

РОЗРОБКА МОДЕЛІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ОБЛАСТІ АТОМНОЇ ЕНЕРГЕТИКИ ЯК ІНСТРУМЕНТУ ПІДТРИМКИ У ПРИЙНЯТТІ РІШЕНЬ

Ця стаття зосереджена на розробці та застосуванні моделі штучного інтелекту (ШІ) у сфері атомної енергетики, акцентуючи на її значенні як інструменту підтримки у прийнятті рішень. Наводиться інформація про сучасний стан ШІ, а також його основні напрямки розвитку в атомній енергетиці. Особливий акцент зроблено на створенні власної імовірнісної класифікаційної моделі ШІ, яка може виконувати аналіз інформації та навчатися на прикладах.

Здійснений літературний огляд щодо міжнародного просування штучного інтелекту в атомній енергетиці такими організаціями як Міжнародне агентство з атомної енергії (МАГАТЕ) та Комісія з ядерного регулювання США (NRC).

Також наводяться основні етапи створення моделі ШІ та її практичне застосування для класифікації подій, що відбулися на атомних електростанціях, за категоріями. Для розробки моделі застосовуються такі технології як машинне навчання та обробка природної мови.

Стаття підкреслює актуальність та інноваційний підхід використання ШІ в атомній енергетиці, розглядаючи його потенціал у підвищенні ефективності процесів на АЕС.

Результати дослідження показують високу ефективність (точність) розробленої моделі ШІ під час тестування моделі у частині класифікації подій за категоріями.

Ключові слова: штучний інтелект, модель, нейронна мережа, атомна енергетика, машинне навчання.

Вступ

Штучний інтелект (ШІ) – це комп'ютерна технологія, яка дозволяє обчислювальній машині розуміти та виконувати завдання, які зазвичай потребують розумового мислення людини. ШІ може виконувати розпізнавання мови, обробляти великі обсяги даних, приймати рішення на основі аналізу інформації та навіть "вчитися" на прикладах.

Як наукова дисципліна ШІ вперше був згаданий у 1950 році, з такою роботою як "Тест Тьюрінга", що був розроблений Аланом Тьюрінгом як метод визначення інтелекту машини.

На даний час загальними напрямками розвитку штучного інтелекту в атомній енергетиці є застосування таких технологій як: машинне навчання (Machine Learning), обробка природної мови (Natural Language Processing) та комп'ютерний зір (Computer Vision). На рисунку 1 наведені зазначені напрямки з розподілом їх на підгрупи.

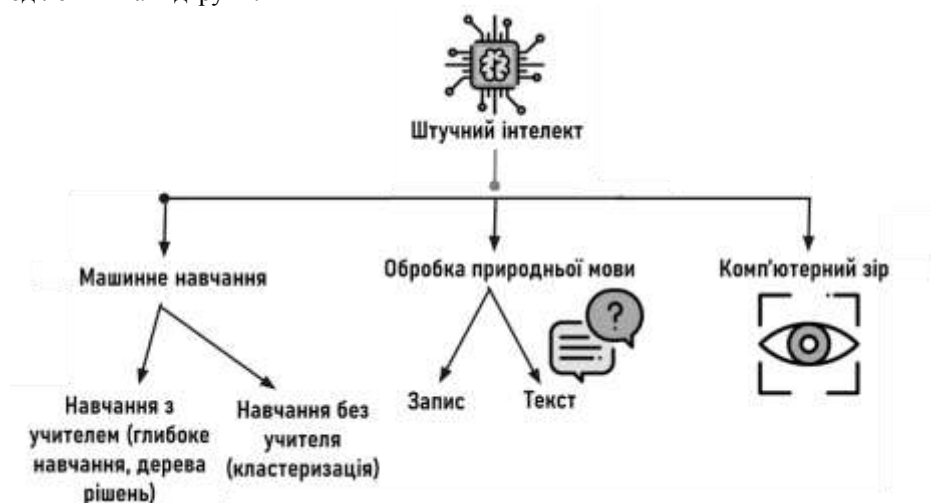


Рисунок 1 – Напрями штучного інтелекту [1]

Відповідно в епоху цифрової трансформації та стрімкого розвитку технологій, ШІ стає все більш важливим інструментом у різних галузях діяльності – від автоматизації рутинних завдань до прогнозування складних сценаріїв. ШІ у багатьох напрямках вже довів свою ефективність та потенціал.

