

ЗАЛІЗНИЧНИЙ ТРАНСПОРТ (273)

УДК 629.423.2:681.518.54

ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ТЯГОВИХ РЕДУКТОРІВ ЕЛЕКТРОПОЇЗДІВ ДИСКРЕТНИМИ СТОХАСТИЧНИМИ МОДЕЛЯМИ

Канд. техн. наук С. В. Михалків, інж. В. І. Бульба

THE FORECASTING OF THE TECHNICAL STATE OF THE TRACTION GEARBOXES OF ELECTRIC TRAINS WITH DISCRETE STOCHASTIC MODELS

PhD (Tech.) S. Mykhalkiv, eng. V. Bulba

DOI: <https://doi.org/10.18664/1994-7852.188.2019.206182>

У статті здійснено прогнозування технічного стану тягових редукторів електропоїздів дискретними стохастичними моделями. На кожному ТО-3 реєструвалися вібраційні реалізації попередньо відібраних чотирнадцяти тягових редукторів і розраховувалася фрактальна розмірність покриття. Для прогнозування технічного стану обиралася ARIMA-модель. Незважаючи на високу складність, відсутність автоматичного процесу підрахунку та необхідність здійснення декількох ітераційних процедур, підраховане найменше значення точності прогнозування ARIMA- моделлю становить 91,4 %.

Ключові слова: ARIMA- модель, електропоїзд, прогнозування, точність, тяговий редуктор.

The article deals with the forecasting of the technical state of the traction gearboxes of electric trains with discrete stochastic models. During every 3rd level maintenance, the vibration signals of the previously selected fourteen traction gearboxes were recorded, and the box counting dimension was estimated.

For the forecasting of the technical state, among the broadcast deterministic methods of exponential smoothing and trend analysis, the most effective ARIMA model was selected. This model in certain applications has higher precision than GRNN and BPNN neural networks. The implementation of the ARIMA model requires accomplishment of the identification, evaluation, fitting and practical application stages for the forecasting model. The identification was performed due to the one-step differentiation with a further stationarity check according to the autocorrelation function and partial autocorrelation function.

The evaluation of the ARIMA model with the different orders of the autoregression component and moving average component was done. For the model fitting, the Akaike's information criterion and Bayes information criterion were calculated, and the autoregression component of the ARIMA model having the minimum values of these criteria was selected. The forecasting of the fitted ARIMA models with an 80 % confidence interval was done for the period since the 71st 3rd level maintenance up to the next 2nd level current repair. After disassembling 14 traction gearboxes during the 2nd level current repair, the insufficient amount of a lubricant in the first gearbox, wear of a roller bearing of the front cover in the second gearbox, a crack of a bearing ring of the front cover in the third gearbox, a tooth break of a gear in the fourth traction gearbox, destruction of a bearing in the fifth gearbox and a tooth crack of its gear were detected. It was established that the

ARIMA model is difficult to upgrade for the evaluation of other data, which requires the implementation of measures for a resimulation. Despite high complexity, the absence of the automatic process for the calculation and the necessity of performing several iterative procedures, the calculated minimum value precision of the ARIMA model forecasting is equal to 91.4 %

Keywords: accuracy, ARIMA model, electric train, forecasting, traction gearbox.

Вступ. Концепція обслуговування обладнання в різних галузях промисловості за технічним станом була запропонована давно. Її метою є подолання обмежень, які накладає планово-запобіжна система обслуговування та ремонту завдяки впровадженню стратегій прогнозування для мінімізації ризиків та скорочення коштів [9].

Вібраційні сигнали тягових редукторів електропоїздів містять важливу інформацію про технічний стан зубчастого зачеплення та підшипників кочення. Тому в технології діагностування є важливою фіксація тих змін у сигналах, які вказують на наближення відмови.

Отже, запорукою успішного переходу до системи ТО й ПР тягового (ТРС) та моторвагонного рухомого складу (МВРС) за технічним станом є реалізація точних методів прогнозування, які здатні визначати час настання відмови й надавати змогу вчасно вживати відповідних превентивних заходів [1].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Незважаючи на безліч методів прогнозування, багато дослідників зосередилися на застосуванні та поглибленні теорії часових рядів у таких додатках, як фінанси, виробництво, управління. У часових рядах є одна змінна та її попередні значення й завжди наявне припущення про випадковий вплив чинників з навколишнього середовища на змінну, величина якої має прогнозуватись, тому висновок про майбутню поведінку часових рядів робиться з їх попередніх значень [17].

У прогнозуванні набули поширення детерміновані методи експоненційного згладжування, аналізу тренду й стохастичні методи. Модель регресії упроваджує задану форму для опису відношення між

залежними й незалежними змінними часового ряду, що не завжди дозволяє вважати цю модель адекватною для прогнозування відповідних величин [14]. Також модель регресії володіє стандартним припущенням про статистичну незалежність величини помилки, хоча здебільшого реальні часові ряди залежать або мають автокореляцію між своїми складовими [8]. Натомість сучасні методи машинного навчання позбавлені потреби здійснювати припущення щодо визначення залежності в моделі та автоматично визначають згадану залежність упродовж процесу навчання даних [11, 15]. Нейронні мережі більше призначені для роботи з часовими рядами зі складною та нелінійною структурою. Іншим підходом до моделювання часових рядів є використання методології Бокса–Дженкінса або інтегрованої дискретної стохастичної моделі авторегресії і ковзного середнього (ARIMA) [2], яка оперує вхідними змінними й позбавляє дослідника потреби вибору вагомих змінних або форми залежності між ними та використовується у низці додатків [4, 6, 10, 12, 15, 17]. Зокрема середньоквадратична похибка оптимальної ARIMA-моделі для прогнозування споживання електроенергії становить 1,6 % у порівнянні з 3,0 % для експоненційного згладжування та 3,1 % для моделі регресії [3]. Незважаючи на те, що в роботі [11] для прогнозування цін на кам'яновугільний кокс ARIMA-модель продемонструвала вищу середньоквадратичну помилку порівняно із нейронною мережею узагальненої регресії (GRNN), це не завадило їй здійснити більш точний прогноз із меншою середньою абсолютною помилкою та абсолютною відсотковою помилкою, а в прогнозуванні зміни

