

ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОЦЕСУ ВИГОТОВЛЕННЯ ЗВАРНИХ З'ЄДНАНЬ МЕТОДАМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ

Зубрецька Н.А., Товстенко М.А.

Національний транспортний університет, Київ

Управління якістю виготовлення зварювальних з'єднань, які широко застосовуються у промисловому виробництві відповідальних інженерних конструкцій, засноване на встановленні залежності їх фізико-механічних характеристик від технологічних режимів процесу зварювання. Для моделювання розкиду значень цих характеристик, ідентифікації закону їх розподілу і визначення його параметрів використовують методи статистичного аналізу багатовимірних даних, які зменшують невизначеність вибору оптимальних технологічних режимів [1].

В умовах апріорної невизначеності інформації про вплив сукупності змінних значень технологічних показників на властивості з'єднань для оптимізації їх технологічних параметрів ефективно застосовують нейромережне моделювання [2]. Оскільки зазначені підходи потребують фундаментальних знань і практичних навичок інтелектуального аналізу даних з використанням спеціалізованого програмного забезпечення, вирішення завдань моделювання багатофакторного процесу зварювання можливе на основі сучасного інструментарію – методів машинного навчання, об'єктно-орієнтованої мови програмування Python і відповідних бібліотек.

З використанням зазначеного інструментарію виконано інтелектуальний аналіз багатовимірних даних про процес виготовлення зварних точкових з'єднань для встановлення залежності між їх технологічними, конструктивними параметрами і міцністю. Метою дослідження є побудова, візуалізація, оцінка точності та достовірності прогнозних моделей міцності з'єднань, яка визначається через навантаження розриву P при руйнівних випробуваннях зразків, на основі апріорних вхідних даних про регламентовані конструктивні параметри точкового зварювального з'єднання, що характеризують ядро розплавленого металу – діаметр ядра $d_{\text{я}}$, глибину проплавлення деталей $A_{\text{п}}$ і глибину вм'ятин від електродів B [3].

Моделювання виконувалось з використанням мови програмування Python, бібліотек Pandas, SKlearn, Matplotlib та ін. в безкоштовному хмарному середовищі Google Colab, яке надає можливість користуватись інтерактивною обчислювальною платформою Jupyter Notebook без встановлення на персональний комп'ютер користувача додаткових програм і бібліотек.

На першому етапі моделювання при підготовці даних для аналізу в середовище завантажили файл з даними lab1.csv та попередньо створений для спрощення використання функцій аналізу файл модуля lib1.py (рис. 1). Після імпортування бібліотек виконали ініціалізацію даних шляхом їх зчитування з csv-файлу та збереження у вигляді датафрейм-об'єкта.