З його здатністю до швидкого оброблення великих обсягів даних та вивчення складних шаблонів, він виступає ідеальним інструментом для автоматизації процесів у роботі АЕС.

Актуальність теми роботи полягає в тому, що зі зростанням обсягів даних потреба в автоматизованих системах підтримки прийняття рішень стає все більш очевидною. Впровадження ШІ в області атомної енергетики відображає інноваційний підхід до розвитку галузі та підтримки її конкурентоспроможності на світовому ринку.

У даній статті наводяться результати дослідницької роботи, які були отримані під час написання магістерської дисертації

Метою роботи є розробка та тестування імовірнісної класифікаційної моделі ШІ, яка може слугувати як інструмент підтримки у прийнятті рішень

Літературний огляд

Наразі популяризацією штучного інтелекту в атомній енергетиці займається міжнародне агентство з атомної енергії (МАГАТЕ) та комісія з ядерного регулювання США (NRC).

У 2021 році МАГАТЕ провело зустріч з метою обговорення можливості застосування технологій ШІ в атомній енергетиці. Публікація "Artificial Intelligence for Accelerating Nuclear Applications, Science and Technology" [2], випущена МАГАТЕ у 2022 році, надає загальний огляд поточного стану ШІ в атомній енергетиці, а також можливостей його розвитку. Окрім того, МАГАТЕ була створена платформа обміну знаннями для партнерства щодо застосувань ШІ в атомній галузі [3].

NRC опублікувала «Стратегічний план щодо штучного інтелекту на 2023–2027 роки» [4]. Стратегічний план визначає бачення та цілі для NRC щодо застосування штучного інтелекту в діяльності, що регулюється NRC, а також підтримування обізнаності про технологічні інновації в даній області. Окрім того, акцент спрямовується на безпечне використання ШІ.

Стратегічний план включає п'ять цілей:

- забезпечення готовності NRC до прийняття регуляторних рішень;
- створення організаційної структури для розгляду застосувань ШІ;
- зміцнення та розширення партнерських відносин в області ШІ;
- розвиток кадрів, які обізнані в області ШІ;
- розгляд шляхів використання ШІ, щоб побудувати його основу в NRC.

Також NRC провела серію відкритих семінарів з питань застосування штучного інтелекту [5], під час яких між NRC та зацікавленими сторонами відбувалось обговорення стану знань і дослідницької діяльності пов'язаної з ШІ та його застосування в атомній енергетиці.

Окрім того, у лютому 2022 року був опублікований звіт проєкту національної лабораторії Айдахо, який був розроблений для NRC, під назвою "Exploring Advanced Computational Tools and Techniques with Artificial Intelligence and Machine Learning in Operating Nuclear Plants" [6]. У даному звіті досліджуються потенційні можливості використання штучного інтелекту на діючих атомних електростанціях для підвищення їх безпеки та ефективності.

Основні етапи створення моделі штучного інтелекту

Модель ШІ – це алгоритм, який дозволяє системі виконувати завдання, традиційно асоційовані з людським інтелектом такі як: розпізнавання мови, обробка зображень і відео, логічне мислення (наприклад, прийняття рішень) тощо.

ШІ являє собою нейронну мережу, яка за допомогою штучних нейронів моделює роботу людського мозку (нейронів), вирішує необхідне завдання та самонавчається з урахуванням попереднього досвіду, і з кожним разом робить усе менше помилок, за умови якщо вона є якісно натренованою та не перенавченою (не втрачає здатності коректно вирішувати завдання на нових, раніше невідомих даних).

На рисунку 2 зображені загальні етапи дій для якісного створення моделі штучного інтелекту.

Мета 1 етапу полягає у чітко зрозумілому та сформульованому завданні, яке модель має вирішити. Також необхідно визначити основний тип моделі (регресія, класифікація тощо), підсумкові метрики якості, обмеження та вимоги до моделі.