швидкості вітру ARIMA-модель володіла майже вдвічі меншою середньою абсолютною відсотковою помилкою, ніж нейронна мережа зі зворотним поширенням помилки (BPNN) [15]. Також ARIMA-модель мала меншу середню абсолютну відсоткову помилку в порівнянні з непараметричною моделлю Гаусівських процесів (GP) у прогнозуванні споживання електричної енергії [12]. Додатково слід зважати на значно вищу тривалість обчислення нейронними мережами та їх складну архітектуру [6].

Зважаючи на брак чітких або емпіричних правил із вибору найкращої моделі для прогнозування технічного стану обладнання ТРС та МВРС, доцільно обирати ту модель, яка володіє найменшими помилками за результатами моделювання, де дослідник має шукати компроміс між точністю прогнозування та складністю методу, якщо точність однакова, то переваги надаються простішому методу [6].

Визначення мети та завдання дослідження. Метою статті є конструювання дискретних стохастичних моделей за методологією Бокса–Дженкінса для прогнозування технічного стану тягових редукторів електропоїздів.

Для досягнення сформульованої мети потрібно розв'язати такі завдання:

— здійснити ідентифікацію ARIMA-моделей, реалізувавши низку заходів;

— оцінити вплив AR- та MA-складових на структурну ідентифікацію ARIMA-моделей;

— визначити ефективність ARIMA-моделей у прогнозуванні різних видів несправностей тягових редукторів електропоїздів.

Основна частина дослідження. Послідовності спостережень, які розташовані в хронологічному порядку, називаються часовими рядами. Звичною стратегією аналізу часових рядів є їх розкладання на три основні компоненти: тренд, сезонність та іррегулярні

компоненти або залишки. Залишки подекуди можуть суттєво приховувати тренд і сезонність, що унеможливує здійснення точного прогнозування. Ефективність певних методів оцінюється за здатністю прогнозування відповідного компонента, здебільшого це тренд або сезонність, а спрогнозувати залишки є значно важчим завданням [10].

ARMA-модель синтезує два різні методи моделювання часового ряду: авто-регресії (AR) і ковзного середнього (MA).

AR-модель

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

де Y_t – значення ряду за часом t ;

c – константа;

ε_t – залишок (білий шум) за часом t ;

ϕ_i – коефіцієнти моделі;

p – порядок моделі.

MA-модель

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (2)$$

де θ_i – коефіцієнти моделі;

q – порядок моделі.

ARMA-модель

$$Y_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}. \quad (3)$$

AR-модель прогнозує значення Y_t на підставі лінійної функції апроксимації обмеженого числа p минулих значень Y_t . Коли залишок є суттєвим, AR-модель утрачає чинність і потрібно залучати MA-модель, де послідовності є лінійними комбінаціями значень залишків, проте опис послідовностей лише MA-моделлю

здійснюють зрідка. ARMA-модель вважає несуттєвим залишок ε_t у порівнянні з послідовностями Y_t для оцінювання майбутніх значень Y_t . ARMA-моделі широко використовують лінійні часові ряди для визначення тренду й прогнозування майбутніх значень, однак здебільшого природа зміни величин у виробничих процесах є складною та нестационарною [17]. Отже, слід вживати відповідні методи перетворення для набуття початковими

даними рис стаціонарності. Найчастіше залучається метод диференціювання різного порядку, з подальшим припасуванням ARIMA-моделі. Прогнозовані майбутні значення отримують зі стаціонарної часової форми з подальшим уживанням низки перетворень для повернення їх до початкової форми.

Наступним удосконаленням ARMA-моделі є ARIMA-модель, яка здатна описувати часові ряди з ознаками нестационарності.

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i L^i\right) (1-L)^d Y_t = \left(1 + \sum_{i=1}^q \theta_i L^i\right) \varepsilon_t + c, \quad (4)$$

де $L=Y_{t-1}/Y_t$ – оператор зсуву (лаг);

d – порядок диференціювання.

Порядок ARIMA-моделі записується у формі (p, d, q) , де p – порядок AR-складової, d – порядок диференціювання, q – порядок MA-складової.

Алгоритм побудови ARIMA-моделі містить такі складові (рис. 1):

1. Ідентифікація моделі:

— потрібно встановити порядок диференціювання d (що відповідає інтегральній частині моделі), тобто досягнути стаціонарність ряду, взявши достатню кількість послідовних різниць ($Y_t = Y_t - Y_{t-1}$). Початковий крок з диференціювання може вживатися одно- або багаторазово для усунення нестационарності. Здебільшого d дорівнює одиниці й зрідка двом [13]. Набута стаціонарність фіксується за автокореляційною функцією (АКФ) та частковою автокореляційною функцією (ЧАКФ);

— отриманому стаціонарному ряду Y_t підібрати параметри ARMA-моделі. Зважаючи на поведінку АКФ і ЧАКФ, установити порядки p і q .

