

## **Застосування алгоритму прогнозування для побудови моделі градієнтного підсилення з використання елементів штучного інтелекту**

**Юрій Добришин**

*к.т.н., доцент,  
Національна академія Служби безпеки України, м. Київ,  
e-mail: ydobryshyn@gmail.com,  
ORCID: 0000-0003-2473-9507*

**Сергій Сидоренко**

*старший викладач,  
Національна академія Служби безпеки України, м. Київ,  
e-mail: s.s.m.ukr@gmail.com,  
ORCID: 0009-0003-1185-1505*

**Валентин Прудкий**

*студент,  
Національна академія Служби безпеки України, м. Київ,  
e-mail: prudkijvalentin@gmail.com*

Штучний інтелект відноситься до моделювання процесів людського інтелекту в машинах, особливо в комп'ютерах. Його застосування включає експертні системи, розпізнавання мови, обробку природної мови та машинне зір. Важливо розуміти, що штучний інтелект не є самостійним механізмом. Це загальна назва процесів та напрямів його практичного застосування. Якість та функціонал систем на базі штучного інтелекту розвиваються кожного дня. Все більше компаній інвестують у розвиток штучного інтелекту, а деякі навіть розробляють та патентують свої власні алгоритми особливо в системи та процеси, які використовують методи та математичні моделі прогнозування на базі штучного інтелекту.

Розглянемо приклад застосування алгоритму прогнозування для побудови моделі градієнтного підсилення з використання елементів штучного інтелекту. В основі ідеї лежить уявлення про те, що багато машин, схожих на певний зразок, задіяні для виробництва різноманітних промислових засобів, які передають зусилля в різних режимах. Різні режими включають різні затискні пристрої, швидкості обертання, відстань між датчиками тощо. Дані про параметри машини через вимірювання протягом декілька секунд періодично збираються системою обслуговування верстатів. Оператори верстатів знають конкретні параметри.

Суть завдання полягає в тому, як передбачити параметр продуктивності верстатів, щоб запобігти старінню матеріалу, підтримувати роботу машин, розробити планування виробництва тощо.

Для побудови математичної моделі необхідно мати вихідні дані, для чого система з обслуговування станків генерує велику кількість неупорядкованих даних, які вимагають обробки та постачання в систему. Виходячи з цього послідовність розробки моделі градієнтного підсилення з використанням алгоритмів прогнозування на базі елементів штучного інтелекту можливо представити наступним чином:

1. Аналіз даних та врахування особливостей моделі (збір вхідних даних, фільтрація нульових значень, візуалізація та порівняння).

2. Створення архітектури моделі (розподіл даних на тренування та тест, введення необхідних початкових параметрів, налаштування коефіцієнтів).

3. Прогнозування параметру продуктивності (навчання та тестування моделі).

4. Оцінка результатів прогнозування (порівняння метрик оцінки, зміна вхідних параметрів моделі у випадку неточного прогнозу).

Для аналізу інформації та врахування особливостей моделі були використані дані, які були отримані за допомогою спеціалізованого програмного забезпечення, яке надає інформацію щодо зносу промислового компонента протягом року і є ідеальним джерелом для розробки моделі градієнтного підсилення.

Для автоматизованої обробки відомостей щодо прогнозування, вихідним параметрам, що плануються для аналізу та побудови моделі, були призначені наступні ім'я та відповідні властивості верстата:

- VAX\_speed: - вимірювання продуктивності;
- Motor\_Torque: - крутний момент у ньютон-метрах;
- CTRL\_Position\_controller:- похибка позиції між заданою точкою від генератора траєкторії та фактичним поточним положенням двигуна;
- CTRL\_Position\_controller:- положення пристрою для розмотування поліетиленової плівки в мм;
- CTRL\_Position\_controller:- швидкість виносу плівки unwindetr-plastina;
- CTRL\_Position\_controller: - миттєва похибка положення між заданим значенням генератора траєкторії та фактичним поточним положенням двигуна;
- CTRL\_Position\_controller: фактичне положення – положення ріжучого леза в міліметрах;
- CTRL\_Position\_controller:- швидкість ріжучого леза.

Слід зазначити, що прогнозування в кінцевому підсумку є необхідною складовою частиною системи діагностики верстата, при цьому в рамках цього прогнозу особливо слід відзначити роль параметра VAX\_speed з огляду на його прямий вплив на результати оцінки рівня ефективності для певної система. Отже, завдання прогнозування має бути зосереджене саме на цьому параметрі і визначити його як залежною змінною у доступному наборі даних.

Додатково для вирішення задачі прогнозування, відповідно до технічної документації, здійснювалося вимірювання продуктивності VAX під час роботи станків в різних режимах від одного до шостого (1 - 6), та аналізувався розподіл режимів їх роботи за певним часом.

Такий аналіз показав, що станки основному працювали у 1 і 2 режимах, тому вони можуть бути пріоритетними в обслуговуванні. Режими з третього по шостий мали гіршу продуктивність роботи. Найменш ефективним був режим роботи 4, цей режим необхідно повністю виключити з аналізу.

Зазначений аналіз підтвердив необхідність розробки моделі щодо прогнозу стосовно продуктивності роботи станків (визначення параметру VAX\_speed)

на підставі зібраних вхідних даних та їх аналізу, підставою якої буде алгоритм градієнтного прогнозування на базі елементів штучного інтелекту.

Основою зазначеного алгоритму є процес модулювання, який передбачає порівняння між собою метрик оцінки, для знаходження найбільш стабільного та ефективного режиму роботи станків, із застосуванням певних метрик  $R^2$  (коефіцієнт детермінації) та MAPE (акронім).