Мета 2 етапу полягає у зборі необхідної інформації даних з подальшою їх обробкою та переведенням у формат, придатний для машинного навчання, що передбачено етапом 3. Проте, також до уваги потрібно взяти етап 4, в якому передбачено відбір ознак, тобто інформації, яку модель використовуватиме для навчання.

Коли наявний готовий корпус оброблених вхідних даних починається етап 5, який присвячений моделюванню (застосування розробленої архітектури нейронної мережі). На цьому етапі вибирається алгоритм машинного навчання, що буде використовуватися для створення моделі, а параметри моделі

налаштовуються так, щоб максимізувати її ефективність (точність). Далі відбувається навчання моделі та подальше отримання результатів.

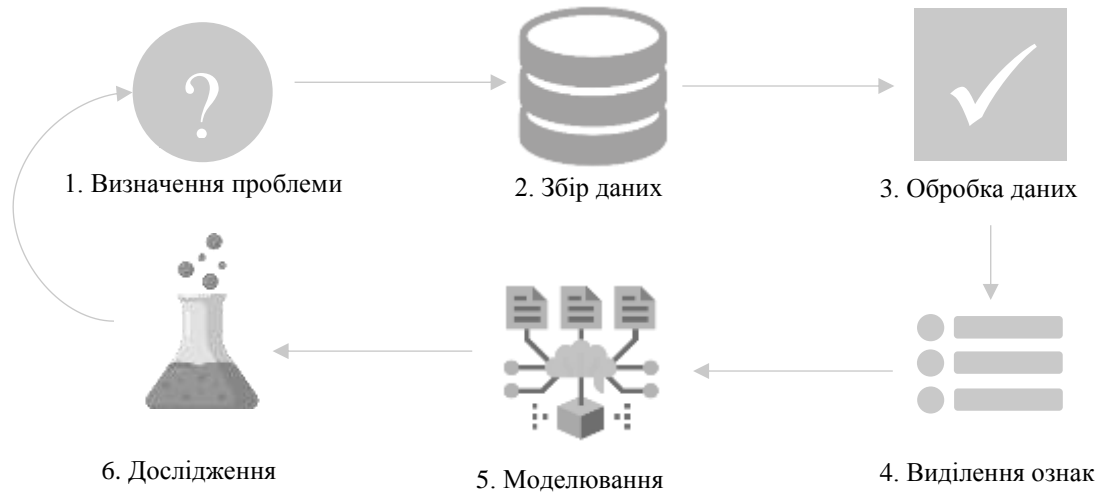


Рисунок 2 – Етапи для створення моделі штучного інтелекту

Проте, одна справа це навчити модель, а інша – це перевірити як вона адаптується до нових даних, тобто необхідно здійснити дослідження розробленої моделі (етап 6).

Кожен з цих етапів є важливим у процесі створення ефективної моделі штучного інтелекту, і ретельне виконання кожного етапу може значно покращити якість та надійність кінцевої моделі. Окрім того, даний процес є ітераційним, у тому плані, що виходячи із результатів, які буде видавати модель, можуть змінюватися (розширюватися) в певних напрямках завдання, які необхідно вирішити.

Створення архітектури нейронної мережі

Нейронна мережа – це алгоритм машинного навчання, який складається з фіксованої кількості штучних нейронів, організованих у різні шари. Вибір правильної архітектури є важливим кроком, оскільки це впливає на здатність мережі коректно навчатися з вхідних даних і робити точні прогнози.

Була створена наступна архітектура нейронної мережі, яка наведена на рисунку 3.