2. Оцінювання моделі.

За допомогою спеціальних чисельних процедур за відомими даними на цьому

етапі оцінюються коефіцієнти $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ та $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p$ за умови, що вже відомі p і q . Оцінка величин коефіцієнтів проводиться на основі методу найменших квадратів і принципу максимальної правдоподібності.

3. Перевірка адекватності моделі.

Інформацією для аналізу адекватності моделі слугують залишки ε_t . Згідно з припущенням про білий шум залишку ε_t перевіряється некорельованість залишків. Структурна ідентифікація оптимальної моделі в обраному класі ARIMA-моделей відбувається припасуванням із використанням інформаційних критеріїв.

Перший із критеріїв вибору оптимальної моделі — інформаційний критерій Акаїкі (AIC). Згідно з ним вибирається модель, яка мінімізує значення статистики

$$AIC = \ln \hat{\sigma}^2 + (2/n)r, \quad (5)$$

де $\hat{\sigma}^2$ – залишкова сума квадратів, поділена на кількість спостережень;

n – число залишків;

r – число параметрів моделі, що зазнали оцінювання.

Байєсовий інформаційний критерій (BIC) також рекомендує обирати ту модель, яка мінімізує вираз

$$BIC = \ln \hat{\sigma}^2 + (\ln n / n)r. \quad (6)$$

Остаточний вибір порядків p і q для підкласу моделей проводиться на основі пошуку мінімальних значень AIC та BIC.

4. *Практичне застосування моделі для прогнозування.* Насамкінець, коли підраховані оптимальні параметри моделі й часовий ряд відновлений інтегруванням d разів, можна розпочинати прогнозування майбутнього значення часового ряду за виразом $Y_{t+s} = \phi_1 Y_{t+s-1} + \dots + \phi_{p+d} Y_{t+s-p-d}$.



Рис. 1. Алгоритм побудови ARIMA-моделі

Експериментальні дослідження проводилися вибірково на чотирнадцяти тягових редукторах трьох електропоїздів серії EP2T. Упродовж міжремонтного інтервалу між двома ПР-2 проводились сімдесят п'ять ТО-3 та п'ять ПР-1. На кожному ТО-3 та ПР-1 в оглядовому стійлі здійснювалася реєстрація вібраційних реалізацій чотирнадцяти тягових редукторів з боку підшипника кочення передньої кришки редуктора. Реєстрація відбувалася на шістдесяті шість ТО-3 та

п'яти ПР-1 та на ПР-2 перед розбиранням. Для кожного із зареєстрованих вібраційних реалізацій розраховувалась фрактальна розмірність покриття. Прогнозування технічного стану здійснювалось на решту дев'ять ТО-3 і до ПР-2 з наступним порівнянням фактичного технічного стану після розбирання редуктора на ПР-2 із прогнозованим значенням фрактальної розмірності покриття. Із чотирнадцяти редукторів справними виявилися дев'ять, решта мали такі несправності:

- 1) недостатня кількість мастила в редукторі;
- 2) знос ролика підшипника передньої кришки редуктора;
- 3) тріщина кільця підшипника передньої кришки редуктора;
- 4) відкол зуба шестірні редуктора;
- 5) руйнування підшипника передньої кришки редуктора й тріщина зуба шестірні.

Побудова ARIMA-моделі для прогнозування, приміром 5-го виду несправності, розпочинається з аналізу залежності розрахованих фрактальних розмірностей покриття від кількості ТО-3 (п'ять ПР-1 рахувалося як п'ять ТО-3), на якій відслід-

ковується стале зростання тренду залежної змінної у міру збільшення кількості ТО-3 та брак сезонної складової, ознакою якої є повторювальний характер змін (рис. 2).

Аналіз АКФ демонструє нестационарний характер залежності, зважаючи на повільне спадання коефіцієнтів АКФ (рис. 3).

Для набуття стаціонарності виявилася достатньою реалізація першого кроку диференціювання $d=1$. Ознаками набутої стаціонарності часового ряду є стрімке падіння коефіцієнтів АКФ у межі встановлених інтервалів (рис. 4, а).

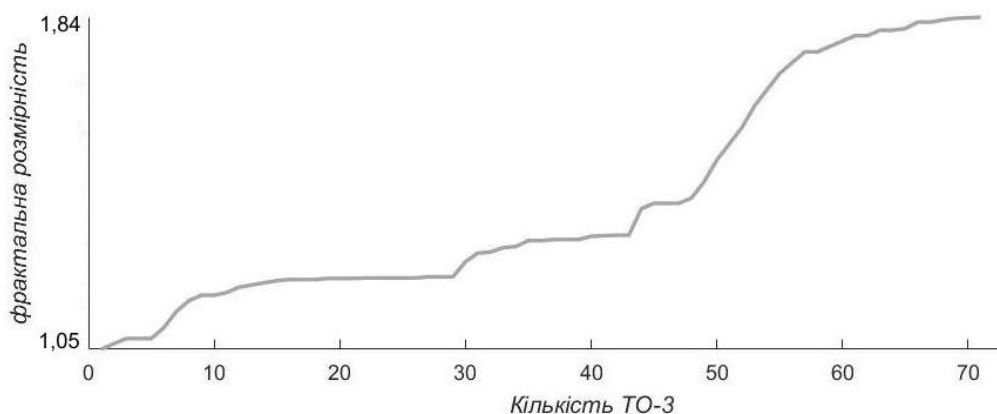


Рис. 2. Залежність фрактальної розмірності від кількості ТО-3 для 5-го виду несправності

