

Маслов Ю.В.

Компанія «Amazon» (США)

ВИКОРИСТАННЯ ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКІВ У ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗНОСУ ЕЛЕКТРОМЕХАНІЧНИХ СИСТЕМ

У роботі розглянуто підхід до моніторингу та прогнозування зносу тягового електропривода з постійними магнітами на основі цифрового двійника. Архітектура складається з двох рівнів. На першому рівні відтворюється динаміка привода на основі фізичної моделі у системі координат $d-q$, модель постійно зіставляється з телеметрією. Другий рівень відповідає за аналітику деградаційних процесів і побудову прогнозів залишкового ресурсу. Первинним джерелом даних слугує сенсорна інфраструктура, що охоплює електричні, механічні, теплові та вібраційні канали. Дані проходять синхронізацію і попередню обробку, після чого потрапляють до модулів оцінювання станів і параметрів. Ядром цифрового двійника є фізична модель з урахуванням електромагнітних і теплових підсистем. Для відновлення прихованих змінних застосовують спостерігачі та стохастичні фільтри. Повільно мінливі параметри моделі уточнюються рекурсивною ідентифікацією, що забезпечує адаптацію до поступових змін опору обмоток, індуктивностей і потокозчеплення ротора. Якість відтворення контролюється за рахунок нев'язки між виміряними та модельними сигналами. Коли відхилення перевищують налаштовані пороги, ініціюється інкрементне коригування параметрів або режим калібрування. Такий контур забезпечує узгодженість моделі з реальним об'єктом навіть за змінних режимів. Для практичного застосування сформовано індикатори здоров'я, що агрегують ознаки з телеметрії та оцінених параметрів. Ці індикатори мають бути синхронізованими відносно ступеня деградації та нечутливими до короточасних флуктуацій. Особливу увагу приділено деградації магнітної системи, оскільки зменшення потокозчеплення безпосередньо впливає на момент і енергетичні показники. Отримані індикатори стають зв'язувальною ланкою між вимірюваннями, моделлю та прогнозом залишкового ресурсу. Завершальний етап передбачає побудову прогнозів залишкового ресурсу на основі траєкторій індикаторів і профілю навантаження. Для підвищення надійності використано довірчі межі та механізм раннього попередження. Експериментальні дослідження на стендових і напівнатурних прогонах підтверджують здатність цифрового двійника підтримувати узгодженість з даними, відслідковувати повільні деградаційні процеси, будувати інтерпретовані індикатори та надійно прогнозувати залишковий ресурс. Практична цінність підходу полягає у поєднанні вимірювань, фізичної моделі та адаптивної аналітики в єдину систему підтримки рішень для технічного обслуговування.

Ключові слова: потокозчеплення, модель, телеметрія, індикатори здоров'я, демагнітизація.

Постановка проблеми. У сучасних електро-механічних системах, зокрема у тягових електроприводах з двигунами типу PMSM (permanent magnet synchronous motor – це синхронний двигун з постійними магнітами), дедалі більшої уваги набувають питання надійності, довговічності та своєчасного прогнозування відмов. Традиційні підходи до діагностики ґрунтуються переважно на періодичних вимірюваннях та регламентному обслуговуванні, що не забезпечує достатньої точності оцінки реального стану обладнання. Такі методи часто не враховують приховані процеси деградації, пов'язані з демагнітизацією ротора, старінням провідників чи дрейфом індуктивностей, що призводить до зниження точності

контролю та ризику раптових відмов у критичних режимах. Особливо складними залишаються завдання врахування теплових впливів, синхронізації модельних змінних із телеметрією та ідентифікації прихованих станів двигуна. Традиційні діагностичні системи вимагають значних ресурсів для калібрування, обмежені за чутливістю до ранніх стадій пошкоджень і не дозволяють формувати достовірні довготривалі прогнози. Все це зумовлює потребу у впровадженні більш ефективних підходів, які поєднують математичні моделі, телеметричні дані та механізми адаптивного оновлення параметрів. Цифровий двійник, побудований за дворівневою архітектурою, відкриває можливості для інтегрованого моніторингу та

