

ТЕХНІЧНІ НАУКИ

Алтухова Т.В.

асистент,

Індустріальний інститут

ДВНЗ «Донецький національний технічний університет»

АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАЛИШКОВОГО РЕСУРСУ ЕЛЕКТРОМЕХАНІЧНОГО ОБЛАДНАННЯ НА БАЗІ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

На теперішній час прогноз відіграє важливу роль у прогнозуванні залишкового ресурсу (ЗР) та оптимізації використання машини в інженерній практиці у зв'язку з використанням застарілого електромеханічного обладнання (ЕМО)[1]. Ефективний прогноз дозволяє уникнути простоїв машин, які приведуть до значних втрат та знизить ризик виникнення важких аварійних ситуацій в різних галузях виробництва [2]. Методи прогнозування ЗР поділяються на три категорії, а саме: методи фізичного моделювання, керування даними та гібридні прогнозування [3, 4]. Методи, що засновані на фізичній моделі, описують модель відмови системи, використовуючи математичну теорію, але їх важко використовувати та придатні лише для певного типу помилок. Методи, що керуються даними, використовуються для аналізу і прогнозування залишкового ресурсу механічної системи за допомогою даних моніторингу стану та застосовуються для прогнозування нелінійної надійності. Методи гібридного прогнозування поєднують в собі методи фізичного моделювання та керування даними, що отримують більш точні та надійні результати прогнозування, але їх важко реалізувати в практичному застосуванні через великі обчислення.

Впродовж останніх років було запропоновано велику кількість методів прогнозування залишкового ресурсу ЕМО, проте створення ефективного методу прогнозування залишається проблемою, саме використання технологій штучного інтелекту допоможуть її вирішенню.

Штучні нейронні мережі (ШНМ) впроваджують оцінку та прогнозування ЗР шляхом включення прямих або непрямих даних спостережень незалежно від процесу відмови фізичної моделі. Широко застосовуються в прогнозуванні несправностей ШНМ: нейронні мережі зворотного розповсюдження (НМЗР) [5], мережа радіальної базової функції (МРБФ) та мережу зворотного розповсюдження (МЗР) [7]. Ф. Ахмадзаде [5] запропонував тришарову передавальну НМЗР для оцінки ЗР мікросхеми для подрібнення, яка вважала дані моніторингу стану в якості входів ШНМ, і використовувала ЗР у якості виходу ШНМ. В наступній роботі [6] представили штучну нейронну мережу для прогнозування та моделювання поведінки оцінки поточного та майбутнього

стану в лопатях парових турбін. Враховуючи недоліки традиційних методик додаткових тренувань, іншими авторами [7] було запропоновано МЗР на основі конкурентного методу навчання для підвищення точності довгострокового прогнозування підшипників кочення. В наступній статті [8] використовували прохідну нейронну мережу та алгоритм навчання Левенберга-Маркардта для прогнозування ЗР підшипників кочення. Беручи до уваги складність і нелінійність тіншової системи, а також труднощі опису з точною математичною моделлю, Б. Чен та інші автори даної роботи [9] запропонували адаптивну нейро-нечітку систему висновків (АННСВ) на основі попередніх знань, які використовувались для прогнозування несправностей висоти вітрової турбіни. Існуючі методи на основі штучних нейронних мереж прогнозують ЗР, використовуючи дані з історії відмов.

Наступними методами прогнозування стану є методи на основі нечіткої логіки (НЛ), які мають очевидну перевагу при великій затримці часу, варіації часу та нелінійній обробці. В роботі [10] за допомогою сигналів вібрації, температури електричної машини та НЛ, оцінили її стан та здійснили профілактичний ремонт. Авторами наступної статті [11] було створене комбіноване дерево рішень, а саме використано НЛ та генетичний алгоритм для прогнозу залишкового ресурсу для авіаційної техніки, і виявлені минулі дані з датчика на авіаційному двигуні. Х.Тіан та інші автори роботи [12] запропонували нечіткий адаптивний незаплямлений фільтр Калмана для поліпшення точності прогнозування нелінійних процесів. Е.Зію [13] запропонував метод, заснований на аналізі нечіткої подібності для оцінки системи ЗР, який, як правило, використовується разом з деревом відмов, експертною системою та нейронною мережею.