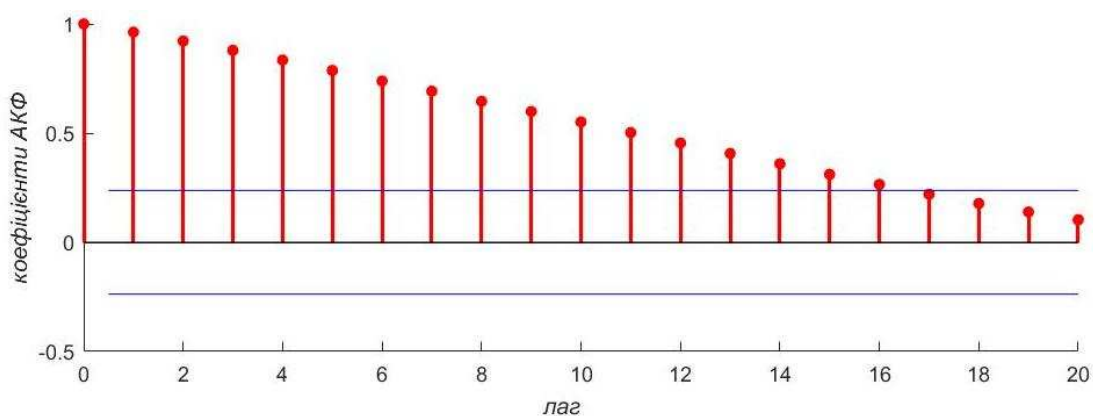


Рис. 3. АКФ часового ряду 5-го виду несправності

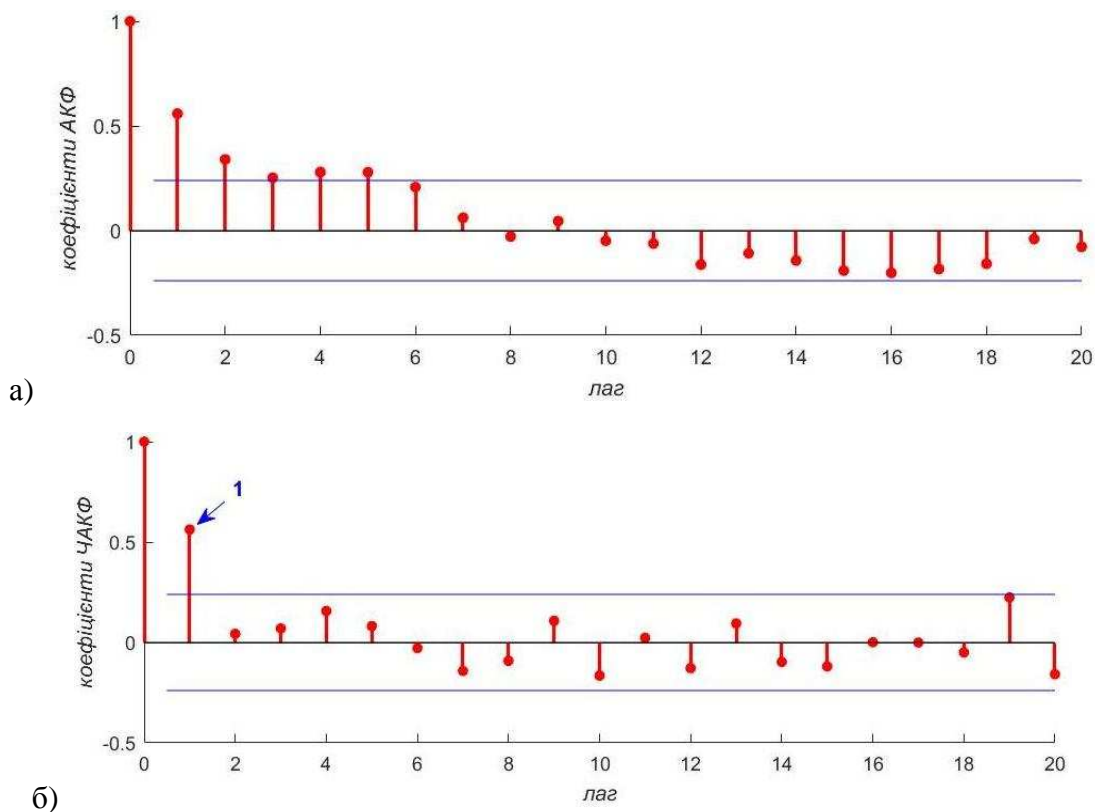


Рис. 4. АКФ та ЧАКФ часового ряду 5-го виду несправності:
 а — АКФ стаціонарного часового ряду; б — ЧАКФ стаціонарного часового ряду

Підбір параметрів проводився, зважаючи на поведінку ЧАКФ, зокрема порядок АР-складової брався за номером того лагу, який передувє потраплянню в межі встановлених інтервалів (рис. 4, б). Також бралися вищі порядки окремо АР- та МА-складових та їх комбінацій для ідентифікації ARIMA-моделі для 5-го виду

несправності за мінімальними значеннями обчислених АІС та ВІС критеріїв (табл. 1).

Структурна ідентифікація ARIMA-моделей решти видів несправностей тягових редукторів та одного справного редуктора наведена в табл. 2.

Припасування отриманих оптимальних ARIMA-моделей наведено на рис. 5.

