

УДК 004.8:005.8

DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2024.4.12>

Владислав КОЗУБ

доктор філософії з комп'ютерних наук,

асистент кафедри математики та інформатики,

ДЗ «Луганський національний університет імені Тараса Шевченка»

ORCID: 0000-0003-2710-7206

ІНФОРМАЦІЙНА ПІДТРИМКА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ТЕХНОЛОГІЙ РОЗПОДІЛЕННОГО ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Анотація. Стаття присвячена інформаційній підтримці прийняття рішень з використанням технологій розподіленого штучного інтелекту. При цьому стає зрозуміло, що розподілений ШІ є силою на сучасному ринку, яка робить компанії більш ефективними, надійними та адаптивними.

Метою роботи є розробка власної концепції інформаційної підтримки прийняття рішень за допомогою технологій штучного інтелекту на основі розподілених обчислень.

Методологія. Методологія цього дослідження побудована на оцінці теоретичних розробок і практичного використання технологій розподіленого штучного інтелекту (ШІ) в діяльності з прийняття рішень. Акцент зроблено на впровадженні методів машинного навчання для аналізу великих масивів даних у розподілених системах, що дає змогу ефективно та оперативно підтримувати прийняття рішень. Використані інструменти та підходи: Python та мультипроцесинг для побудови паралельної обробки даних, логістична регресія для опису процесів прийняття рішень та оцінки класифікації і точності отриманих моделей, PCA – аналіз головних компонент з метою зменшення розмірності даних для цілей кластеризації та класифікації, методи контролю конфіденційності для забезпечення безпеки передачі даних між вузлами та обмеження доступу до даних.

Наукова новизна. Основний матеріал підкреслює переваги розподіленого ШІ як функціональні (швидкість обробки даних, паралелізм і висока масштабованість, технічна реалізованість), так і з точки зору розробки (менші витрати, можливість повторного використання та гнучкість реалізації). Він також бере на себе кілька проблем, таких як відповідальність ШІ, питання конфіденційності та безпеки даних, а також питання впровадження.

З'ясовано, що розподілений штучний інтелект – це дуже потужна технологія, і слід бути обережним, застосовуючи її для прийняття рішень, оскільки, хоча вона має переваги, вона також має і деякі недоліки. У цій роботі продемонстровано, як системи штучного інтелекту, що працюють у розподілених архітектурах, можуть бути використані для прийняття рішень, на прикладі нашої власної розробки на мові Python. Описано таку систему, яка використовує логічну регресію, аналіз головних компонент та візуалізацію результатів.

Акцентовано увагу на пошуці розв'язку шляхом виконання коду на мові Python, розробленого в інтегрованому середовищі розробки PyChart 2024.2, який демонструє розподілену систему прийняття рішень на основі ШІ з використанням методів багатопроцесорної обробки та машинного навчання. Код включає функції для навчання моделей на окремих вузлах, управління розподіленим процесом навчання та візуалізації границі рішення найкращої моделі. Використано логістичну регресію для бінарної класифікації та PCA для зменшення розмірності для полегшення візуалізації.

Код створює пул процесів, які відповідають заданій кількості вузлів. Потім ці процеси асинхронно навчають моделі на підмножинах даних. Після завершення процесу навчання обирається найкраща модель, а границя рішення в найпростішому випадку зображується у вигляді двовимірного графа. Розподілений ШІ, описаний у цьому прикладі, втілює потенційне застосування технології у прийнятті рішень: можливість приймати рішення над розподіленими даними та розподіленими акторами шляхом обробки даних на декількох вузлах.

Висновки. Можна стверджувати, що технології розподіленого ШІ можуть бути інтегровані в процеси прийняття рішень у будь-якому випадку. Не виключено, що організації хотіли б спиратися на культуру критичної оцінки та безперервного навчання, щоб приймати більш обґрунтовані, справедливі та ефективні рішення. Цей розроблений код є прикладом того, як така система може бути реалізована на практиці.

Ключові слова: розподілений штучний інтелект, системи підтримки прийняття рішень, машинне навчання, глибинне навчання, обробка даних, прогнозна аналітика, паралельне обчислення, кібербезпека.

Vladyslav KOZUB. INFORMATION SUPPORT FOR DECISION-MAKING USING DISTRIBUTED ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES

Abstract. The methodology of this study is based on the assessment of theoretical developments and practical use of distributed artificial intelligence (AI) technologies in decision-making activities. The emphasis is on the implementation of machine learning methods for analysing large amounts of data in distributed systems, which allows for efficient and prompt decision-making support. Tools and approaches used

Python and multiprocessing to build parallel data processing.