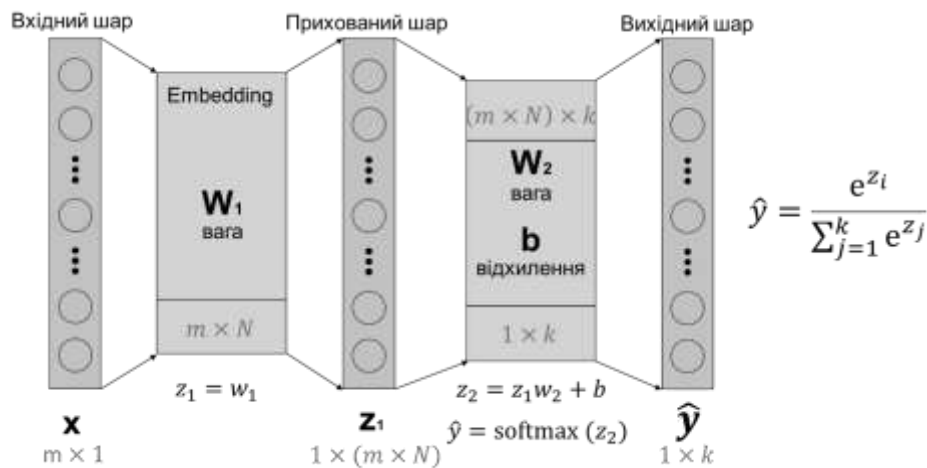


Рисунок 3 – Архітектура нейронної мережі

Створена модель включає у себе три шари: вхідний шар, прихований шар та вихідний шар.

Вхідний шар приймає послідовності фіксованої довжини. Це може бути максимальна довжина речення або документа, що передається моделі.

Після цього застосовується шар Embedding (один з етапів прихованого шару), який перетворює цілочисельні індекси слів у їх векторні відображення (вага W_1 , яка має розмірність $m \times N$, де m – це довжина речення/документу (масив слів, які замінюються на унікальні індекси), а N – це довжина вектора кожного унікального слова). Далі масив даних розмірності $m \times N$ перетворюється на одновимірну розмірність.

Вихідний шар приймає на вхід вагу W_1 , та здійснює множення її на вагу W_2 , яка має розмірність $(m \cdot N) \times k$, а також додає зміщення b , розмірністю $1 \times k$. Далі застосовується функція активації softmax (імовірнісна функція), формула якої виглядає наступним чином:

$$\text{soft max}(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^k e^{z_j}}, \quad (1)$$

де i – поточний клас за яким проводиться обчислення моделлю,
 k – кількість усіх унікальних класів;
 z – функція за якою здійснюється обчислення.

Функція активації softmax є особливою функцією активації, яка часто використовується в нейронних мережах, особливо в завершальних шарах багатокласової класифікації. Вона перетворює поточний вектор у прихованому шарі на вектор ймовірностей, де відповідно кожне число відображає ймовірність належності вхідного об'єкта до певного класу. Основна перевага функції softmax полягає в тому, що вона не тільки виділяє найбільш ймовірний клас, але й надає інформацію про ймовірності інших класів. Таким чином, можна отримати уявлення не тільки про те, який клас є найбільш ймовірним, але і про те, наскільки впевнена модель у своєму прогнозі порівняно з іншими класами.

Процес тренування моделі

Процес тренування нейронної мережі можна розглядати як ітераційний процес оптимізації, де метою є мінімізація функції втрат (loss function) на тренувальних даних (див. рисунок 4).



Рисунок 4– Ітеративний процес тренування моделі [7]

Відповідно до рисунку 4 загалом можна виділити такі основні етапи тренування моделі:

- ініціалізація ваг (W_1 та W_2) та відхилення (b): перед початком тренування ваги та відхилення моделі ініціалізуються випадковими значеннями;
- прямий прохід (Forward Pass): вхідні дані передаються через модель, далі на кожному шарі виконуються математичні операції та в результаті отримується імовірнісний прогноз моделі;
- після отримання передбачення моделі обчислюється функція втрат, яка показує наскільки прогноз відрізняється від істинних міток (класів);
- зворотний прохід (Backward Pass): за допомогою алгоритму оберненого розповсюдження помилки (backpropagation) обчислюються градієнти функції втрат відносно кожної ваги та відхилення в моделі (застосовується для внесення змін у значення ваг та відхилення, щоб зменшити значення функції втрат та покращити якість моделі);
- оновлення ваг та відхилення: ваги та відхилення моделі оновлюються за допомогою оптимізатора (наприклад, SGD, RMSprop, Adam тощо), який використовує розраховані градієнти для оновлення ваг;
- ітерація: процес, починаючи з 2 етапу, повторюється декілька разів на різних підмножинах тренувальних даних до тих пір, поки модель не досягне бажаної точності або поки не буде виконано задану кількість ітерацій;
- валідація (тестування): після кожної ітерації можна перевірити точність моделі на валідаційному (тестовому) наборі даних, що допоможе відстежити, як модель узагальнює свої знання на нових даних і чи не відбувається перенавчання, тобто чи модель не втрачає здатності коректно вирішувати завдання на нових, раніше невідомих даних.