Таблиця 1

Визначення параметрів ARIMA-моделі для 5-го виду несправності

	Параметри ARIMA-моделі								
	(1,1,0)	(2,1,0)	(3,1,0)	(0,1,1)	(0,1,2)	(0,1,3)	(1,1,1)	(2,1,2)	(3,1,3)
АІС	-777,37	-775,48	-773,86	-748,63	-750,45	-754,56	-775,58	-746,45	-771,08
ВІС	-770,67	-766,60	-762,84	-741,89	-741,46	-743,31	-766,65	-733,13	-753,44

Структурна ідентифікація оптимальних ARIMA-моделей

	Припасовані ARIMA-моделі для різних несправностей тягових редукторів					
	справний (5,1,0)	1 вид (2,1,0)	2 вид (3,1,0)	3 вид (4,1,0)	4 вид (2,1,0)	5 вид (1,1,0)
AIC	-823,88	-826,84	-713,63	-751,89	-708,93	-777,37
BIC	-808,65	-817,96	-702,61	-738,75	-700,06	-770,67

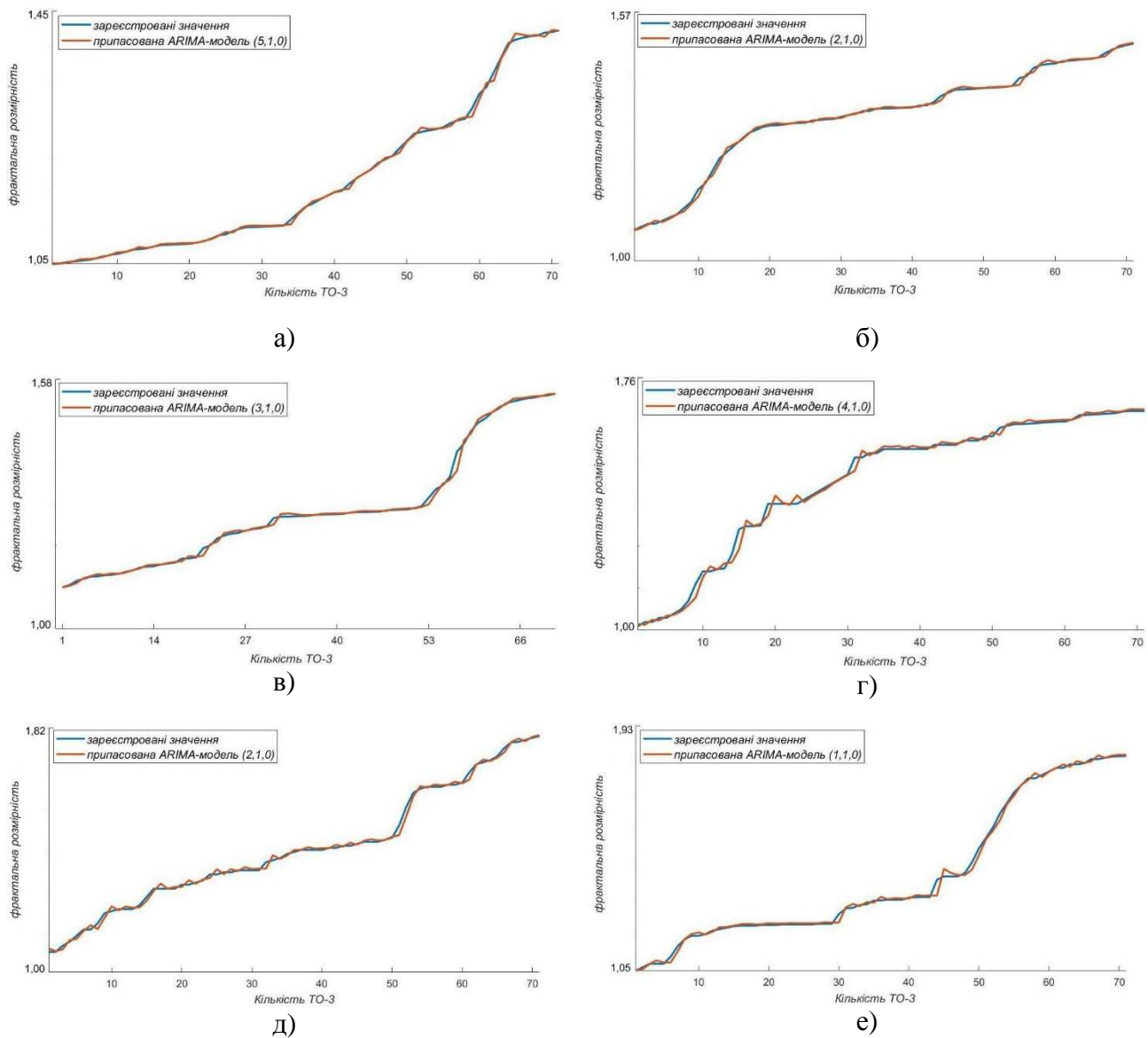


Рис. 5. Припасування ARIMA-моделей до розрахованих залежностей фрактальних розмірностей від кількості ТО-3 тягових редукторів: а — справний редуктор; б — 1-й вид несправності; в — 2-й вид несправності; г — 3-й вид несправності; д — 4-й вид несправності; е — 5-й вид несправності

Сконструйованими оптимальними ARIMA-моделями (табл. 3) здійснене прогнозування технічного стану тягових редукторів (рис. 6) із 80 % довірчими інтервалами [5]

$$Y_{t+s|t} \pm 1,28s\hat{\sigma}_h, \quad (7)$$

де $\hat{\sigma}_h$ – середньоквадратичне відхилення s -кроку розподілу прогнозу.