Logistic regression is used to describe decision-making processes and to assess the classification and accuracy of the resulting models.

PCA – principal component analysis to reduce the dimensionality of data for clustering and classification purposes.

Privacy control methods to ensure the security of data transmission between nodes and restrict access to data.

Methodology. The methodology of this study is based on the assessment of theoretical developments and practical use of distributed artificial intelligence (AI) technologies in decision-making activities. The emphasis is on the implementation of machine learning methods for analysing large amounts of data in distributed systems, which allows for efficient and effective

decision-making support. Tools and approaches used: Python and multiprocessing to build parallel data processing, logistic regression to describe decision-making processes and evaluate the classification and accuracy of the resulting models, PCA – principal component analysis to reduce the dimensionality of data for clustering and classification purposes, privacy control methods to ensure the security of data transmission between nodes and restrict access to data.

Scientific novelty. The main material emphasises the advantages of distributed AI, both functional (data processing speed, parallelism, and high scalability, technical feasibility) and development (lower costs, reusability, and implementation flexibility). It also takes on several challenges, such as AI liability, data privacy and security issues, and implementation issues.

It has been found that distributed AI is an immensely powerful technology and care should be taken when applying it to decision-making, as while it has advantages, it also has some disadvantages. In this paper, we demonstrate how AI systems running in distributed architectures can be used for decision making, using our own Python development as an example. We describe such a system that uses logical regression, principal component analysis, and visualisation of results.

The article focuses on finding a solution by executing Python code developed in the PyCharm 2024.2 integrated development environment, which demonstrates a distributed AI-based decision-making system using multiprocessing and machine learning methods. The code includes functions for training models on individual nodes, managing the distributed learning process, and visualising the decision boundary of the best model. It uses logistic regression for binary classification and PCA for dimensionality reduction to facilitate visualisation.

The code creates a pool of processes that correspond to a given number of nodes. These processes then train the models asynchronously on subsets of the data. After the training process is complete, the best model is selected, and the decision boundary is represented as a two-dimensional graph in the simplest case. The distributed AI described in this example embodies a potential application of the technology in decision-making: the ability to make decisions over distributed data and distributed actors by processing data on multiple nodes.

Conclusions. It can be argued that distributed AI technologies can be integrated into decision-making processes in any case. It is possible that organisations would like to rely on a culture of critical evaluation and continuous learning to make more informed, fair, and effective decisions. The code developed here is an example of how such a system could be implemented in practice.

Key words: distributed artificial intelligence, decision support systems, machine learning, deep learning, data processing, predictive analytics, parallel computing, cybersecurity.

Постановка проблеми. У сучасному ландшафті технологій і бізнесу впровадження технологій розподіленого штучного інтелекту (ШІ) стало революційною силою в процесах прийняття рішень. Розподілений штучний інтелект – це підхід, який використовує кілька комп'ютерних систем, які працюють у мережі, щоб розподілити інтелектуальну діяльність та виконання завдань. Це дозволяє системам ділитися інформацією, ресурсами та діями, що підвищує їхню ефективність, надійність та здатності до розширення.