прогнозування ресурсу. Саме його застосування дозволяє своєчасно виявляти деградаційні процеси, забезпечувати інтерпретований контроль стану PMSM та підвищувати надійність роботи електроприводів у реальних умовах експлуатації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

У науковому просторі сьогодення представлено значну кількість досліджень, спрямованих на розроблення та застосування цифрових двійників для промислових систем, зокрема для моніторингу стану й прогнозування зносу електромеханічних приводів. Так Дж. Чен, Х. Чжан, Ф. Тао, Ч.-Ф. Хуан [1] запропонували еталонну архітектуру DT-II, у якій цифрові двійники покращуються за допомогою промислового інтернету речей (IIoT – Industrial internet of things) для потреб розумного виробництва. Автори описують взаємодію вимірювально-транспортної мережі з точним віртуальним моделюванням і аналітикою, а також демонструють механізм розгортання й роботи DT-II на трьох рівнях застосування. Йдеться про рівень життєвого циклу продукту, внутрішньокорпоративний рівень і міжкорпоративну взаємодію. Для ілюстрації наведено приклад парової турбіни, де порівнюються процеси проектування й розроблення із застосуванням DT-II та без нього.

Ю. Фань, Дж. Ян та ін. [2] представили візуалізовану архітектуру цифрового двійника для виробничих систем, орієнтовану на покращення людино-машинної взаємодії в контексті HCPS (Human-Cyber-Physical System – людино-кіберфізичної взаємодії) та легкого інтеграцію різнорідних даних упродовж життєвого циклу FMS. Ключовим внеском є концепція моделювання GHOST, яка класифікує дані цифрового двійника на геометричні, історичні вибірки, атрибути об'єктів, знімки стану та топологічні обмеження і слугує основою для побудови 3D-візуалізації сцен, RESTful-сервісів і кросплатформного візуального mock-up. Показано, що такий підхід забезпечує узгоджене відображення станів і процесів FMS (flexible manufacturing system – гнучкі виробничі системи), підтримує повний спектр функціональних сервісів протягом експлуатації та покращує прийняття рішень людиною оператором.

Європейськими науковцями А. Кастеллані, С. Шміттом, С. Сквартіні [3] розглянуто модель виявлення аномалій у реальних промислових даних на основі даних цифрових двійників, у режимі слабкого нагляду (weak supervision). Автори використовують DT для генерування синтетичних вибірок нормальної роботи, а також невелику кількість розмічених аномальних вимі-

рювань із реального обладнання для навчання моделі в режимі слабкого нагляду, пропонуючи два підходи – кластер-центри (CC) і сіамські автоенкодера (SAE).

У дослідженні Ф. Могадама, А. Неджада [4] представлено підхід до онлайн-моніторингу стану приводу плавучих вітроенергетичних установок на основі цифрового двійника. Цифровий двійник включає торсійну динамічну модель приводу, поточні вимірювання та оцінювання втомних пошкоджень, що дає змогу оцінювати залишковий ресурс у реальному часі. Автори описують ідентифікацію параметрів системи та валідацію методики на сценаріях експлуатації з характерними для плавучих платформ збуреннями. Показано, що підхід забезпечує відтворення навантажень у трансмісії і підвищує точність діагностики та прогнозування RUL для ключових елементів приводу. Резюме складено на підставі анотації та бібліографічних довідок до публікації, рівень достовірності високий.

Всупереч відчутному прогресу у цифрових двійниках для промислових систем, завдання прогнозування зносу електромеханічних приводів залишається відкритим. Потребують подальшого розвитку методи довготривалої узгодженості моделі з даними, індикатори стану з гарантованою синхронізацією та підходи до оцінювання невідзначеності прогнозів. Важливо також уніфікувати протоколи експериментальної валідації на тривалих прогонах і в різних режимах експлуатації.

