УДК 631.372:004.8:62-192 https://doi.org/10.31713/vs320265

Голотюк М. В. [1; ORCID ID: 0000-0003-3661-4437],
к.т.н., доцент,
Рижий О. П. [1; ORCID ID: 0000-0002-8592-1217],
к.т.н., доцент,
Валецька О. В. [1; ORCID ID: 0000-0002-4971-4923],
к.с.-г.н., доцент

[1]*Національний університет водного господарства та природокористування, м. Рівне*

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ДІАГНОСТУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ТРАКТОРІВ І СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ МАШИН

У статті досліджено можливості застосування методів машинного навчання для діагностування технічного стану тракторів і сільськогосподарських машин. Обґрунтовано актуальність переходу від традиційного контролю окремих діагностичних параметрів до комплексного аналізу багатовимірних даних, отриманих від бортових сенсорних та інформаційних систем. Запропоновано математичну модель формування інтегрального діагностичного показника технічного стану, яка враховує нормовані відхилення контрольованих параметрів від еталонних значень, нелінійний характер їх впливу, парні взаємодії між діагностичними ознаками та динаміку їх зміни в часі. Для приведення результуючого показника до нормованого діапазону використано логістичне перетворення, що забезпечує можливість оцінювання ймовірності погіршення технічного стану машини. Побудовано графічні залежності, що відображають вплив окремих параметрів та їх взаємодії на інтегральний показник, а також його зміну в часі для справного, передвідмовного і несправного станів. Розглянуто можливість використання алгоритмів машинного навчання для класифікації стану за комплексом діагностичних ознак. Запропонований підхід створює передумови для раннього виявлення несправностей, прогнозування погіршення технічного стану та переходу до технічного обслуговування машин за їх фактичним і прогнозованим станом. Це сприяє підвищенню надійності експлуатації машин.

Ключові слова: машинне навчання; технічне діагностування; технічний стан; трактор; сільськогосподарські машини; діагностичні параметри; прогнозування несправностей; предиктивне технічне обслуговування**.**

ISSN 3154-8059

Вступ. Сучасні трактори та сільськогосподарські машини характеризуються високим рівнем автоматизації й оснащуються електронними блоками керування, бортовими інформаційними системами, CAN- та ISOBUS-мережами і комплексами сенсорів. Це забезпечує накопичення значних обсягів даних про роботу двигуна, трансмісії, гідравлічної системи та інших вузлів і створює передумови для переходу від традиційного контролю окремих параметрів до інтелектуального оцінювання технічного стану машин [2; 4].

Експлуатація сільськогосподарської техніки відбувається за змінних навантажень і режимів роботи, тому виникнення несправності часто проявляється не перевищенням одного контрольованого параметра, а сукупністю змін температури, тиску, частоти обертання, витрати палива та інших показників. Традиційні методи діагностування не завжди забезпечують своєчасне виявлення таких комплексних змін, особливо на ранніх стадіях розвитку несправностей [3].

Перспективним напрямом вирішення цієї проблеми є застосування методів машинного та глибокого навчання, які дозволяють аналізувати багатовимірні діагностичні дані, встановлювати приховані закономірності та здійснювати автоматичну класифікацію технічного стану [7; 8]. Результати сучасних досліджень підтверджують ефективність використання нейронних мереж для аналізу вібраційних сигналів і діагностування трансмісій тракторів, а поєднання машинного навчання з CAN-, ISOBUS- та телематичними даними створює можливості для реалізації предиктивного технічного обслуговування [4].

У зв'язку з цим актуальним є розроблення математичних моделей діагностування тракторів і сільськогосподарських машин, які враховують комплекс діагностичних параметрів, нелінійність їх впливу, взаємодію між окремими ознаками та динаміку їх зміни в часі. Застосування таких моделей у поєднанні з методами машинного навчання дозволяє підвищити інформативність діагностування та забезпечити раннє виявлення передвідмовних станів машин [10].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Розвиток цифрових технологій, сенсорних систем і засобів бортового контролю створює передумови для переходу від традиційного періодичного діагностування тракторів і сільськогосподарських машин до безперервного моніторингу та прогнозування їх технічного стану. Сучасні дослідження у цьому напрямі орієнтовані на комплексне використання даних CAN- та ISOBUS-мереж, параметрів двигуна і

трансмісії, температурних, вібраційних та акустичних сигналів із подальшим їх опрацюванням методами машинного та глибокого навчання.