Ці системи розширюють можливості обробки даних, сприяють створенню середовища для спільної роботи та покращують масштабованість і гнучкість, що робить їх основними інструментами для організацій, які прагнуть до ефективності та гнучкості. Однак є помітні контраргументи щодо надмірної залежності від штучного інтелекту, занепокоєння щодо конфіденційності та безпеки даних і проблем, пов'язаних із впровадженням.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Mohsen Soori, Foad Karimi Ghaleh Jough, Roza Dastres [11] досліджують різні підходи, застосування AI, переваги, виклики та перспективи використання цих систем у різних галузях промисловості, зосереджуючись на їхній ролі у підвищенні ефективності, автоматизації процесів, оптимізації рішень, а також на їхньому внеску в інноваційний розвиток. В. Рос [12] зосереджується на інструментах, які допомагають керівникам приймати рішення більш свідомо, швидко та точно, включаючи використання інформації, аналізу даних, інноваційних підходів, навчання на основі досвіду, інтуїції та інших чинників, які формують прийняття рішень на різних рівнях організації. Хассан Ель Хаджа [7] досліджує, як технології, зокрема штучний інтелект, змінюють спосіб прийняття рішень людиною, підкреслює важливість розуміння цифрових інструментів, їхньої здатності надавати інформацію, інформованість, а також їхнього впливу на прийняття рішень як на індивідуальному, так і на корпоративному рівні. А. Осьмак, Ю. Карпенко, І. Семененко [4] зосереджується на використанні AI-інструментів у мережевому управлінні. Автори дискутують про переваги, ризики та перспективи розвитку цієї галузі, а також розглядають їхній вплив на різні аспекти управлінської діяльності. А.І. Шевченко [5] розглядає різні аспекти використання AI-технологій у країні, зокрема їхній розвиток, інституційну підтримку, інноваційний потенціал та інші. Ю. Когуть [6] розглядає використання AI-технологій у галузі національної безпеки, досліджує як ці інструменти можуть підтримувати процеси прийняття рішень, підвищуючи рівень захисту інформаційних систем, передбачення загроз та оперативність реагування на них. С. Гордієнко та І. Доронін [2] аналізують можливості AI у вирішенні завдань оборони, безпеки, правоохоронної діяльності та іншого, а також підіймають питання, пов'язані з їхнім використанням, такі як етичні, правові, а також конституційні вимоги, які їхнє використання імпліцитно передбачає. Тож у наукових працях [8, 9, 10] приділяється незначна увага застосуванню штучного інтелекту без виділення ролі розподілених моделей штучного інтелекту. Цей аспект своєю чергою має бути з'ясований виходячи із наукових здобутків та практичних навичок програмування.

Мета статті – розробка власного рішення для задачі інформаційної підтримки прийняття рішень із застосуванням технологій розподіленого штучного інтелекту.

Виклад основного матеріалу. Технології штучного інтелекту, що розгортаються, значно покращують функції управління даними, які є вкрай необхідними для організацій, що стикаються з потоком даних. Прийняття несприятливих рішень з високим рівнем складності даних і часу їх обробки є проблемою для традиційних методів прийняття рішень. Однак розподілені системи можуть обробляти такі великі обсяги даних з величезною швидкістю. Ці технології, що використовують аспекти паралельної обробки в засобах хмарних обчислень, можуть обробляти терабайти даних за лічені секунди, що дозволяє особам, які приймають рішення, отримувати необхідну інформацію майже в режимі реального часу. Ці можливості добре підходять для таких галузей, як фінанси, охорона здоров'я та логістика, де час має першорядне значення, а рішення, прийняті на основі великих даних, можуть сприяти або зашкодити бізнесу. Крім того, обробка даних у реальному часі також підвищує якість інформації, необхідної для прийняття рішень, що полегшує організаціям прийняття правильних рішень. Наприклад, розподілений штучний інтелект, який тісно пов'язаний з концепцією великих даних, може передбачати певні тенденції та можливі проблеми, що може бути корисним для завчасної підготовки. Неминуче вища потужність обробки даних розподіленого штучного інтелекту призводить до кращих можливостей для прогнозного аналізу, що дозволяє особам, які приймають рішення, підготуватися до майбутнього і адаптувати свої підприємства до викликів, що відіграє важливу роль у створенні менш вразливої і більш адаптивної системи.

Проте, використання розподіленого дизайну ШІ тягне за собою покращення обробки даних та широкі співпрацю у прийнятті рішень, що є критично важливим у сучасному суспільстві. Така відкритість систем розподіленого ШІ сприяє більш повному залученню різних зацікавлених сторін і одночасному використанню найкращих з їхніх напрацювань. Наприклад, за допомогою телекомунікацій організація можуть створювати крос-функціональні команди з різних відділів, кожна з яких має різний досвід. Існування декількох точок зору збагачує процес прийняття рішень, оскільки групова гетерогенність практично зводить нанівець небезпеку групового мислення – явища, яке призводить до негативних наслідків через гомогенізацію ідей. Крім того, механізми співпраці, розроблені інструментами штучного інтелекту, посилюють взаємодію між зацікавленими сторонами, дозволяючи їм досягати консенсусу, незважаючи на складні структури прийняття рішень. Наприклад, у процесі прийняття рішень деякі учасники можуть домінувати, а інші соромитися, тоді як за допомогою штучного інтелекту всі точки зору будуть просунуті та враховані, що призведе до прийняття більш ефективних рішень. Я також побачив, що інтегральний підхід, який пропагується в цій організаційній структурі, також дає можливість людям і заохочує команди всередині компанії, що так важливо сьогодні при веденні бізнесу в умовах зростаючої невизначеності, підвищення ролі нематеріальних активів як основних факторів організаційної та економічної діяльності.