Постановка завдання. Метою роботи є розробка цифрового двійника для прогнозування зносу тягового електропривода PMSM із урахуванням потокозчеплення, створюваного постійними магнітами ротора. Основне завдання полягає у забезпеченні достовірної оцінки деградаційних процесів через відстеження змін цього параметра, що безпосередньо впливають на крутний момент і залишковий ресурс машини. Цифровий двійник має інтегрувати вимірювальні дані та фізичну модель, забезпечуючи своєчасне виявлення втрати магнітних властивостей і формування кількісних прогнозів залишкового ресурсу у різних режимах експлуатації.

Виклад основного матеріалу. Аналіз процесів деградації у тяговому електроприводі PMSM базується на архітектурі цифрового двійника (ЦД – DT – digital twin), побудованого за принципом дворівневої схеми [5]. Перший рівень формує базову модель цифрового двійника, на якій віртуальний об'єкт відображає стан реального двигуна в умовах стандартної експлуатації. Ця модель

спирається на математичний опис електромагнітних і теплових процесів, а також на дані телеметрії, що надходять від датчиків, які вимірюють напруги, струми, температури та інші параметри.

Другий рівень інтегрує прогностичний шар, основним завданням якого є виявлення закономірностей у зміні параметрів та побудова прогнозів залишкового ресурсу (remaining useful life – RUL) [6, 7]. На цьому рівні ЦД не лише відображає вже зафіксовані зміни, але й екстраполює їх у часі, формуючи сценарії майбутнього розвитку деградаційних процесів.

Первинним елементом функціонування цифрового двійника є телеметрична інфраструктура, яка забезпечує безперервний потік даних від фізичного об'єкта до віртуальної моделі [8]. У випадку тягового електропривода PMSM у систему моніторингу включені датчики, які фіксують широкий спектр сигналів на електричному та механічному рівнях [9]. На електричному рівні вимірюються фазні струми та лінійні напруги, що дає змогу відтворювати динаміку електромагнітних процесів, та оцінювати їхню зміну в реальному часі.

На механічному рівні реєструються швидкість обертання ротора та крутний момент навантаження, які необхідні для узгодження динамічної підсистеми цифрового двійника з фактичними експлуатаційними режимами. Через те, що тепла деградація безпосередньо впливає на активний опір обмоток і на процеси втрат у магнітопроводі, температурні канали мають особливе значення [10]. Інтеграція вібраційних датчиків МЕМС-акселерометрів (мікроелектромеханічні системи) дає змогу фіксувати коливання та локальні дефекти у підшипниках і магнітній системі, підвищуючи чутливість до ранніх фаз деградації [11].

Усі зібрані сигнали синхронізуються з цифровим двійником за допомогою маршрутів даних, які забезпечують передавання інформації у кіберфізичне середовище [12]. Потіки телеметрії проходять попередню обробку, що включає фільтрацію шумів і часову розмітку, після чого дані спрямовуються в модулі синхронізації змінних [13]. Сформований потік спрямовується в цифровий двійник, що забезпечує замкнений цикл між фізичним об'єктом і його віртуальною копією. Цей механізм забезпечує відповідність модельних величин із фактичними вимірюваннями, що мінімізує розбіжності та підтримує актуальність віртуальної моделі за умов змінної експлуатації.

Ядро самого цифрового двійника, являє собою фізичну модель побудовану у системі координат d-q. Ця система дозволяє зручно описувати

електромагнітні процеси, оскільки осі узгоджені з магнітним потоком ротора, а рівняння набувають компактною та зручною для формального аналізу форми. Електрична частина моделі задається системою рівнянь напруг по осях d і q:

$$u_d = Ri_d + L_d \frac{di_d}{dt} - \omega_e L_q i_q + \delta_d, \quad (1)$$

$$u_q = Ri_q + L_q \frac{di_q}{dt} + \omega_e L_d i_d + \psi_f \omega_e + \delta_q, \quad (2)$$

де u_d , u_q – напруги по i_d , i_q – струми статора, R – активний опір обмоток, L_d , L_q – індуктивності по осях, ω_e – електрична кутова швидкість, ψ_f – потокозчеплення, створюване постійними магнітами ротора, а δ_d , δ_q – збурення та невизначеності моделі.

