. (2020). Teoriia i metody kompiuternoho opratsiuvannia biosyhnaliv na osnovi mashynnoho navchannia [Theory and methods of computer processing of biosignals based on machine learning] (Doctoral dissertation, Natsionalnyi universytet «Lvivska politekhnika»). [in Ukrainian].
4. Bidiak M.A., Oliinyk O.V. (2020). Zastosuvannia mashynnoho navchannia v avtomatyzatsii promyslovosti dlia tekhnichnoho obsluhovuvannia [Application of machine learning in industry automation for maintenance]. «Suchasni metody, informatsiine, prohramne ta tekhnichne zabezpechennia system keruvannia orhanizatsiino-tekhnichnymy ta tekhnolohichnymy kompleksamy»: Proceedings of the VII International Scientific and Technical Internet Conference, (Kyiv, November 26, 2020. Kyiv: NUHT, 2020. [in Ukrainian].
5. Agrawal, S. S., & Patel, A. (2019). CSG cluster: A collaborative similarity based graph clustering for community detection in complex networks. *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, 8(5), 1682-1687.
6. Paul R. Daugherty, & Wilson, H. J. (2018). *Human+ machine: Reimagining work in the age of AI*. Harvard Business Review Press.
7. Dhankhad, S., Mohammed, E., & Far, B. (2018, July). Supervised machine learning algorithms for credit card fraudulent transaction detection: a comparative study. In *2018 IEEE international conference on information reuse and integration (IRI)* (pp. 122-125). IEEE.
8. Agrawal, S., & Patel, A. (2020). Clustering algorithm for community detection in complex network: a comprehensive review. *Recent Advances in Computer Science and Communications (Formerly: Recent Patents on Computer Science)*, 13(4), 542-549.
9. Amruthnath, N., & Gupta, T. (2018, April). A research study on unsupervised machine learning algorithms for early fault detection in predictive maintenance. In *2018 5th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA)* (pp. 355-361). IEEE.
10. Patel, N., Oza, P., & Agrawal, S. (2019). Homomorphic cryptography and its applications in various domains. In *International Conference on Innovative Computing and Communications* (pp. 269-278). Springer, Singapore.
11. Kou, Y., Cui, G., Fan, J., Chen, X., & Li, W. (2017, December). Machine learning based models for fault detection in automatic meter reading systems. In *2017 International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics (SPAC)* (pp. 684-689). IEEE.
12. Daneshjoo, N., Hajduova, Z., Dudaš-Pajerská, E., & Danishjoo, E. (2019). Specification of the Application of Vibrodiagnostics in Assessing the State of the Industrial Robot. *Advances in Science and Technology. Research Journal*, 13(1).
13. Puchalski, A. (2015). A technique for the vibration signal analysis in vehicle diagnostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 56, 173-180.
14. Khudov, H. V., Makoveichuk, O. M., Butko, I. M., & Khyzhniak, I. A. (2021). Model prohnozuvannia heoprosorovykh danykh v systemakh obrobky heoprosorovoi informatsii [Model of geospatial data forecasting in geospatial information processing systems]. *Systemy ozbroiennia i viiskova tekhnika*, (2 (66)), 123-128. <https://doi.org/10.30748/soivt.2021.66.16>.