Ще однією перевагою технологій розподіленого штучного інтелекту є здатність підвищувати масштабованість і гнучкість організацій, які беруть участь у процесах прийняття рішень. Це також свідчить про те, що в міру того, як бізнес просувається по етапах свого подальшого розвитку і набуває більшої складності, виникає потреба в масштабуванні рішень, що приймаються, а розподілений ШІ може сприяти цьому посиленню без законодавчих втрат. Організації можуть використовувати розподілені системи, які можна масштабувати для більш високих рівнів даних і зростаючої кількості користувачів, а це означає, що прийняття рішень постійно відбувається на високій швидкості незалежно від рівня складності. Крім того, технології штучного інтелекту є самоналагоджуваними, тобто вони можуть змінювати свої дії залежно від заздалегідь визначених умов і потреб бізнесу, що є дуже вигідним у сучасному нестабільному бізнес-середовищі. Наприклад, в умовах нестабільності організації можуть коригувати стратегії для вирішення нових проблем без значних змін. Крім того, розподілений ШІ дозволяє отримувати дані з різних джерел, а також поєднувати результати аналізу з однієї системи з іншою завдяки гнучкості джерела даних. Сьогодні цей погляд дозволяє краще приймати рішення, оскільки врахування широкого спектру факторів і проблем сприяє кращому прийняттю стратегічних рішень відповідно до цілей і планів організації та ринку. (Рис. 1):

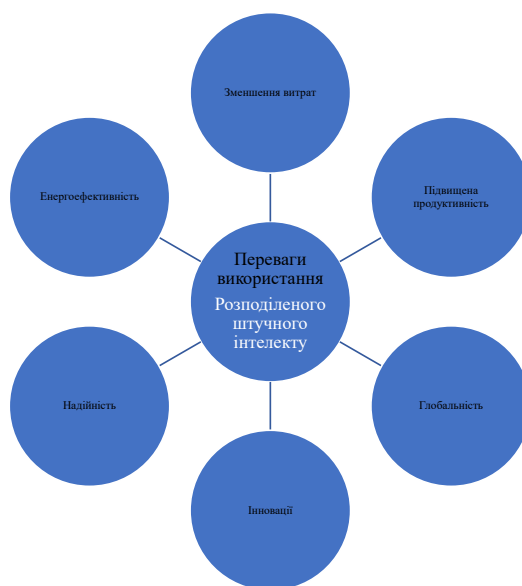


Рис. 1. Переваги розподілених нейронних мереж

Незважаючи на переваги розподілених технологій штучного інтелекту, існує значне занепокоєння щодо надмірної залежності від цих систем, що може призвести до упередженого прийняття рішень. Системи штучного інтелекту не застраховані від упереджень, присутніх у їхніх навчальних даних, часто успадковуючи ці упередження та зберігаючи їх у своїх результатах. Наприклад, якщо наявні дані відображають системну нерівність, то якщо ШІ дає рекомендації без урахування цієї системної нерівності, то проблема лише поглиблюється. Крім того, особи, які приймають рішення, можуть бути схильні сліпо довіряти тому, що рекомендує штучний інтелект, занадто швидко і навіть не контролювати рекомендовані результати. Наслідком такої надмірної довіри є те, що зацікавлені сторони, які використовують штучний інтелект, можуть випустити з уваги важливий контекст або нюанс, який штучний інтелект не вловив. Крім того, упередженість, притаманна штучному інтелекту, може призвести до прийняття рішень, які не відповідають дійсності, і навіть посилити існуючі диспропорції в організаціях чи громадах. Як наслідок, результати розподіленого штучного інтелекту можуть дати цінну інформацію, але особам, які приймають рішення, необхідно зберігати критичну перспективу і збалансувати результати штучного інтелекту з людським судженням, щоб нівелювати ці ризики.