Електромагнітний момент у цій моделі визначається залежністю:

$$T_e = \frac{3}{2} p i_q \psi_f, \quad (3)$$

де p – число пар полюсів ротора. Динаміка механічної підсистеми описується рівнянням:

$$T_e = T_m + B\omega_r + J \frac{d\omega_r}{dt}, \quad (4)$$

де T_m – момент навантаження, B – коефіцієнт тертя, ω_r – механічна швидкість ротора, J – момент інерції системи.

Під час моделювання зносу особлива увага приділяється зміні параметрів ψ_f , R , L_d , L_q , оскільки саме вони є найбільш чутливими до деградації. Зниження потоку ψ_f пов'язане з демагнітизацією ротора і призводить до послаблення крутного моменту. Підвищення опору R вказує на старіння провідників та ізоляції, за тривалих теплових навантажень, а дрейф індуктивностей відображає структурні зміни магнітопроводу й накопичення локальних дефектів. Ці зміни безпосередньо впливають на точність цифрового двійника та вимагають регулярного калібрування моделі із застосуванням алгоритмів ідентифікації параметрів.

Для відтворення теплового впливу на параметри обмоток модель PMSM доповнюється тепловою підсистемою мережевого типу. Підсистема будується за принципом електричної аналогії, де теплові опори відіграють роль провідності, а джерела тепла відповідають втратам у міді, магнітопроводі та постійних магнітах. Мідні втрати визначаються виразом

$$P_{cu} = \frac{3}{2} i_q^2 R, \quad (5)$$

у свою чергу магнітні та залізні втрати описуються апроксимувальними функціями, залежними від швидкості обертання та навантаження [14]. Зв'язок теплової моделі з електричною дає змогу враховувати зростання опору R зі збільшенням температури, що є суттєвим для достовірного відтворення процесів деградації.

Але для підтримання точності цифрового двійника в умовах деградації необхідне не лише відтворення вимірюваних змінних, а й оцінювання прихованих станів, які неможливо отримати безпосередньо з телеметрії. З цією метою застосовуються спостерігачі стану та фільтри оцінювання, що дозволяють за вимірними сигналами відновлювати внутрішні динамічні змінні двигуна. Одним із поширених підходів є використання рекурсивних методів на основі фільтра Калмана чи його модифікацій, які забезпечують оцінку стану за наявності шумів вимірювань і невизначеностей моделі [15]. Таким чином формується оцінка вектора стану, що включає електричні, механічні та теплові змінні, які надалі використовуються для уточнення параметрів цифрового двійника.

Процес оновлення параметрів, що повільно змінюються в часі, реалізується за допомогою методів адаптивної регресії. Найбільш поширеним є рекурсивний метод найменших квадратів (RLS – Recursive least squares), який дає змогу коригувати значення опору обмоток, індуктивностей і магнітного потоку під час надходження нових даних. Загальний формальний запис моделі для оцінювання параметрів має вигляд

$$Z_t = Q_t h + V_t, \quad t = 1, 2, \dots, l, \quad (6)$$

де Z_t – вектор спостережуваних вихідних змінних, Q_t – матриця регресорів, h – вектор параметрів, що підлягають оновленню, а V_t – збурення й шуми.

Ітеративне оновлення параметрів виконується за формулами:

$$K_{t+1} = \frac{P_t Q_{t+1}^T}{\lambda + Q_{t+1}^T P_t Q_{t+1}}, \quad (7)$$

$$h_{t+1} = h_t + K_{t+1} (Z_{t+1} - Q_{t+1} h_t), \quad (8)$$

$$P_{t+1} = \frac{1}{\lambda} (P_t - K_{t+1} Q_{t+1}^T P_t), \quad (9)$$

де K_{t+1} – матриця коригувального підсилення, λ – коефіцієнт забування, P_t – коваріаційна матриця похибок, h_t – оцінка параметрів на кроці t . Цей ітеративний процес забезпечує поступове наближення оцінок до реальних значень за умови корек-

тного вибору початкових параметрів і коефіцієнта забування.