Довший період прогнозування призводить до стрімкого розширення довірчих інтервалів, що не властиво для моделей із сильно вираженим трендом, які не застосовують диференціювання.

Таблиця 3

Оптимальні ARIMA- моделі для прогнозування технічного стану тягових редукторів

Технічний стан	Розраховані коефіцієнти ARIMA- моделей
справний	$(1 - 0,727 \cdot L + 0,008 \cdot L^2 - 0,028 \cdot L^3 - 0,176 \cdot L^4 + 0,225 \cdot L^5)(1 - L)Y_t = \varepsilon_t + 0,00026$
1-й вид несправності	$(1 - 0,397 \cdot L - 0,374 \cdot L^2)(1 - L)Y_t = \varepsilon_t + 0,00019$
2-й вид несправності	$(1 - 0,329 \cdot L - 0,2 \cdot L^2 - 0,2 \cdot L^3)(1 - L)Y_t = \varepsilon_t + 0,00035$
3-й вид несправності	$(1 - 0,264 \cdot L + 0,014 \cdot L^2 + 0,143 \cdot L^3 - 0,32 \cdot L^4)(1 - L)Y_t = \varepsilon_t + 0,00041$
4-й вид несправності	$(1 - 0,627 \cdot L + 0,228 \cdot L^2)(1 - L)Y_t = \varepsilon_t + 0,00089$
5-й вид несправності	$(1 - 0,565 \cdot L)(1 - L)Y_t = \varepsilon_t + 0,00038$

Підрахунок точності прогнозування здійснюється за виразом [7]

$$\text{Точність} = \left(1 - \frac{|t_a - t_p|}{t_a} \right) \cdot 100 \% , \quad (8)$$

де $t_a = 81$ – фактичне значення кількості ТО-3 (або ПР-2, на якому відбулося розбирання тягових редукторів);

t_p – прогнозоване значення кількості ТО-3, на якому підтвердиться справний стан, або відбудеться відмова (див. рис. 6).

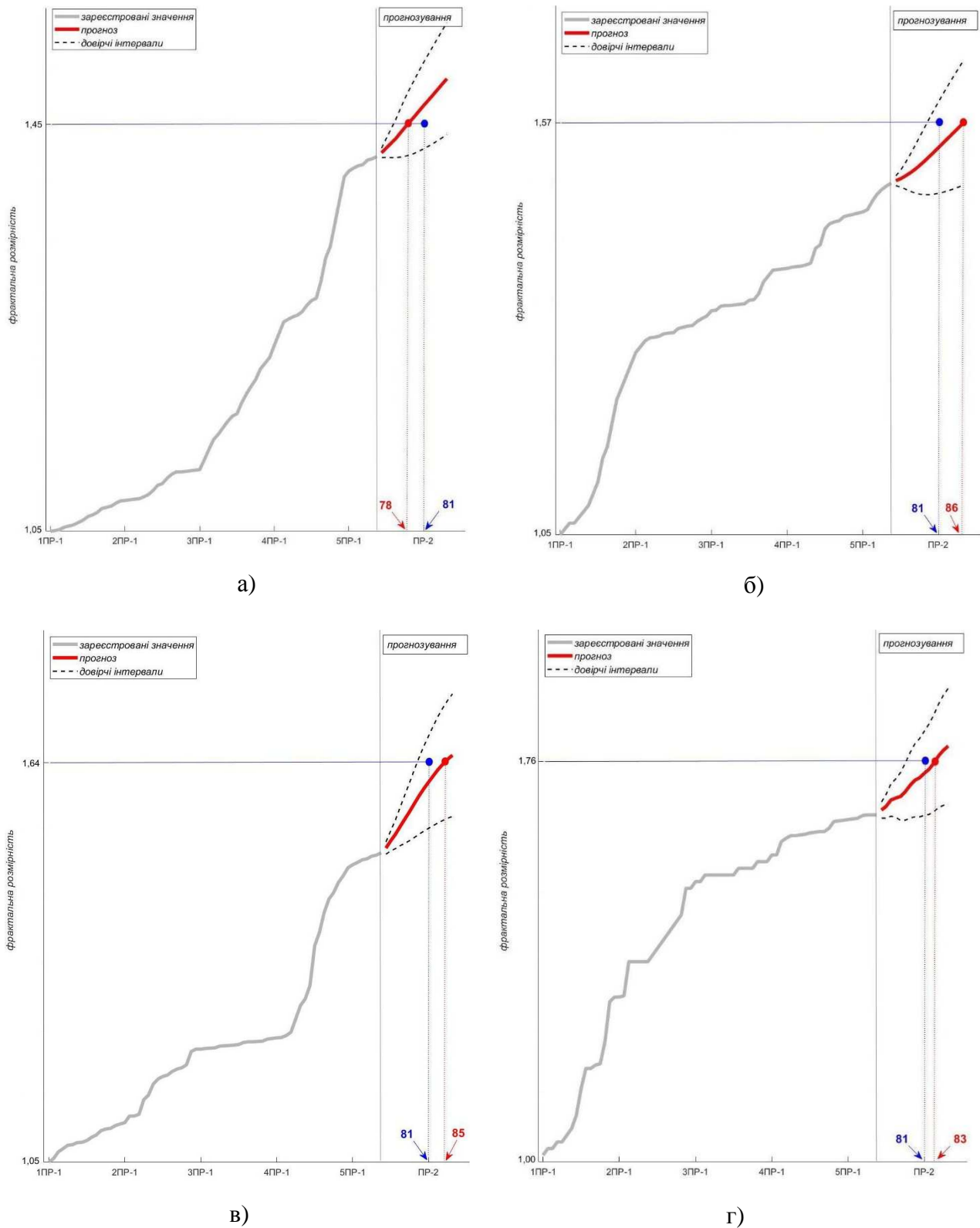


Рис. 6. Прогнозування ARIMA-моделями технічного стану тягових редукторів до ПР-2:
 а – справний редуктор; б – 1-й вид несправності; в – 2-й вид несправності; г – 3-й вид несправності (початок)