Питання конфіденційності та безпеки даних, які можуть стати на заваді ефективному прийняттю рішень, є ще однією серйозною проблемою розподілених технологій штучного інтелекту [1, 3, 9]. Поширеною схемою використання розподілених систем є робота з інтелектуальною інформацією, якою необхідно обмінюватися та обробляти між різними платформами та зацікавленими сторонами, а отже, ризик витоку даних та неналежного доступу до них є вищим. Ці вразливості можуть підірвати довіру організацій та приватних осіб, які створюють системи штучного інтелекту, тому вони не поспішають їх впроваджувати. Крім того, витік даних не лише загрожує довірі до компанії, але й може призвести до юридичних і фінансових наслідків, зокрема до дорогих судових розглядів і залямувати репутацію компанії. Крім того, технології розподіленого штучного інтелекту можуть ускладнюватися вимогою дотримання багатьох нормативних актів щодо захисту даних, таких як Загальний регламент про захист даних (General Data Protection Regulation, GDPR). Однак розгортання таких систем в організації підпорядковується складному ландшафту законодавчих вимог, які часто уповільнюють їх розгортання, а отже, іноді обмежують їхню ефективність у прийнятті рішень. Розподілений ШІ пропонує унікальні можливості для прийняття кращих рішень, але ми не можемо ігнорувати ризики, пов'язані з конфіденційністю та безпекою даних.

Ще однією серйозною перешкодою для ефективного використання технологій розподіленого штучного інтелекту в процесі прийняття рішень є труднощі з впровадженням. Однак впровадження цих передових технологій вимагає великих витрат і може бути непомірно дорогим, що особливо складно для невеликих організацій з обмеженими ресурсами. Виділення коштів на інвестиції в інфраструктуру, програмне забезпечення та поточне обслуговування забирає гроші з інших важливих сфер. Крім того, розподілені системи штучного інтелекту, як правило, є високотехнологічними, в результаті чого організаціям часто бракує спеціальних знань, необхідних для впровадження та експлуатації цих систем. Більше того,

через брак навичок організаціям важко отримати максимальну віддачу від технологій ШІ, що додає проблем до поточних проблем, з якими стикаються компанії. Крім того, це уповільнює процес впровадження систем і робочих процесів, оскільки працівники можуть неохоче сприймати нові й сучасні системи та робочі процеси в організації. Одним із пояснень такого опору може бути страх втратити роботу, відчуття дискомфорту при роботі з технологіями або просто нерозуміння цінності розподіленого ШІ. Як наслідок, потенційні технічні переваги розподіленого штучного інтелекту в процесі прийняття рішень є дуже багатообіцяючими, але його впровадження викликає значні технічні труднощі.

Враховуючи вищезазначені недоліки, пов'язані з технологіями розподіленого штучного інтелекту, ми запропонували власний підхід, а саме розробку коду на мові програмування Python. Код не оптимізований для справжніх розподілених систем, але його можна використовувати як багатопоточну симуляцію при прототипуванні, при аналізі великих датасетів. Це реалізовано у файлі-скрипті main.py в інтегрованому середовищі розробки PyCharm 2024.2.

```
import multiprocessing as mp
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score
from sklearn.decomposition import PCA

# Function to train a model on a single node
def train_model_on_node(data, target, node_id):
    print(f"Node {node_id}: Training started.")
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(data, target, test_size=0.3, random_state=node_id)

    # Logistic Regression model
    model = LogisticRegression(max_iter=1000)
    model.fit(X_train, y_train)

    # Accuracy evaluation
    y_pred = model.predict(X_test)
    accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)

    print(f"Node {node_id}: Training complete with accuracy {accuracy}")

    return model, accuracy

# Main function to manage distributed training
def distributed_ai_decision_system(data, target, num_nodes):
    pool = mp.Pool(processes=num_nodes)
    results = []

    for node_id in range(num_nodes):
        result = pool.apply_async(train_model_on_node, (data, target, node_id))
        results.append(result)

    pool.close()
    pool.join()

    # Collect results from nodes
    models = []
    accuracies = []
    for result in results:
        model, accuracy = result.get()
        models.append(model)
        accuracies.append(accuracy)
```

```

best_model_idx = np.argmax(accuracies)
print(f"Best model trained on node {best_model_idx} with accuracy {accuracies[best_model_idx]}")

return models[best_model_idx]

# Visualizing the decision boundary of the best model
def plot_decision_boundary(model, data, target):
# Using PCA to reduce data to 2D for visualization
pca = PCA(n_components=2)
reduced_data = pca.fit_transform(data)

# Create a mesh grid
x_min, x_max = reduced_data[:, 0].min() - 1, reduced_data[:, 0].max() + 1
y_min, y_max = reduced_data[:, 1].min() - 1, reduced_data[:, 1].max() + 1
xx, yy = np.meshgrid(np.arange(x_min, x_max, 0.1),
np.arange(y_min, y_max, 0.1))

# Predict on the mesh grid
Z = model.predict(pca.inverse_transform(np.c_[xx.ravel(), yy.ravel()]))
Z = Z.reshape(xx.shape)

# Plot decision boundary
plt.contourf(xx, yy, Z, alpha=0.8)
plt.scatter(reduced_data[:, 0], reduced_data[:, 1], c=target, edgecolor='k', s=20)
plt.title('Decision Boundary of the Best Model')
plt.show()

# Example dataset for training
if __name__ == '__main__':
# Generating a random dataset for demonstration
data, target = np.random.rand(1000, 10), np.random.randint(0, 2, 1000)

# Launching the distributed decision system
num_nodes = 4 # Number of nodes in the system
best_model = distributed_ai_decision_system(data, target, num_nodes)

# Plotting the decision boundary of the best model
plot_decision_boundary(best_model, data, target)

print("Best model selected from the distributed AI system.")