Умова стабільності та збіжності процедури ідентифікації полягає в тому, що послідовність h_t має збігатися до істинного вектора параметрів за умови обмеженої збуреності вхідних даних. Для контролю цієї властивості використовується аналіз нев'язки прогнозу. Якщо похибка прогнозу збігається до статистично стаціонарного розподілу з нульовим середнім, процес ідентифікації вважається коректним. В іншому випадку потрібна корекція коефіцієнта забування або застосування додаткових методів регуляризації.

Для цього вводиться вектор величини похибки, який являє собою різницю між фактичними вимірними величинами та розрахованими виходами цифрового двійника. Вектор стану, відновлений із датчиків позначено як $z(t)$, а відповідний прогноз моделі – як $\hat{z}(t)$. Тоді вектор нев'язок можна записати у вигляді:

$$e(t) = z(t) - \hat{z}(t). \quad (10)$$

Динаміка цього вектора відображає якість моделі. За умови коректно оновлених параметрів значення $e(t)$ мають залишатися малими та стаціонарними. А у разі прогресування деградації або раптової зміни умов експлуатації нев'язка починає зростати, що й слугує індикатором аномальних режимів

$$D_M(t) = \sqrt{(e(t))^T \Sigma^{-1} (e(t))}, \quad (11)$$

де Σ – коваріаційна матриця похибок, сформована на основі статистики накопичених вимірювань.

Якщо величина $D_M(t)$ не перевищує заздалегідь встановлений поріг ε , модель вважається узгодженою з об'єктом. В іншому випадку ініціюється процедура оновлення параметрів або запускається режим калібрування.

Порогове значення ε визначається на основі експериментальних випробувань і рівня допустимого відхилення. При перевищенні нижнього порога фіксується початок дрейфу параметрів, що ініціює інкрементне коригування цифрового двійника, тоді як перетин верхнього порога трактується як серйозна аномалія, яка потребує негайного втручання.

Для практичного використання цифрового двійника у прогнозуванні зносу потрібні кількісні індикатори повільних змін параметрів. Їх сформовано із телеметрії та оцінок, отриманих під час онлайн ідентифікації. Базою слугують вектори струмів у системі d-q. Довготривалі тренди проєкції q відображають зростання споживаного струму

за зниження потокозчеплення ротора. Додатково застосовано ознаки на основі оціненого ψ_f цифровим двійником, що фіксують демагнітизацію та накопичення дефектів. За потреби враховано температурні тренди, оскільки вони впливають на опір обмоток і розподіл втрат.

Зібрані ознаки агрегуються в інтегральні показники здоров'я (ПЗ – HI – Health Indicator), які мають бути синхронізованими з реальними процесами деградації. Конструкції ПЗ побудовані таким чином, щоб їх значення зменшувалося пропорційно до ψ_f або при зростанні струмових навантажень, або відхиленні температурних профілів, через дрейф опору чи теплове старіння.

У результаті формуються інтегровані показники, які виступають зв'язувальною ланкою між вимірюваннями, моделлю цифрового двійника та прогнозом залишкового ресурсу.

Останнім етапом роботи цифрового двійника є побудова прогнозів залишкового ресурсу на основі індикаторів деградації. Використовується траєкторія параметра ψ_f , що відображає демагнітизацію ротора, з подальшою екстраполяцією під реальний профіль навантаження. У результаті отримано прогнозні криві зменшення потокозчеплення.

Для підвищення надійності оцінювання формуються довірчі межі прогнозних кривих. За перетину фактичними даними цих меж активується механізм раннього сповіщення та виконується інкрементне коригування цифрового двійника. Виконується оновлення параметрів і уточнення стану моделі за наявними вимірюваннями.

Кількісна оцінка здійснюється за відхиленнями між прогнозними і фактичними трендами. Зростання відхилення вказує на погіршення узгодженості моделі з даними і запускає повторне уточнення прогнозу.