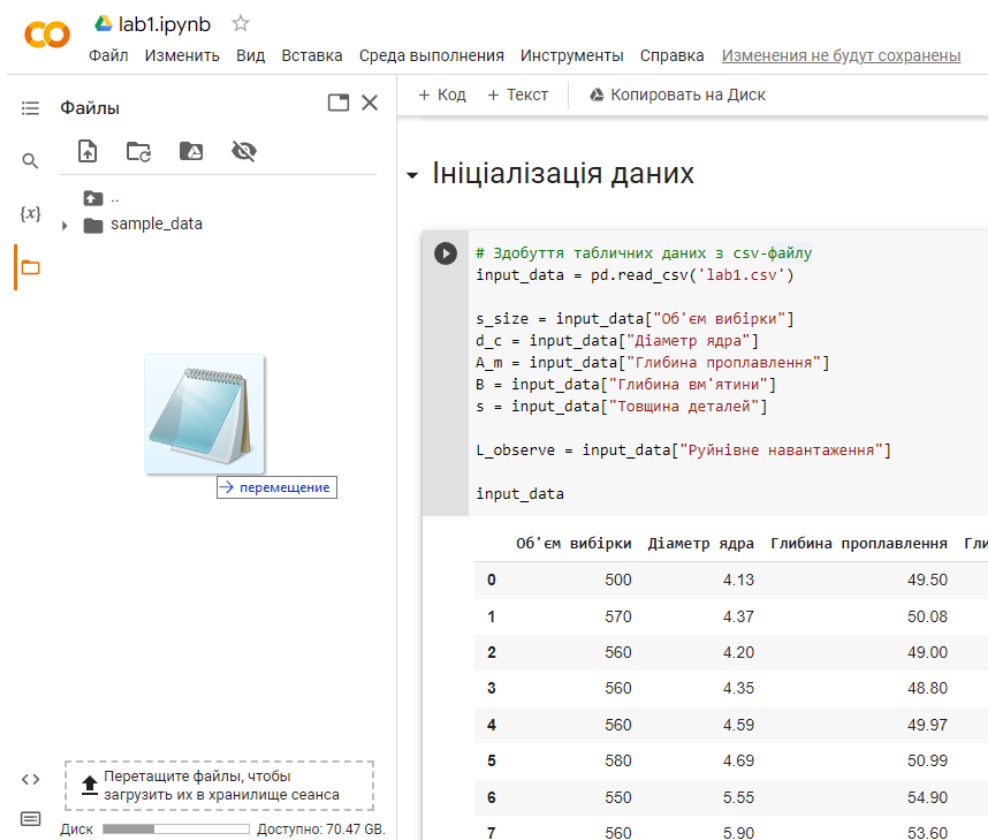


Рисунок 1 – Завантаження в середовище Google Colab підготовлених даних

Після попереднього аналізу даних за допомогою методів датафрейму *.std()* і *.mean()* отримали оцінки середнього значення, стандартного відхилення вхідних змінних, а результати кореляційного аналізу дозволили виключити параметр *B* як незначимий з переліку входів для моделювання.

Для розробки лінійних однофакторних моделей $P=f(dy)$ і $P=f(Ap)$ визначили їх коефіцієнти регресії за допомогою функції *numpy polyfit()*, що дозволило отримати моделі виду $P = -3,27+1.3dy$ і $P = -15, 277+0,357Ap$ (рис.2). Також у код-комірках Jupyter Notebook можна вивести значення декількох змінних, вписавши їх в останій рядок комірки через кому, і тоді вони виведуться як елементи кортежу (tuple) *np.polyfit(factor, target_values, degree=1) -> regression_coefficients*.

```
a, b = np.polyfit(d, P, 1)
a, b
(1.301560075828387, -3.268280880584636)

a, b = np.polyfit(A, P, 1)
P_predict2 = a*A + b
P_predict2.name = 'Прогнозована міцність 2'
a, b
(0.35715361406478424, -15.277310220348967)
```

Рисунок 2 – Результат визначення коефіцієнтів за допомогою функції *numpy polyfit()*.

Двовимірну візуалізацію моделей виконували з використанням функції *lib1.plot_dots(x_data, y_data) lib1.plot_graph(x_data, y_data)*.

Для побудови та тривимірної візуалізації двохфакторної залежності $P=f(dy, Ap)$ використовувались відповідно функції:

```
lib1.double_factor_regression_train(training_factor1, training_factor2, target_values)
-> regression_coefficients

lib1.plot_3d(x_data, y_data, regr_coefs, z_label).
```

Отриману двохфакторну модель виду $P = - 6,9+0,97dy+0,1Ap$ перевірили на мультиколінерність за допомогою функції *lib1.multicollinear_analysis(factors) -> correlations*. Аналіз мультиколінерності показав наявність лінійної залежності між вхідними змінними моделі, що підтверджує неможливість її використання для адекватного прогнозування міцності.

На наступному етапі на основі побудованих лінійних моделей виконали прогнозування міцності з'єднання P . Результат прогнозування та оцінки помилок

прогнозу за значеннями відносної помилки прогнозу ϵ показав високу точність прогнозування. Верифікація результатів моделювання проводилась з методикою на основі системи STATISTICA, яка використовується у навчальній дисципліні «Інтелектуальний аналіз даних» при реалізації освітніх програм «Інженерія програмного забезпечення» та «Комп'ютерні науки» [4]. Таким чином показано, що застосування об'єктно-орієнтованої мови програмування Python і відповідних бібліотек може бути альтернативою спеціалізованим програмам статистичного моделювання в якості сучасного інструментарію інтелектуального аналізу даних при вирішенні науково-технічних і навчальних завдань.

Література:

1. Н. А. Зубрецькая, «Оценка и прогнозирование качества неразъемных соединений на основе регрессионного анализа многомерных данных», Системы обработки інформації, № 5(103). с. 20-26, 2012.
2. Н. А. Зубрецька, С. С. Федін, «Методика нейромережної оптимізації технологічних параметрів зварних з'єднань», Проблеми інформатизації, XVIII міжнар. наук.-техн. конф., Черкаси–Баку–Бельсько-Бяла–Харків, с.26, 2020.
3. В. П. Бурмистров, «Обеспечение качества неразъемных соединений и полуфабрикатов», Ленинград: Машиностроение, 1985.
4. С. С. Федин, «Системы искусственного интеллекта и технологии анализа данных: практикум». Киев, Украина: Интерсервис, 2021.