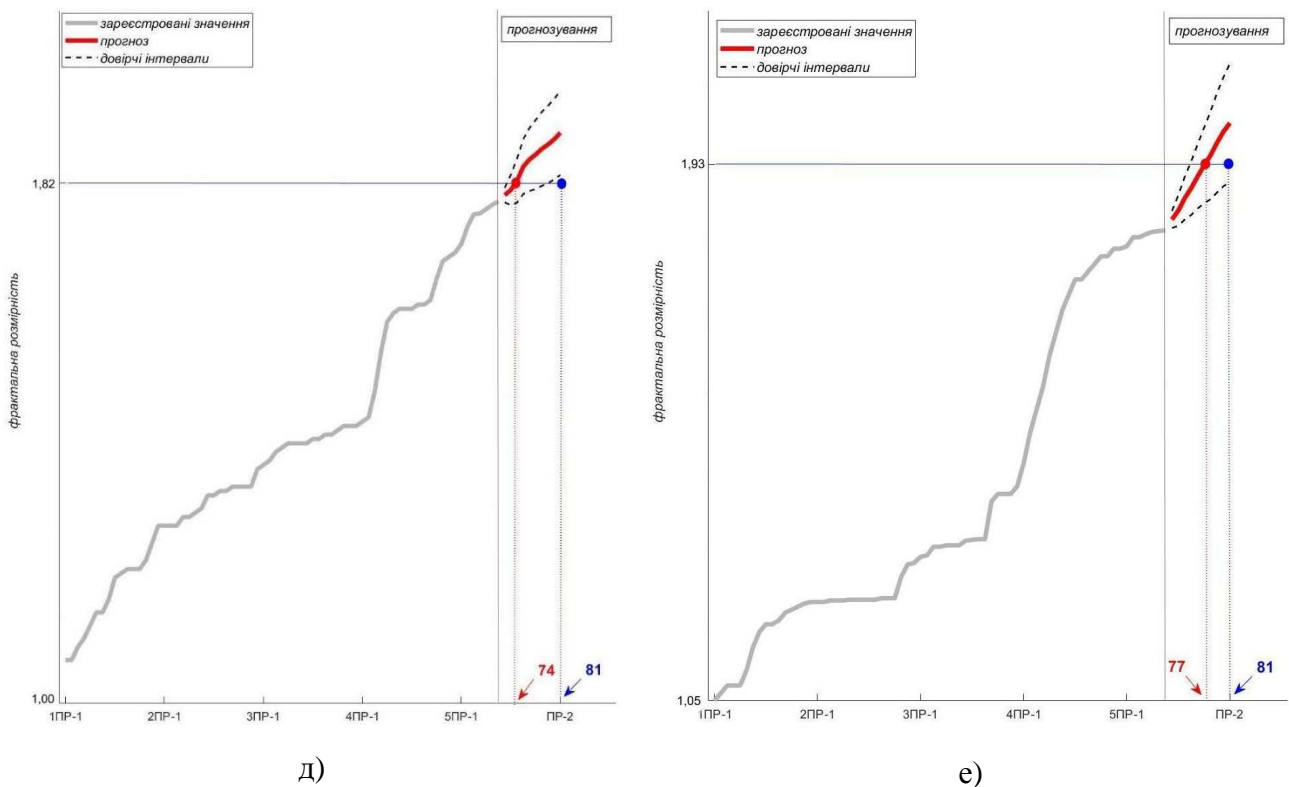


Рис. 6. Прогнозування ARIMA -моделями технічного стану тягових редукторів до ПР-2: д – 4-й вид несправності; е – 5-й вид несправності (закінчення)

Результати розрахунків за виразом (8) зводяться до табл. 4.

Таблиця 4

Точність прогнозування припасованими ARIMA- моделями

	Види несправностей тягових редукторів					
	<i>справний</i>	<i>1-й вид</i>	<i>2-й вид</i>	<i>3-й вид</i>	<i>4-й вид</i>	<i>5-й вид</i>
Точність, %	96,3	93,8	95,1	97,5	91,4	95,1

Отже, методологія Бокса–Дженкінса дозволяє будувати точні ARIMA-моделі для прогнозування технічного стану тягових редукторів електропоїздів.

Висновки. Правильність обрання порядку AR-складової за номером того лагу, який передуює потраплянню в межі установлених інтервалів на ЧАКФ, підтвердилась за найнижчими значеннями критеріїв AIC та BIC. Однак для оцінки

певних процесів можна визначити прийнятну ARIMA-модель, вдаючись до надмірного припасування й нехтуючи порядковим номером лагу ЧАКФ та відмовляючись від отриманої попередньої моделі на користь моделі зі значно вищим порядком AR-складової, яка демонструє прийнятну точність.

Гнучкість методології Бокса–Дженкінса дозволяє обирати найбільш

прийнятний підклас моделей з-поміж AR-та MA-складової. Для всіх 6 видів технічного стану досліджуваних тягових редукторів найкраще припасування продемонструвала лише AR-складова, тимчасом MA-складова як наодинці, так і в поєднанні з AR-складовою реалізовувала вищі значення критеріїв AIC та BIC, що відповідає низькому впливу наявних залишків. Здійснено структурну ідентифікацію ARIMA-моделей для відповідних технічних станів.