Експериментальні дослідження виконувалися за рахунок стендового та програмно-апаратного моделювання, що забезпечило реєстрацію електричних, механічних і теплових параметрів. Система включала джерела даних і контроль тривалості записів.

Довготривалий робочий струм PMSM, за інженерною практикою, має залишатися в межах 1,1–1,5 від номінального значення. Відстеження тенденцій зміни струму, спричинених демагнітизацією, є необхідним для оцінювання залишкового ресурсу PMSM. У цій роботі демагнітизаційний тренд об'єкта прогнозується без урахування можливих механічних відмов. Стан потокозчеплення ротора безперервно контролюється за допомогою

цифрового двійника PMSM. За однакових умов експлуатації 1200 обертів за хвилину і 6 Н·м двигун працював сумарно 700 годин і водночас реєструвався лінійний струм.

Як ключовий параметр використовується ψ_f для інтерпретації якого вводиться нормований індикатор здоров'я H , що дозволяє відображати ступінь втрати потокозчеплення у відносних одиницях:

$$H = 1 - \frac{\psi_f^0 - \psi_f^1}{\psi_f^0 \cdot 0.05}, \quad (12)$$

де ψ_f^0 – початкове значення потокозчеплення та дорівнює 0.153, ψ_f^1 – поточне оцінене значення, а знаменник задає допустимий відсоток зниження. Згідно з вимогами проектування, PMSM вийде з ладу, якщо значення розмагнічування перевищує 5%, отже, порогове значення потоку становить 0.153×0.05 .

Таблиця 1

Розмірні параметри PMSM

Параметри	Значення
Кількість пар полюсів	4
Кількість пазів статора	36
Коефіцієнт полярної дуги	0.85
Момент інерції (кг·м ²)	1.94×10^{-3}
Зовнішній діаметр статора (м)	1.22×10^{-1}
Внутрішній діаметр статора (м)	7.8×10^{-2}
Зовнішній діаметр ротора (м)	7×10^{-2}
Діаметр вала (м)	2.2×10^{-2}
Товщина магніту (м)	3×10^{-3}

Таблиця 2

Електричні параметри PMSM

Параметри	Значення
Опір статора (Ω)	3.65×10^{-1}
Індуктивність (Гн)	1.225×10^{-3}
Потокозчеплення ротора (Вб)	1.53×10^{-1}
Номінальна потужність (Вт)	2.6×10^3
Номінальний струм (А)	10
Номінальна частота обертання (об/хв)	2500
Номінальний момент (Н·м)	10

Сценарії випробувань охоплювали усталені профілі навантаження, а також тривалі запуски з керованою демагнітизацією, де відслідковувалося поступове зниження потокозчеплення ротора. Для валідації прогнозів здійснювалася розмітка моментів істотних змін стану, зокрема точок корекції потокозчеплення та зростання струмового навантаження.

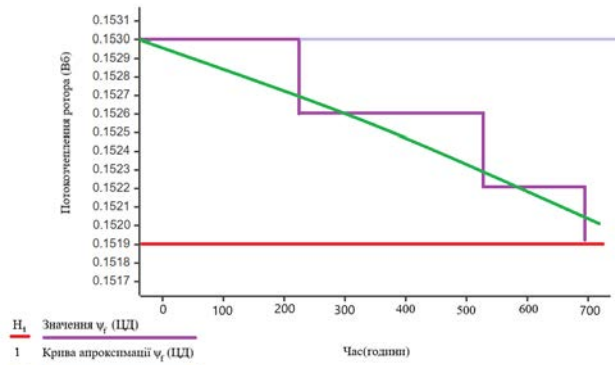


Рис. 1. Демагнітизація PMSM ЦД та її апроксимуюча крива

Таблиця 3

Значення та час корекції потокозчеплення PMSM ЦД

Пункт	Значення (Вб)	Час роботи (год.)
Початкове значення	0.153	0
Перша корекція	0.1526	259
Друга корекція	0.1522	524

У довготривалих прогонах потокозчеплення ψ_f у цифровому двійнику адаптувалася ступінчасто під час корекцій 0.1526 на $t \approx 260$ год., далі 0.1522 на $t \approx 526$ год. За початковими значенням $\psi_f^0 = 0.153$ демагнітизації показує спад до