Коефіцієнт детермінації, або R-квадрат, є статистичним показником, що показує частку варіації залежної змінної, яку можна передбачити на основі незалежних змінних, шляхом зведення у квадрат коефіцієнта кореляції прогнозованої та спостережуваної залежної змінної. Значення R-квадрату коливається від 0 до 1, де більше число означає кращу відповідність. R-квадрат описує частку дисперсії залежної змінної, яка описується незалежними змінними в моделі. Наприклад, R-квадрат 0,8 вказує на те, що модель відповідає 80% залежної змінної.

Акронім MAPE означає середню абсолютну відсоткову помилку. Це параметр, який показує успішність моделі прогнозування. MAPE визначається шляхом знаходження середнього значення абсолютних процентних помилок між прогнозами, зробленими за допомогою певної моделі. MAPE також відображають у відсотках, причому нижчі значення відповідно означають кращу точність.

На підставі використання зазначених метрик, проведення аналізу вхідних даних щодо роботи станків у різних режимах роботи, були отримані дані, які дозволили зробити наступні висновки:

Режим роботи №1: Машина в цьому режимі роботи має помірно високий коефіцієнт детермінації, що означає, що модель добре описує залежність між входами та цільовою змінною. Однак середня відносна похибка передбачення така, що прогнози моделі можуть відхилитися від справжніх значень на 2,66%.

Режим роботи №2: При цьому режимі роботи машини ми маємо деякий близький до одиниці коефіцієнт детермінації, що показує хорошу пояснювальну силу моделі. Значення MAPE, отримане в другому режимі роботи машини, становить 0,0984711233548763. Це означає середнє відхилення 9,84% між прогнозами моделі та фактичними значеннями. Помірне значення MAPE в цьому відношенні.

Режим роботи №3: Тут коефіцієнти детермінації високі, що означає, що модель має велику пояснювальну силу в цьому режимі роботи машини. Середня відносна похибка передбачення також мала, тобто прогнози моделі майже повністю збігаються з фактичними значеннями.

Режим роботи №4: Повертаючись до робочої моделі машини, ми отримуємо дуже високий коефіцієнт детермінації (майже ідеальний), що свідчить про відмінне пояснення моделі. Він також має низьку середню відносну похибку передбачення, що означає, що прогнози моделі точно відповідають фактичним значенням. Цей висновок може означати, що модель забезпечує точний опис взаємодії між вхідними характеристиками та цільовою змінною.

Режим роботи № 5: У такому режимі роботи машини ми отримуємо високий

коефіцієнт детермінації, що свідчить про ефективність її моделі. Значення середньої відносної похибки передбачення досить низьке, що вказує на те, що прогнози моделі незначно відрізняються від справжніх значень.

Режим роботи № 6: Таким чином, модель дуже добре пояснює, що ми повинні отримати в цьому режимі роботи машини; отже, надзвичайно високий коефіцієнт детермінації. Модель чітко відстежує фактичні значення, створюючи дуже низьку відносну похибку прогнозу. Це може означати високий рівень точності моделі та її здатність ефективно узагальнювати шаблон, що пов'язує характеристики та фактичну ціль.

Отримані результати показують, що модель володіє якістю хорошої пояснювальної сили та здатна корисно передбачити значення цільової змінної в деяких режимах роботи верстата.

Для більш широкого тестування моделі щодо вирішення задачі прогнозування та роботи з алгоритмом градієнтного підсилення з використання елементів штучного інтелекту, розроблено програмне забезпечення на базі мови Python, яке дозволяє формувати архітектуру моделі посилення градієнта, що складається з послідовності моделі слабкої регресії та посилення градієнтів для кращих прогнозів.

Виходячи з цього алгоритм градієнтного підсилення на базі елементів штучного інтелекту був представлений наступними блоками, які призначені для вирішення таких задач:

1. Аналіз даних та врахування особливостей моделі (збір вхідних даних, фільтрація нульових значень, візуалізація та порівняння);
2. Створення архітектури моделі (розподіл даних на тренування та тест, введення необхідних початкових параметрів, налаштування коефіцієнтів);
3. Прогнозування параметру продуктивності (навчання та тестування моделі);
4. Оцінка результатів прогнозування (порівняння метрик оцінки, зміна вхідних параметрів моделі у випадку неточного прогнозу).

Реалізація роботи алгоритму з використанням мови програмування Python показала його надійність та можливість щодо застосування для задач прогнозування продуктивності роботи парку станків.

**Ключові слова:** штучний інтелект; прогнозування; алгоритм градієнтного підсилення.

### Список використаних джерел

1. Кай-Фу Л., Чень Ц. *Штучний інтелект (10 передбачень для майбутнього)*: Київ: Bookchef, 2022. 481 с.
2. Рассел С. *Сумісний з людиною штучний інтелект і проблеми контролю: навч. посіб* Київ: Bookchef, 2020. 373 с.
3. *Data Science from Scratch: First Principles with Python* /Grus J. Beijing O'Reilly Media, Incorporated, 2019. 513 p. URL: [https://covid19.uthm.edu.my/wp-content/uploads/2020/04/Data-Science-from-Scratch-First-Principles-with-Python-by-Joel-Grus-z-lib.org\\_.epub\\_.pdf](https://covid19.uthm.edu.my/wp-content/uploads/2020/04/Data-Science-from-Scratch-First-Principles-with-Python-by-Joel-Grus-z-lib.org_.epub_.pdf) (date of

*access: 06.06.2023).*

*4. Ткаченко Р.О., Кустра Н.О, Павлюк О.М., Поліщук У.В. Засоби штучного інтелекту: навч. посіб. Львів: Вид-во Львів. політехніки, 2014. 204 с.*