Функція втрат (loss function) обчислюється за наступною формулою:

$$J = -\sum_{i=1}^k y_i \ln \hat{y}_i, \quad (2)$$

де y – істинний клас (коректний клас для класифікації поточного тексту, що подається на вхід до моделі, позначається числом 1, а інші класи числом 0),

\hat{y} – передбачена імовірність класів моделлю,

k – кількість усіх унікальних класів.

За допомогою обчислень похідних від функції втрат за вагами W_1 , W_2 та b виконуємо оновлення ваг та відхилення. У рамках даної роботи застосовується алгоритм оптимізації Adam (Adaptive Moment Estimation), який комбінує ідеї з таких методів оптимізації як SGD (стохастичний градієнтний спуск) з моментом та RMSprop.

Однією з причин популярності Adam є те, що він зазвичай працює добре на практиці з невеликою необхідністю налаштовувати гіперпараметри (значення, які використовуються для управління процесу навчання моделі) порівняно з іншими алгоритмами оптимізації (детальніше див. [8]).

Основні ідеї, які використовує Adam, є:

– моменти першого порядку: це середнє з градієнтів, ідея схожа на метод моменту в SGD, де використовується середнє попередніх градієнтів, щоб оновити ваги;

– моменти другого порядку: це незсереднене відхилення градієнтів (або їх квадрати), ідея взята від методу RMSprop;

– коригування зміщення, яке допомагає уникнути низької швидкості навчання моделі на початкових етапах.

Під час кожної ітерації Adam обчислює градієнти на поточному батчі, оновлює моменти першого та другого порядку, коригує зміщення для цих моментів та оновлює параметри моделі.

Для обчислення градієнту функції витрат за параметром застосовуємо наступну формулу:

$$g_t = \nabla_{\theta} J(\theta_{t-1}), \quad (3)$$

де J – функція втрат,

t – поточний крок ітерації,

θ – параметр за яким знаходиться похідна.

Для оновлення моменту першого порядку застосовується наступна формула:

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t, \quad (4)$$

де β_1 – коефіцієнт втрати для моменту першого порядку (зазвичай має значення близько 0,9),

t – поточний крок ітерації,

m – момент першого порядку,

g – похідна функції втрат за визначеним параметром.

Для оновлення моменту другого порядку застосовується наступна формула:

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2, \quad (5)$$

де β_2 – коефіцієнт втрати для моменту другого порядку (зазвичай має значення 0,999),

t – поточний крок ітерації,

v – момент другого порядку,

g – похідна функції втрат за визначеним параметром.

Коригування зміщення для моменту першого порядку знаходиться за наступною формулою:

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}, \quad (6)$$

де m – момент першого порядку,

β_1 – коефіцієнт втрати для моменту першого порядку (зазвичай має значення близько 0,9),

t – поточний крок ітерації.

Коригування зміщення для моменту другого порядку знаходиться за наступною формулою:

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t}, \quad (7)$$

де v – момент другого порядку,

β_2 – коефіцієнт втрати для моменту другого порядку (зазвичай має значення 0,999),

t – поточний крок ітерації.

Оновлення параметра (ваг та відхилення) відбувається за допомогою формули:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \alpha \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t} + \varepsilon}, \quad (8)$$

де θ – параметр, який оновлюється,

α – швидкість навчання (за замовчуванням дорівнює 0,001),

\hat{m} – зміщення для моменту першого порядку,

\hat{v} – зміщення для моменту другого порядку,

ε – дуже маленьке число, що запобігає діленню на нуль (зазвичай дорівнює значенню 10^{-8}),

t – поточний крок ітерації.

Варто зазначити, що перед початком ітерації (на нульовій ітерації) моменти першого та другого порядку ініціалізуються нулями.

Тестування моделі

Був виконаний збір звітів про розслідування подій, які відбулися за період 2013 – I півріччя 2023 року на АЕС США. Інформація про дані звіти доступна у відкритому доступі на вебсайті NRC [9].