У роботі Н. І. Болтянської, І. Ю. Маніти та О. І. Подашевської [1] проаналізовано проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій у сільському господарстві. Авторами показано значення цифровізації, автоматизованого отримання й оброблення інформації для підвищення ефективності аграрного виробництва. Розглянуті положення створюють загальну інформаційну основу для впровадження інтелектуальних методів контролю стану сільськогосподарської техніки.

В. Д. Мигаль зі співавторами [2] розглянув діагностичне забезпечення тракторів John Deere серії 8R та можливості використання системи Service ADVISOR. Зазначено, що оснащення сучасних тракторів комп'ютерними системами, засобами самодіагностування та бездротового передавання даних забезпечує можливість контролювати технічний стан машини в реальному часі. Важливим джерелом діагностичної інформації є CAN-шина, через яку забезпечується доступ до параметрів електронних блоків керування та кодів несправностей.

Подальший розвиток цього напряму представлено у дослідженні І. О. Шевченка, М. Г. Макаренка та О. В. Блезнюка [3], присвяченому прогнозуванню технічного стану трансмісій на основі інтегрованого аналізу вібраційних та акустичних характеристик. Запропонований авторами підхід поєднує аналіз діагностичних сигналів, методи штучного інтелекту та моделювання перехідних процесів. Такий підхід підтверджує перспективність використання багатопараметричної інформації для виявлення зміни технічного стану механічних систем.

Безпосередньо питання предиктивного діагностування тракторів розглянуто М. Г. Макаренком [4]. Автором запропоновано інтелектуальну ретрофітну систему діагностування електронних систем керування гідроприводом і трансмісією тракторів та автомобілів, яка поєднує бортовий збір даних, телематичний моніторинг, CAN- та ISOBUS-інформацію, додаткові сенсори та методи машинного навчання. Показано перспективність використання багатоканальних часових рядів для раннього виявлення деградаційних процесів та переходу від регламентного обслуговування до прогнозно-орієнтованого сервісу.

ISSN 3154-8059

Фомін О. В. та співавтори [5] запропонували концептуальний підхід до побудови систем оцінювання технічного стану на основі інтелектуальної діагностики. Важливою особливістю такого підходу є інтеграція інформації з різнорідних джерел, зокрема бортових датчиків, зовнішніх систем моніторингу та інформації про проведені ремонтно-обслуговувальні операції. Незважаючи на те, що дослідження орієнтоване на транспортні засоби, використані принципи комплексної обробки діагностичної інформації можуть бути адаптовані до тракторів і самохідних сільськогосподарських машин.

Можливості використання глибоких нейронних мереж для оброблення складних динамічних даних досліджували O. Bezsonov, S. Liashenko, O. Rudenko, S. Rutska та K. Vashchenko [6]. Авторами розроблено й перевірено модель глибокого навчання для прогнозування часової траєкторії, що демонструє можливість нейронних мереж встановлювати складні часові закономірності за навчальними даними. Методологічно такий підхід становить інтерес і для задач прогнозування зміни діагностичних параметрів технічних систем.

Значний обсяг досліджень інтелектуального діагностування машин представлено в зарубіжній науковій літературі. G. Vashishtha та співавтори [7] систематизували розвиток методів машинного навчання для діагностування несправностей – від традиційних алгоритмів до глибокого та трансферного навчання. Автори відзначають, що перехід до глибокого навчання дозволяє автоматизувати виділення інформативних ознак із великих масивів моніторингових даних, однак проблемами залишаються якість навчальних вибірок, інтерпретованість результатів та здатність моделей працювати за змінних умов експлуатації.

У систематичному огляді методів глибокого трансферного навчання для діагностування машин [8] показано, що одним із головних обмежень традиційних моделей є погіршення точності при зміні режимів роботи об'єкта. Використання transfer learning дозволяє переносити сформовані діагностичні закономірності між близькими режимами або технічними об'єктами, що є особливо актуальним для сільськогосподарських машин, які працюють за значної мінливості навантажень.

Практичне використання глибокого навчання для контролю стану сільськогосподарської машини досліджено на прикладі дискової косарки [9]. На основі сенсорної інформації авторами розроблено підхід до автоматизованого виявлення несправностей,

які оператор не завжди може своєчасно ідентифікувати під час виконання технологічної операції. Результати дослідження підтверджують доцільність використання інтелектуального аналізу сигналів для оперативного контролю робочих органів сільськогосподарських машин.