Успішна реалізація дискретних стохастичних ARIMA-моделей потребує лише наявності дискретних величин, які накопичуються протягом відповідних експериментів. Такі недоліки ARIMA-моделей, як вища складність, потреба в здійсненні декількох ітераційних процедур та неможливість реалізації автоматичного процесу, не впливають на точність прогнозування, найменше значення якої за результатами досліджень сягало 91,4 %.

Список використаних джерел

1. Зубенко Д. Ю. Повышение надежности тяговых передач рельсового электротранспорта: монография. Харьков, 2015. 122 с.
2. Box G. E. P., Jenkins G. M., Reinsel G. C., Ljung G. M. Time series analysis. Forecasting and control. 5th edition. New Jersey: Wiley & Sons, 2016. P. 712.
3. Chavez S. G., Bernat J. X., Coalla H. L. Forecasting of energy production and consumption in Asturias (northern Spain). *Energy*. 1999. Vol. 24(3). P. 183-198. URL: [https://doi.org/10.1016/S0360-5442\(98\)00099-1](https://doi.org/10.1016/S0360-5442(98)00099-1).
4. Fan R. Y. C., Ng S. T., Wong J. M. W. Reliability of the Box-Jenkins model for forecasting construction demand covering times of economic austerity. *Construction Management and Economics*. 2010. Vol. 28(3). P. 241-254. URL: <https://doi.org/10.1080/01446190903369899>.
5. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. 2nd edition: OTexts, 2018. P. 382.
6. Kandanond K. Forecasting electricity demand in Thailand with an Artificial Neural Network approach. *Energies*. 2011. Vol. 4(8). P. 1246-1257. URL: <https://doi.org/10.3390/en4081246>.
7. Kosasih B. Y., Caesarendra W., Tieu K., Widodo A., Moodie C. A. S., Tieu A. K. Degradation trend estimation and prognosis of large low speed slewing bearing lifetime. *Applied Mechanics and Materials*. 2014. Vol. 493. P. 343-348. URL: <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.493.343>.
8. Lu Y., AbouRizk S. M. Automated Box-Jenkins forecasting modelling. *Automation in Construction*. 2009. Vol. 18(5). P. 547-558. URL: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2008.11.007>.
9. Lu Y., Li Q., Liang S. Y. Physics-based intelligent prognosis for rolling bearing with fault feature extraction. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2018. Vol. 97. P. 611-620. URL: <https://doi.org/10.1007/s00170-018-1959-0>.
10. Martinez-Alvarez F., Troncoso A., Asencio-Cortes G., Riquelme J. C. A survey on data mining techniques applied to electricity-related time series forecasting. *Energies*. 2015. Vol. 8(11). P. 13162-13193. URL: <https://doi.org/10.3390/en8112361>.
11. Matyjaszek M., Fernandez P. R., Krzemien A., Wodarski K., Valverfe G. F. Forecasting coking coal prices by means of ARIMA models and neural networks, considering the transgenic time series theory. *Resources Policy*. 2019. Vol. 61. P. 283-292. URL: <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2019.02.017>.
12. Meer van der D. W., Shepero M., Svensson A., Widen J., Munkhammar J. Probabilistic forecasting of electricity consumption, photovoltaic power generation and net demand of an

individual building using Gaussian Processes. *Applied Energy*. 2018. Vol. 213. P. 195-207. URL: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.12.104>.

13. Mills T. C., Markellos R. N. The economic modelling of financial time series. 3rd edition. New York: Cambridge University Press, 2008. 456 p.

14. Montgomery D. C., Peck E. A., Vining G. G. Introduction to linear regression analysis. 5th edition. New Jersey: Wiley & Sons, 2012. 672 p.

15. Prema V., Rao K. U. Time series decomposition model for accurate wind speed forecast. *Renewables: Wind, Water, and Solar*. 2015. Vol. 2(1). 18. URL: <https://doi.org/10.1186/s40807-015-0018-9>.

16. Wei N., Li C., Peng X., Zeng F., Lu X. Conventional models and artificial intelligence-based models for energy consumption forecasting: A review. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2019. Vol. 181. 106187. URL: <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106187>.

17. Zhao J., Xu L., Liu L. Equipment fault forecasting based on ARMA model. International Conference on Mechatronics and Automation (Harbin, 05-08 Aug. 2007). Harbin, 2007. P. 3514-3518. URL: <https://doi.org/10.1109/ICMA.2007.4304129>.

Михалків Сергій Васильович, канд. техн. наук, доцент кафедри експлуатації та ремонту рухомого складу Українського державного університету залізничного транспорту. ORCID: 0000-0002-0425-6295.

Тел.(057) 730-20-16. E-mail: svm_m@kart.edu.ua.

Бульба Владислав Ігоревич, інженер, регіональна філія «Південна залізниця». E-mail: bulbass@i.ua.

Mykhalkiv Serhii, PhD (Tech.), Associate Professor, Department of Maintenance and Repair of Rolling Stock, Ukrainian State University of Railway Transport. ORCID: 0000-0002-0425-6295. Tel.(057) 730-20-16.

E-mail: svm_m@kart.edu.ua.

Bulba Vladyslav, Engineer of the Regional Branch "Southern Railway". E-mail: bulbass@i.ua.

Статтю прийнято 07.11.2019 р.