Загалом пошук був здійснений лише для подій, які відбулися на енергоблоках АЕС з реакторною установкою типу PWR, яка була розроблена такими компаніями як Westinghouse, Babcock & Wilcox або Combustion Engineering.

Під час етапу збору даних для кожного збереженого звіту у форматі «pdf» було створене унікальне кодування (див рис. 5).

LER_Millstone-NPP_Unit-3_05-30-2023_50.73(a)(2)(iv)(A)_1_100

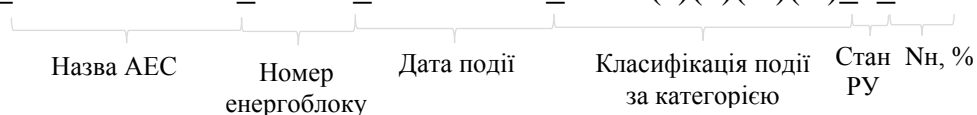


Рисунок 5– Приклад кодування звіту у форматі pdf

Під час етапу обробки даних була виконана токенизація речень (розподіл речень на слова), прибрані зайві слова (слова, які не несуть суттєвого змісту для моделі), створений частотний розподіл слів та словник, який містить усі унікальні слова з речень, а також за кожним словом був закріпленний унікальний індекс. Ознаки, які були відібрані для моделі – назва події у роботі АЕС та її класифікація за категорією. Окрім того, речення були розділені на тренувальні (80 % від усіх речень) та тестові (20 % від усіх речень) набори даних (датасети).

Задача моделі – здійснити коректну класифікацію події за категорією. Тобто на вхід у модель подавались лише назви подій, а результат який був отриманий у вихідному шарі моделі порівнювався із реальними вихідними даними для можливості зміни параметрів моделі задля коректного здійснення класифікації (прийняття рішення) моделлю. Класифікація подій за категоріями здійснюється відповідно до NUREG-1022, Rev. 3 [10].

На рисунку 6 наведені отримані результати моделі. За один крок ітерації виконується оновлення 163311 параметрів. Точність моделі обчислюється як кількість правильно передбачених категорій для введених назв подій поділена на кількість усіх передбачень (кількості усіх назв подій).

Результати, які були отримані під час тестування моделі, виглядають досить добре. Можна виділити наступні ключові моменти:

– модель досягла точності близько 99,87 % на тренувальних даних після 20 ітерацій. Це висока точність, що може вказувати на добре навчання моделі;

– точність на тестових даних становить близько 91,98%. Це також досить високий показник, особливо враховуючи те, що він не набагато нижчий, ніж на тренувальних даних (свідчить про те, що модель добре узагальнює свої знання на нових даних);

– з кожним кроком ітерації відбувається зменшення функції втрат, що вказує на адаптованість моделі до кожної категорії.