```

Джерело: власна розробка

Це реалізація розподіленої системи прийняття рішень III на мові Python та багатопроцесорної бібліотеки.

Імпорт:

1. Розподілене навчання III можна моделювати за допомогою паралельної обробки до мультипроцесорної обробки, яка підтримує паралельну обробку декількох вузлів у розподіленому навчанні.
2. numpy (np) підтримує деякі числові операції та генерування випадкових даних.
3. Використовуємо matplotlib.pyplot (plt) для відображення границі розв'язку навченої моделі III.
4. LogisticRegression – модель машинного навчання з `sklearn`, яка виконує бінарну класифікацію.
5. train_test_split розділяє набір даних на навчальний та тестовий набори.
6. accuracy_score обчислює точність моделі.
7. PCA виконує аналіз головних компонент для зменшення набору даних до 2 вимірів для візуалізації.

Основні компоненти

1. train_model_on_node: Функція, яка навчає модель логістичної регресії на одному вузлі, використовуючи підмножину даних.
2. distributed_ai_decision_system: Основна функція, яка керує розподіленим процесом навчання.

3. `plot_decision_boundary`: Функція, яка візуалізує границю рішення найкращої моделі.

Розподілений процес навчання

1. Функція `distributed_ai_decision_system` створює пул процесів за допомогою класу `multiprocessing.Pool`, з кількістю процесів, встановленою в `num_nodes`.

2. Потім вона застосовує функцію `train_model_on_node` до кожного вузла у пулі, передаючи дані, ціль та ідентифікатор вузла як аргументи. Метод `apply_async` використовується для асинхронного виконання функції на кожному вузлі.

3. Результати з кожного вузла збираються у списку `results`.

4. Методи `pool.close()` та `pool.join()` використовуються для очікування завершення всіх процесів та закриття пулу.

5. Списки `models` та `accuracies` заповнюються результатами з кожного вузла.

6. Вибирається найкраща модель на основі найвищої точності, і повертається відповідна модель.

Вибір моделі та візуалізація

1. Функція `plot_decision_boundary` використовується для візуалізації границі рішення найкращої моделі.

2. Дані зводяться до 2D за допомогою функції PCA (аналіз головних компонент).

3. Потім створюється сітка для прогнозування міток класів для кожної точки сітки.

4. Функція `contourf` використовується для побудови границі розв'язку, а функція `scatter` – для візуалізації міток класів.

Приклад набору даних та виконання програми

1. Для ілюстрації програма створює випадковий набір даних.

2. Викликається функція `distributed_ai_decision_system` з набором даних, метою та кількістю вузлів, на яких ми її запускаємо.

3. Повертає найкращу модель.

4. Межа рішення нашої найкращої моделі візуалізується за допомогою функції `plot_decision_boundary`.

По суті, цей код показує, як створити розподілену систему прийняття рішень зі штучним інтелектом, де кілька моделей логістичної регресії навчаються паралельно і вибирається остання, яка має найкращу точність. Потім границя рішення найкращої моделі візуалізується за допомогою PCA та контурних графіків.

