

## ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДЕЛЕЙ ВЗАЄМОЗВ'ЯЗКУ ПАРАМЕТРІВ РЕЖИМІВ ВИПРОБУВАНЬ ГАЗОТУРБІННИХ ДВИГУНІВ

Проведення випробувань авіаційних двигунів пов'язане зі значними витратами. Зокрема, випробування газотурбінних двигунів проводиться для чотирьох режимів роботи [1]. Частково такі витрати можна зменшити, визначивши показники роботи для одного режиму за відомими даними випробувань у інших режимах. Оскільки процес роботи авіадвигуна характеризується багатьма параметрами, а залежності між ними є нелінійними та аналітично не визначеними, то для побудови моделей таких залежностей доцільно використовувати нейронні мережі [2-4]. Метою роботи є порівняльний аналіз різних видів нейронних мереж у задачі прогнозування значень параметрів авіадвигунів при проведенні їхніх випробувань.

Випробування газотурбінних двигунів проводиться для чотирьох режимів роботи (номінальний, злітний, перший та другий крейсерські). Для кожного з режимів визначається 9 параметрів (кількість оборотів турбіни компресора  $ntk$ , температура газу перед турбіною  $T3$ , витрати газу через турбіну  $Gt$ , температура на вході в двигун  $tвх$ , кількість ступенів  $Nст$ , кут установки лопаток вхідного направляючого апарату  $aВНА$ , наведена потужність  $Nnp$ , витрати повітря  $Gв$ , ступінь стиснення повітря  $pk$ ), які залежать від прохідних перетинів соплових апаратів і висот лопаток [1].

Для збільшення точності параметри двох режимів випробувань використано в якості вхідних. Також для кожного з 18 вихідних параметрів будувалась окрема модель. Вибірку даних нормовано в інтервал  $[0,1]$ .

Для побудови моделей залежності параметрів авіаційних двигунів використано багатошаровий перцептрон (MLP), радіально-базисну нейронну мережу (RBFN) та рекурентну нейронну мережу (RNN) [2-4]. Навчання мереж здійснювалося комп'ютері з GPU Nvidia GeForce GT 730 за допомогою бібліотеки TensorFlow [5].

У таблиці 1 наведено порівняння часу навчання та коефіцієнта узагальнення  $k$  кожної нейронної мережі, який визначається за формулою:  $k = Nw/(NS)$ , де  $Nw$  – кількість вагових коефіцієнтів нейронної мережі,  $N$  – кількість ознак,  $S$  – кількість екземплярів у навчальній вибірці.

Тестування побудованих моделей проводилось на тестовій вибірці. Для кожного з параметрів визначено середньоквадратичну помилку  $E$  за формулою:

$$E = \sqrt{\frac{1}{S_t} \sum_{i=1}^{S_t} (M_i - R_i)^2},$$

де  $S_t$  – кількість екземплярів тестової вибірки,  $M_i$  – значення параметра для  $i$ -го екземпляра, отримане за допомогою моделі,  $R_i$  – реальне значення параметра для  $i$ -го екземпляра.

У таблиці 1 наведені значення середніх арифметичних помилок для всіх параметрам.

Таблиця 1 – Порівняння нейронних мереж

Критерій порівняння	MLP	RBFN	RNN
Час навчання, с.	39	55	16
Коефіцієнт узагальнення	0,69	0,69	2,04
Середня помилка	0,1314	0,2506	0,1141

В роботі було проведено порівняння багатошарового перцептрона, радіально-базисних та рекурентних нейронних мереж. Результати порівняльного аналізу показали, що рекурентні нейронні мережі дозволяють отримати більш точні моделі за менший час в задачах регресії. Отже, рекурентні нейронні мережі є перспективними для подальших досліджень.

### Література

1. Интеллектуальные средства диагностики и прогнозирования надёжности авиадвигателей : монография / [В. И. Дубровин, С. А. Субботин, А. В. Богуслаев, В. К. Яценко]. – Запорожье : ОАО "Мотор-Сич", 2003. – 279 с.
2. Руденко О. Г. Штучні нейронні мережі / О. Г. Руденко, Є. В. Бодяньський. – Харків: Компанія СМІТ, 2006. – 404 с.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин; пер. с англ. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
4. Bishop C. M. Pattern recognition and machine learning / С. М. Bishop – Springer, 2006. – 761 p.
5. TensorFlow API [Electronic resource]. – Access mode: [https://www.tensorflow.org/api\\_docs/](https://www.tensorflow.org/api_docs/)