$\psi_f^t = 0.1519$ Вб, через що отримано $H = 1 - \frac{0.153 - 0.1519}{0.153 - 0.05} \approx 0.856$, тобто індикатор стану дорівнює $H \approx 0.856$, що відображає помірний рівень деградації. Після апроксимації кривої, функція розмагнічування PMSM ЦД виглядає наступним чином:

$$\psi_{\text{ЦД}}(t) = -5.716 \times 10^{-10} t^2 - 1.3048 \times 10^{-6} t + 0.153, \quad (13)$$

що відтворює загальний тренд між корекціями і виконує роль прогнозної траєкторії на горизонті довгих прогонів.

Висновки. Цифровий двійник PMSM у дворівневій архітектурі стабільно відслідковує деградацію та узгоджується з телеметрією в реальному часі. Поєднання d-q-моделі зі спостерігачами та RLS забезпечило коректні оцінки ψ_f і своєчасні оновлення моделі під час довготривалих прогонів. Індикатор здоров'я на основі ψ_f монотонний та дає раннє попередження, що підтверджено довгим експериментом у 700 годин зі спадом ψ_f з 0.153 до 0.1519 Вб і $H \approx 0.856$. Отримана крива $\psi_{\text{ЦД}}(t)$ слугує базою для екстраполяції залишкового ресурсу і підтримує превентивне обслуговування.

Спрямованість подальших досліджень може включати розширення шляхів використання додаткових діагностичних параметрів, таких як струмові тренди, температурні канали, а також довготривалі зміни R і L.

Список літератури:

- Cheng J. F., Zhang H., Tao F., Juang C.-F. DT-II: Digital twin enhanced industrial internet reference framework towards smart manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2020. Vol. 62. Article 101881. DOI: 10.1016/j.rcim.2019.101881
- Fan Y. P., Yang J. Z., Chen J. H., Hu P. C., Wang X. Y., Xu J. C., Zhou B. A digital-twin visualized architecture for Flexible Manufacturing System. *Journal of Manufacturing Systems*. 2021. Vol. 60. P. 176–201. DOI: 10.1016/j.jmsy.2021.05.010
- Castellani A., Schmitt S., Squartini S. Real-World Anomaly Detection by Using Digital Twin Systems and Weakly Supervised Learning. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2021. Vol. 17. No. 7. P. 4733–4742. DOI: 10.1109/TII.2020.3019788
- Moghadam F. K., Nejad A. R. Online condition monitoring of floating wind turbines drivetrain by means of digital twin. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2022. Vol. 162. Article 108087. DOI: 10.1016/j.ymssp.2021.108087
- Tao F., Sun X. M., Cheng J. F., Zhu Y., et al. makeTwin: A reference architecture for digital twin software platform. *Chinese Journal of Aeronautics*. 2024. Vol. 37. No. 1. P. 1–18. DOI: 10.1016/j.cja.2023.05.002
- Ye Y., Yang Q., Zhang J., Meng S., Wang J., Tang X. A reconfigurable dynamic Bayesian network for digital twin modeling of structures with multiple damage modes. *Theoretical and Applied Mechanics Letters*. 2023. Vol. 13. No. 4. P. 100440. DOI: 10.1016/j.taml.2023.100440
- Hu M., He Y., Lin X., Lu Z., Jiang Z., Ma B. Digital twin model of gas turbine and its application in warning of performance fault. *Chinese Journal of Aeronautics*. 2023. Vol. 36. No. 3. P. 449–470. DOI: 10.1016/j.cja.2022.07.021
- Lei Z., Zhou H., Hu W., Liu G.-P., Guan S., Feng X. Toward a Web-Based Digital Twin Thermal Power Plant. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2022. Vol. 18. No. 3. P. 1716–1725. DOI: 10.1109/TII.2021.3086149
- Aivaliotis P., Georgoulas K., Chrysosouris G. The use of Digital Twin for predictive maintenance in manufacturing. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*. 2019. Vol. 32. No. 11. P. 1067–1080. DOI: 10.1080/0951192X.2019.1686173
- Liu L., Ba X., Guo Y., Lei G., Sun X., Zhu J. Improved iron loss prediction models for interior PMSMs considering coupling effects of multiphysics factors. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*. 2023. Vol. 9. No. 1. P. 416–427. DOI: 10.1109/TTE.2022.3189504