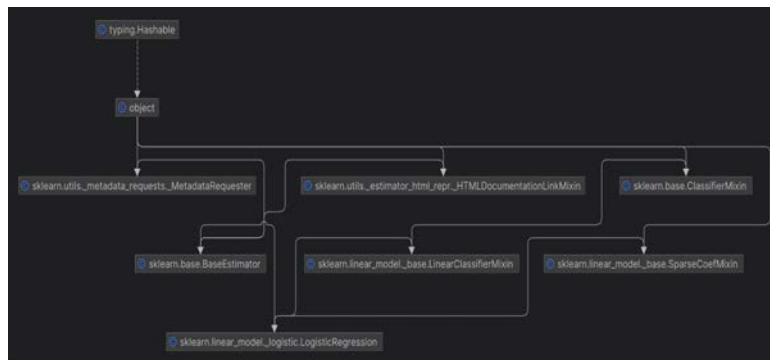


Рис. 2. Візуалізація логічної структури власного проекту

Рис. 3. Процес навчання моделі

Джерело: скріншот роботи коду авторського скрипту

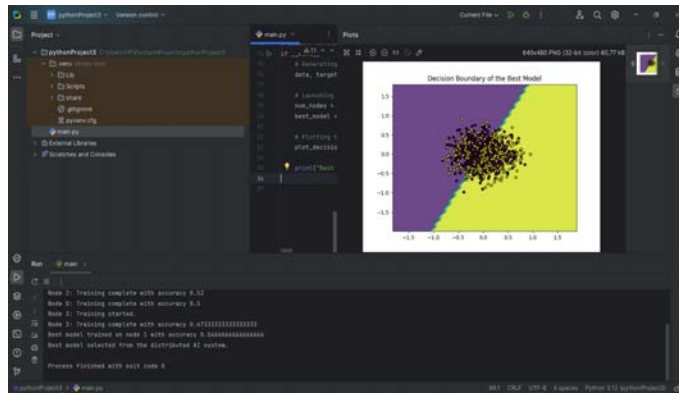


Рис. 4. Візуалізація процесу навчання

Джерело: Скріншот роботи авторського коду

Система, як видно з прикладу, може бути розширена шляхом створення вузлів, але для кращої реалізації в реальних розподілених системах, управління ресурсами, розподіл навантаження та мінімізація витрат на зв'язок між вузлами заслуговують на більш детальний розгляд.

У поточному коді, передбаченому для побудови розподіленого навчання, не розглядаються питання реагування на катастрофи або дублювання даних. Це є вирішальним фактором, особливо коли мова йде про великі виробничі системи для розподілених систем, щоб гарантувати, що деякі дані не будуть втрачені або будуть доступні кожному [1].

Реалізація може бути не оптимальною з точки зору продуктивності для великого обсягу даних, оскільки кожен процес навчання виконується окремо і не враховує залежності або колізії між процесами. У виробничих системах необхідно враховувати такі аспекти продуктивності, як час відгуку і використання ресурсів [3].

При роботі з розподіленими системами і великими даними важливим аспектом є безпека передачі даних між вузлами, а також шифрування даних і обмеження доступу для неавторизованих користувачів [9].

Реалізація не враховує аспекти узгодженості, особливо в умовах збою або зміни даних на одному з вузлів. Реальні розподілені системи повинні забезпечувати управління помилками і гарантувати цілісність даних навіть у випадку відмови деяких вузлів.

Висновки. Розподілений штучний інтелект є потужною технологією, яка має широке коло застосувань. Він підтримує швидке, надійне та ефективне прийняття рішень, особливо у сферах, де необхідне оброблення великих обсягів інформації.

Власний код підходить для задачі інформаційної підтримки прийняття рішень із застосуванням технологій розподіленого штучного інтелекту. Він використовує бібліотеку multiprocessing для паралельного тренування моделей на кількох «вузлах» (процесах) одночасно, що є прикладом розподіленого навчання. Потім обирається модель з найкращою точністю, що відповідає концепції підтримки прийняття рішень. Основними компонентами, які відповідають цій задачі є: паралельне тренування моделей на декількох вузлах для підвищення ефективності, оцінка точності моделей для вибору найкращого варіанту, візуалізація рішення, що може допомогти в аналізі та прийнятті рішень.