Об'єднаний метод на базі нейронних мереж та нечіткої логіки при прогнозуванні залишкового ресурсу ЕМО широко використовуються протягом останніх років. Автори в своїй роботі [14] використовували нейро-нечіткі мережі для прогнозування зносу інструменту та залишкового ресурсу в обробній промисловості. Наступні автори [15] використовували нейро-нечітку систему (ННС) та підтримуючу векторну регресію для оцінки ЗР ріжучих інструментів. Експериментальні результати показали, що нейро-нечіткий метод може отримати більш точний прогноз. Дж. Алі [16] об'єднав нечіткі нейронні мережі та розподіл Вейбулла, щоб передбачити ЗР підшипників кочення. Ф.Чжао [17] використовував нейро-нечіткий метод для прогнозування стану підшипників. С. Чен та інші автори роботи [18] запропонували метод на основі алгоритмів ННС та Байєса для прогнозування поточного стану гелікоптерних редукторів та підшипників, де результати показали, що запропонований алгоритм перевершує МЗР та ННС у точній достовірності. Е. Рамассо [19] запропонував метод поєднання ННС та теорії ймовірності функцій для оцінки ЗР двигуна турбін. Наступні автори [20] запропонували еволюційний нейро-нечіткий метод з динамічними системами, що змінюють час. Експерименти показали, що запропонований метод може бути успішно застосований для моніторингу механічного стану. Існуюча література показує, що ННС переважають інші методи нелінійного прогнозування. Незважаючи на це,

необхідно враховувати кількість вузлів у прихованому шарі, які все ще важко визначити, а вибір нечітких параметрів вимагає втручання людини, а це впливає на результати прогнозування ННС.

На підставі аналізу останніх досліджень визначено, що останнім часом в застосуванні штучного інтелекту досягнуто значний прогрес, але дані методи інтелектуального визначення залишкового ресурсу ЕМО потребують подальшого вивчення та удосконалення для використання в інженерній практиці, тому злиття різних методів може сформувати новий гібридний алгоритм, який буде об'єднувати переваги різних методів.

Список використаних джерел:

1. A. W. Heng, S. Zhang, A. C. C. Tan, et al. Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(3): 724–739.
2. C. Hu, B. D. Youn, P. F. Wang, et al. Ensemble of data-driven prognostic algorithms for robust prediction of remaining useful life. *Reliability Engineering & System Safety*, 2012, 103: 120–135.
3. R. C. Cavalcante, R. C. Brasileiro, V. L. F. Souza, et al. Computational Intelligence and Financial Markets: A Survey and Future Directions. *Expert Systems with Applications*, 2016, 55: 194–211.
4. J. Lee, F. J. Wu, W. Y. Zhao, et al. Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews, methodology and applications. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2014, 42(1-2): 314–334.
5. F. Ahmadzadeh, J. Lundberg. Remaining useful life prediction of grinding mill liners using an artificial neural network. *Minerals Engineering*, 2013, 53: 1–8.
6. J. A. Rodr'iguez, Y. E. Hamzaoui, J. A. Herna'ndez, et al. The use of artificial neural network (ANN) for modeling the useful life of the failure assessment in blades of steam turbines. *Engineering Failure Analysis*, 2013, 35: 562–575.
7. A. Malhi, R. Q. Yan, R. X. Gao. Prognosis of Defect Propagation Based on Recurrent Neural Networks. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2011, 60(3): 703–711.
8. A. K. Mahamad, S. Saon, T. Hiyama. Predicting remaining useful life of rotating machinery based artificial neural network. *Computers & Mathematics with Applications*, 2010, 60(4): 1078–1087.
9. B. Chen, P. C. Matthews, P. J. Tavner. Wind turbine pitch faults prognosis using apriori knowledge-based ANFIS. *Expert Systems with Applications*, 2013, 40(17): 6863–6876.
10. C. F. Baban, M. Baban, M. D. Suteu. Using a fuzzy logic approach for the predictive maintenance of textile machines. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2016, 30(2): 999–1006.
11. R. Ishibashi, C. L. N. Ju'nior. GFRBS-PHM: A Genetic Fuzzy Rule-Based System for PHM with Improved Interpretability// *Proceedings of the IEEE Conference on Prognostics and Health Management (PHM)*, Milan, Italy, September 8–11, 2013: 1–7.
12. X. M. Tian, Y. P. Cao, S. Chen. Process fault prognosis using a fuzzy-adaptive unscented Kalman predictor. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2011, 25(9): 813–830.
13. E. Zio, F. Di Maio. A data-driven fuzzy approach for predicting the remaining useful life in dynamic failure scenarios of a nuclear system. *Reliability Engineering & System Safety*, 2010, 95(1): 49–57.
14. C. J. Zhang, X. F. Yao, J. M. Zhang, et al. Tool Condition Monitoring and Remaining Useful Life Prognostic Based on a Wireless Sensor in Dry Milling Operations. *Sensors*, 2016, 16(6): 795.
15. J. Gokulachandran, K. Mohandas. Comparative study of two soft computing techniques for the prediction of remaining useful life of cutting tools. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2015, 26 (2): 255–268.

16. J. B. Ali, B. Chebel-Morello, L. Saidi, et al. Accurate bearing remaining useful life prediction based on Weibull distribution and artificial neural network. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 56–57: 150–172.

17. F. G. Zhao, J. Chen, L Guo, et al. Neuro-fuzzy Based Condition Prediction of Bearing Health. *Journal of Vibration and Control*, 2009, 15(7): 1079–1091.

18. C. C. Chen, B. Zhang, G. Vachtsevanos. Prediction of Machine Health Condition Using Neuro-Fuzzy and Bayesian Algorithms. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2012, 61(2): 297–306.

19. E. Ramasso, R. Gouriveau. Remaining Useful Life Estimation by Classification of Predictions Based on a Neuro-Fuzzy System and Theory of Belief Functions. *IEEE Transactions on Reliability*, 2014, 63(2): 555–566.

20. W. Wang, D. Z. Li, J. Vrbanek. An evolving neuro-fuzzy technique for system state forecasting. *Neurocomputing*, 2012, 87: 111–119.

Voloshko D.O.

Student,

National University of Food Technologies

DETERMINATION OF FILTRATION CHARACTERISTICS OF HOLLOW FIBER MICROFILTRATION MEMBRANES USED IN MEMBRANE BIOREACTOR FOR WASTEWATER TREATMENT

Traditional technologies of water purification (based on coagulation, settling, oxidation and ion exchange) are ineffective in the modern anthropogenic demand for the quality of drinking and process water [1].

The application of membrane technologies has wide prospects for the creation of new energy saving, eco-safe technological systems for food technology and dairy industries [1].

In microfiltration, a sieving effect separates particles based on their size. A mixture of components of different sizes is brought to the surface of a semipermeable membrane, meaning the membrane only allows certain species to permeate through. Under the driving force of a hydrostatic pressure gradient, some of the components permeate the membrane, whereas others do not, resulting in a separation Table 1 [1; 2].

Table 1

Filter membranes are divided according to pore size

Pore size	Molecular mass	Process	Filtration	Removal of
> 10		Classic filter		
> 0.1 μm	> 500 kDa	microfiltration	< 2 bar	Larger bacteria, yeasts, particles

Reference: [2]