11. Peng F., Zheng L., Peng Y., Fang C., Meng X. Digital Twin for rolling bearings: A review of current simulation and PHM techniques. *Measurement*. 2022. Vol. 201. P. 111728. DOI: 10.1016/j.measurement.2022.111728
12. Booyse W., Wilke D. N., Heyns S. Deep digital twins for detection, diagnostics and prognostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2020. Vol. 140. P. 106612. DOI: 10.1016/j.ymssp.2019.106612
13. Oluwasegun A., Jung J.-The C. application of machine learning for the prognostics and health management of control element drive system. *Nuclear Engineering and Technology*. 2020. Vol. 52. No. 10. P. 2262–2273. DOI: 10.1016/j.net.2020.03.028
14. Liu L., Guo Y., Lei G., Zhu J. G. Iron loss calculation for high-speed permanent magnet machines considering rotating magnetic field and thermal effects. *IEEE Transactions on Applied Superconductivity*. 2021. Vol. 31. No. 8. P. 5205105. DOI: 10.1109/TASC.2021.3096506
15. Candon M., Esposito M., Fayek H., Levinski O., Koschel S., Joseph N., Carrese R., Marzocca P. Advanced multi-input system identification for next generation aircraft loads monitoring using linear regression, neural networks and deep learning. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2022. Vol. 171. P. 108809. DOI: 10.1016/j.ymssp.2022.108809

Maslov Yu.V. THE USE OF DIGITAL TWINS FOR WEAR PREDICTION IN ELECTROMECHANICAL SYSTEMS

The paper presents an approach to monitoring and predicting the wear of a permanent magnet traction drive using a digital twin. The architecture consists of two levels. The first level reproduces the normal dynamics of the drive based on a physical model in the d-q coordinate system and is continuously cross-checked with telemetry. The second level focuses on the analysis of degradation processes and the construction of remaining useful life forecasts. The primary data source is a sensor infrastructure that includes electrical, mechanical, thermal, and vibration channels. Collected data undergo synchronization and preprocessing before being directed to state and parameter estimation modules. At the core of the digital twin lies a consistent physical model that combines electromagnetic and thermal subsystems. Observers and stochastic filters are used to reconstruct hidden states, while slowly varying parameters are refined through recursive identification, enabling adaptation to gradual changes in winding resistance, inductances, and rotor flux linkage. Model quality is assessed through residuals between measured and simulated signals. When deviations exceed predefined thresholds, soft parameter updating or recalibration is initiated. This mechanism allows the virtual model to remain aligned with the real drive under varying operating conditions. For practical use, health indicators are constructed by aggregating telemetry features and estimated parameters. These indicators must remain monotonic with respect to degradation processes and be resistant to short-term fluctuations. Particular attention is paid to the degradation of the magnetic subsystem, since reduced flux linkage directly affects torque and energy efficiency. The health indicators thus act as a link between measurements, the digital model, and the prediction of remaining service life. The final stage involves building remaining useful life forecasts based on indicator trajectories and actual load profiles. To increase reliability, confidence intervals and early-warning mechanisms are applied. Experimental studies on test benches and semi-real platforms confirm the ability of the digital twin to remain consistent with real data, to track slow degradation, to construct interpretable indicators, and to predict service life reliably. The practical value of the proposed approach lies in integrating measurements, physical modeling, and adaptive analytics into a unified decision-support system for predictive maintenance.

Key words: flux linkage, model, telemetry, health indicators, demagnetization.

Дата надходження статті: 16.10.2025

Дата прийняття статті: 03.11.2025

Опубліковано: 30.12.2025