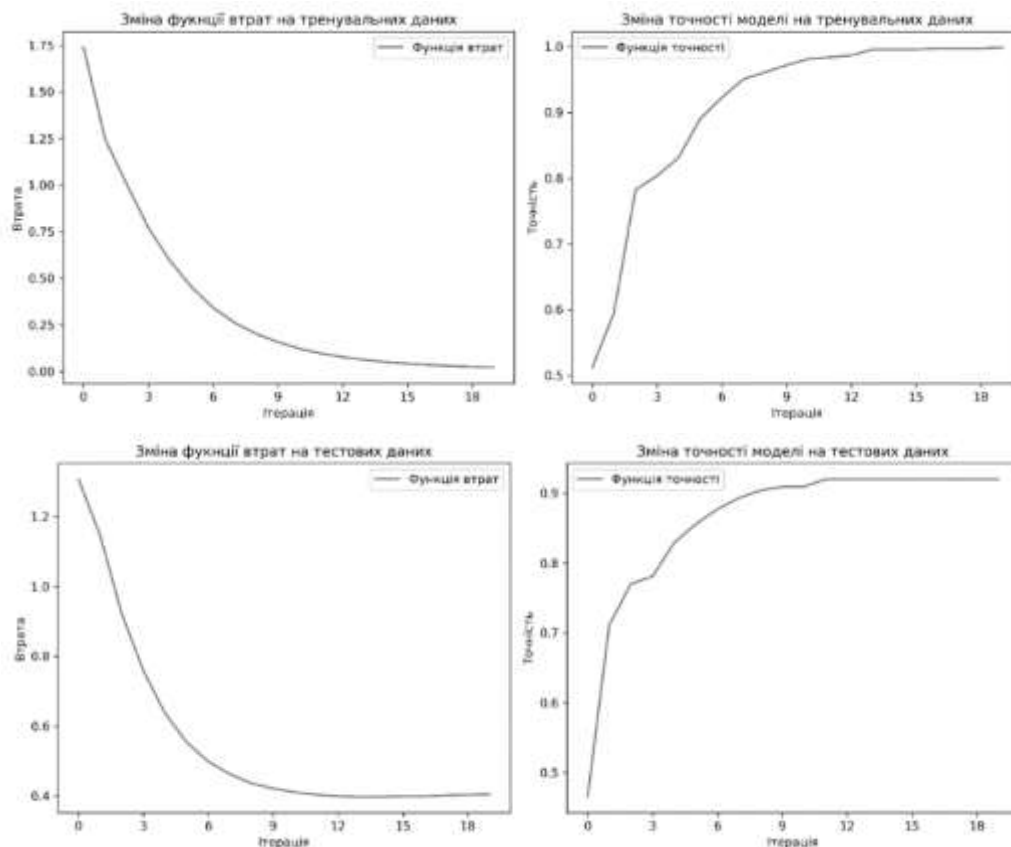


Рисунок 6 – Графік зміни точності моделі та функції втрат з кожним кроком ітерації

Висновки

У рамках виконання даної роботи була розроблена імовірнісна класифікаційна модель штучного інтелекту, тестування якої проводилось у частині коректної класифікації подій за категоріями. Модель базується на нейронній мережі, яка дозволила досягти 99,87 % точності в класифікації різноманітних подій на тренувальних даних та 91,98% в класифікації подій на тестових даних.

Для навчання моделі було використано та оброблено 935 назв подій, які відбулися у роботі АЕС США, де експлуатуються реакторні установки типу PWR.

У подальших дослідженнях для підвищення ефективності моделі можна застосовувати дані із бази даних за увесь період експлуатації АЕС, що дасть змогу натренувати модель на більшому масиві даних для можливості її адаптації.

Модель розроблена у даній роботі може бути вдоскоалена та адаптована в залежності від поставленого завдання. Експериментування з моделлю є важливим етапом для розуміння того чи необхідно додавати нові додаткові шари для обчислень. У даній роботі не було необхідності додавати нові шари, оскільки імовірнісна класифікаційна модель ефективно виконує поставлене завдання – класифікація подій за категоріями.

Запропонована модель може бути потенційно застосована за таким напрямком як розслідування подій, які відбулися у роботі АЕС, у частині класифікації за категоріями, корінними причинами, коригувальними заходами, системами, що відмовили та/або зазнали впливу тощо.

За результатами проведеного дослідження була встановлена необхідність у розробці словника, який буде спеціалізуватись на технічній термінології (приклад підходу наведений у [11]). Відповідно, це дасть змогу ще більш якісно обробляти дані, підвищить точність моделі та дасть змогу здійснювати пошук за ключовими словами. Етап збору та обробки даних може бути використаний як окремий напрямок для дослідження.

Крім того, якщо адаптувати модель під числові формати, тобто на вхід буде прийматися не текст, а масив числових даних, то потенційним напрямком за яким можна застосувати модель може бути класифікація перехідних та аварійних процесів (наприклад, визначення вихідної події аварії).

Отже, ШІ – це сучасна технологія, яка вже знаходить своє застосування в різних галузях, включаючи атомну енергетику. Однак, не дивлячись на широкі можливості ШІ, він не може повністю замінити людей в атомній галузі. ШІ має застосовуватись у поєднанні з людиною, а їх взаємодія відповідно дозволить покращити ефективність та безпеку процесів на АЕС.