У підсумку було виявлено, що технології розподіленого штучного інтелекту, коли вони впроваджуються в процес прийняття рішень, несуть як переваги, так і труднощі. Покращення функціональності обробки даних, уможливлення прийняття рішень на різних рівнях, підвищення масштабованості та гнучкості є вагомими причинами для їхнього впровадження. Однак такі ризики, як надмірна залежність від штучного інтелекту, питання конфіденційності та безпеки даних, а також проблеми, пов'язані з впровадженням, залишаються стримуючими факторами для більшості організацій. Щоб максимізувати переваги розподіленого штучного інтелекту, особи, які приймають рішення, повинні застосовувати найкращі практики, які розширюють можливості цих технологій, уникаючи при цьому викриття їхніх слабких сторін. Розподілений ШІ не тільки підкреслює необхідність ставити під сумнів рішення, але й показує, як організації можуть розвивати культуру, яка вчить вчитися в процесі ставити під сумнів системи прийняття рішень, тим самим покращуючи їхні результати.

Список використаних джерел:

1. Бондарчук О., Козуб В., Козуб Ю. Аналіз ефективності алгоритмів машинного навчання в обробці великих даних. *Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво*. 2024. № 56. С. 107–116. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-56-13>
2. Гордієнко С. Г., Доронін І. М. Правові проблеми використання технологій штучного інтелекту у контексті забезпечення національної безпеки України. *Інформація і право*. 2024. № 2(49). С. 128–137. DOI: [https://doi.org/10.37750/2616-6798.2024.2\(49\).306155](https://doi.org/10.37750/2616-6798.2024.2(49).306155).
3. Когут Ю. І. Штучний інтелект і безпека: практ. посіб.; за ред. док-ра тех. наук, проф. А.С. Довгополого. Київ: СІДКОН; В Д Дакор, 2024. 294 с. URL: <https://jurkniga.ua/contents/shtuchniy-intelekt-i-bezpeka.pdf> (дата звернення: 11.10.2024).
4. Козуб В. Ю., Бобень І. Ю., Боярінова Ю. Є. Етичні аспекти використання штучного інтелекту в аналізі даних. *Наукові перспективи*. 2024. № 6(34). С. 880–894. DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2024-6\(34\)-880-893](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2024-6(34)-880-893).
5. Осьмак А., Карпенко Ю., Семененко І. Використання інструментів штучного інтелекту в мережевому управлінні: переваги, ризики та розвиток. *Аспекти публічного управління*. 2023. № 11(3). С. 38–42. DOI: <https://doi.org/10.15421/152333>.
6. Стратегія розвитку штучного інтелекту в Україні: монографія / А.І. Шевченко та ін.; за заг. ред. А.І. Шевченка. Київ: Інститут проблем штучного інтелекту МОН та НАН України, 2023. 305 с. URL: https://jai.in.ua/archive/2023/ai_mono.pdf (дата звернення: 11.10.2024).
7. El Hajj H. Decision-Making in the Digital Age: How Technology Is Transforming Our Choices. 2023. URL: <https://www.linkedin.com/pulse/decision-making-digitalage-how-technology-our-choices-hassan-el-hajj> (data of access: 11.10.2024).
8. Janbi N., Katib I., Albeshri A., Mehmood R. Distributed artificial intelligence-as-a-service (DAIaaS) for smarter IoT and 6G environments. *Sensors (Switzerland)*. 2020. 20. DOI: <https://doi.org/10.3390/s20205796>.
9. Janbi N., Katib I., Mehmood R. Distributed artificial intelligence: Taxonomy, review, framework, and reference architecture. *Intelligent Systems with Applications*. 2023. Volume 18. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2023.200231>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S266730532300056X> (data of access: 11.10.2024).
10. Makarenko O., Borysenko O., Horokhivska T., Kozub V., Yaremenko D. Embracing Artificial Intelligence in Education: Shaping the Learning Path for Future Professionals. *Multidisciplinary Science Journal*. 2024. Vol. 6. Article ID 2024ss0720. DOI: <https://doi.org/10.31893/multiscience.2024ss0720>
11. Mohsen Soori, Foad Karimi Ghaleh Jough, Roza Dastres, Behrooz Arezoo AI-Based Decision Support Systems in Industry 4.0. A Review. *Journal of Economy and Technology*. 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ject.2024.08.005>.
12. Ross W. Approaches for Decision-making. New Era Organizations. Medium. 2024. URL: <https://medium.com/painless-management/approaches-for-decision-making-3870bcc5161e> (data of access: 11.10.2024).
13. Shen Li and al. PyTorch distributed: Experiences on accelerating data parallel training. *Proceedings of the VLDB Endowment*. 2020. vol. 13. no. 12, pp. 3005–3018. DOI: <https://doi.org/10.14778/3415478.3415530>