M. Dzerun¹, master student, ORCID 0000-0002-2890-0196

I. Ovdiienko¹, Cand. Sc. (Eng.), ORCID 0000-0002-7016-1841

¹National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»

DEVELOPMENT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODEL IN THE FIELD OF ATOMIC ENERGY AS A TOOL OF SUPPORT IN DECISION-MAKING

This article focuses on developing and applying an artificial intelligence (AI) model in the field of nuclear energy, emphasizing its importance as a decision-making support tool. The current state of AI in nuclear energy is discussed, with a special focus on the creation of a proprietary classification model.

The article outlines the main stages of AI model development and its practical application for classifying events at nuclear power plants. It utilizes machine learning technology and natural language processing to develop the model. The significance and innovative approach of using AI in nuclear energy are emphasized, considering its potential in enhancing the efficiency of processes at nuclear power plants.

Results demonstrate the high efficiency (accuracy) of the developed AI model during testing for event classification. The current era of digital transformation and rapid technological development highlights the increasing importance of AI as a tool in various sectors.

Additionally, the article covers the international promotion of AI in nuclear energy, particularly by the International Atomic Energy Agency (IAEA) and the United States Nuclear Regulatory Commission (NRC). It details the efforts of these organizations in exploring the application of AI technology in nuclear technologies and regulatory activities, emphasizing safe AI use and developing strategic plans for AI applications.

In conclusion, the article suggests the model's potential application in investigating nuclear power plant events, that can be used for classifying by categories, root causes, corrective actions etc. The article concludes that while AI is a modern technology finding application in various fields including nuclear energy, it cannot fully replace human involvement in the nuclear sector. However, AI combination with human input can improve the efficiency and safety of processes at nuclear power plants.

Keywords: artificial intelligence, model, neural network, nuclear energy, machine learning.

References

- 1.R. Goutham. A beginner's guide to understanding the buzz words -AI, ML, NLP, Deep Learning, Computer Vision, and Data Science. [Online]. Available: <https://medium.com/swlh/a-beginners-guide-to-understanding-the-buzz-words-ai-ml-nlp-deep-learning-computer-vision-a877ee1c2cde>.
- 2.Artificial Intelligence for Accelerating Nuclear Applications, Science and Technology. IAEA, Vienna, 2022, 100 p.
- 3.The IAEA's platform for partnership on AI. AI for Atoms: the IAEA's knowledge-sharing platform for partnership on AI applications in the nuclear field. [Online]. Available: <https://nucleus.iaea.org/sites/ai4atoms/SitePages/Home.aspx>.
- 4.NUREG-2261. Artificial Intelligence Strategic Plan, Fiscal Years 2023-2027. U.S. NRC, May 2023, 44 p.
- 5.Data Science and Artificial Intelligence Regulatory Applications Workshops," Conferences & Symposia, [Online]. Available: <https://www.nrc.gov/public-involve/conference-symposia/data-science-ai-reg-workshops.html#1>.
- 6.NUREG/CR-7294. Exploring Advanced Computational Tools and Techniques with Artificial Intelligence and Machine Learning in Operating Nuclear Plants. U.S. NRC, February 2022, 117 p.
- 7.Natural Language Processing with Probabilistic Models. DeepLearning.AI. Coursera. [Online]. URL: <https://www.coursera.org/learn/probabilistic-models-in-nlp/>.
- 8.L. Jiang. Visual Explanation of Gradient Descent Methods (Momentum, AdaGrad, RMSProp, Adam). *Towards Data Science*. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/a-visual-explanation-of-gradient-descent-methods-momentum-adagrad-rmsprop-adam-f898b102325c>.
- 9.Licensee Event Report Search. U.S. NRC. Available: <https://lersearch.inl.gov/LERSearchCriteria.aspx>
10. NUREG-1022, Rev. 3. Event Report Guidelines 10 CFR 50.72 and 50.73, Final Report. U.S. NRC, January 2013, 107 p.
- 11.Kim-Stevens K.. Power Industry Dictionary for Text-Mining and Natural Language Processing Application: A Proof of Concept. U.S. NRC Data Science and Artificial Intelligence Regulatory Applications Workshops, June 29, 2021. [Online]. Available: <https://www.nrc.gov/docs/ML2120/ML21201A373.pdf>.

Надійшла: 27.11.2023

Received: 27.11.2023