Мета і завдання дослідження. Метою дослідження є розроблення моделі діагностування технічного стану тракторів і сільськогосподарських машин із застосуванням методів машинного навчання, що враховує нелінійність, взаємний вплив та динаміку зміни діагностичних параметрів. Задачі дослідження полягають у формуванні комплексу діагностичних ознак, побудові та обґрунтуванні математичної моделі інтегрального показника технічного стану, а також оцінюванні можливості її використання для раннього виявлення передвідмовних станів машин.

Виклад основних результатів та їх обговорення. Сучасні трактори та сільськогосподарські машини є складними мехатронними системами, технічний стан яких визначається сукупністю механічних, теплових, гідравлічних, електричних і вібраційних параметрів. У процесі експлуатації значення цих параметрів змінюються під впливом навантаження, частоти обертання, швидкості руху, температури навколишнього середовища, напрацювання та інтенсивності зношування деталей.

Перспективним напрямом є застосування методів машинного навчання, які дають змогу встановлювати нелінійні багатофакторні залежності між вимірюваними параметрами та фактичним технічним станом машини. Інформаційною основою діагностичної системи можуть бути дані штатних електронних блоків керування, CAN-шини та додаткових датчиків тиску, температури, витрати палива, частоти обертання, вібрації та інших параметрів.

Для побудови моделі приймемо, що в момент часу t технічний стан характеризується n контрольованими параметрами. Оскільки вони мають різні фізичні розмірності та діапазони зміни, перед машинним аналізом виконується їх нормування відносно еталонного режиму роботи.

Нормоване відхилення *i*-го діагностичного параметра визначається залежністю:

$$z_i(t) = \frac{x_i(t) - x_{i,\text{н}}}{\Delta x_{i,\text{доп}}}, \qquad (1)$$

де $z_i(t)$ – нормоване відхилення *i*-го параметра; $x_i(t)$ – його фактичне значення; $x_{i,н}$ – еталонне значення для відповідного режиму роботи;

 ISSN 3154-8059

$\Delta x_{i,доп}$ – прийнятий масштаб допустимого відхилення.

Для відокремлення стійкого розвитку дефекту від короткочасних експлуатаційних коливань у модель вводиться динамічна ознака – швидкість зміни нормованого параметра:

$$v_i(t) = \frac{z_i(t) - z_i(t-\Delta t)}{\Delta t}\ , \qquad (2)$$

де $v_i(t)$ – швидкість зміни нормованого параметра; Δt – фіксований інтервал між послідовними вимірюваннями.

Для формування узагальненої діагностичної характеристики враховано чотири складові: лінійний вплив параметрів, нелінійний квадратичний вплив, парні взаємодії між ознаками та їх часову динаміку. Латентний діагностичний показник $Q(t)$ визначається як:

$$Q(t) = \beta^0 + \sum_{i}^{=1n} w_i z_i(t) + \sum_{i}^{=1n} \beta_i {z_i}^2(t) + \\ + \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^{n} \gamma_{ij} z_i(t) z_j(t) + \sum_{i=1}^{n} \lambda_i v_i(t)\ , \qquad (3)$$

де $в_0$ – вільний член; w_i – коефіцієнт лінійного впливу; $в_i$ – коефіцієнт квадратичного впливу; γ_{ij} – коефіцієнт взаємодії i-го та j-го параметрів; λ_i – коефіцієнт впливу швидкості зміни параметра. Подвійне підсумовування виконується лише для $j > i$, що виключає повторне врахування однакових пар ознак.

Лінійна складова відображає основний внесок кожного параметра. Квадратичні члени забезпечують опис нелінійного зростання діагностичної значущості при наближенні параметра до критичної області. Парні добутки дають змогу враховувати характерні поєднання відхилень, наприклад одночасне зниження тиску оливи, підвищення її температури та зростання вібрації. Динамічна складова підвищує чутливість моделі до розвитку дефекту в часі.

Оскільки $Q(t)$ не обмежений за величиною, для отримання нормованого вихідного показника використано логістичне перетворення. Кінцева математична модель діагностування має вигляд:

$$K(t) = \frac{1}{1+exp\{-[\beta_0 + \sum_{i=1}^{n} w_i z_i(t) + \sum_{i=1}^{n} \beta_i {z_i}^2(t) + \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^{n} \gamma_{ij} z_i(t) z_j(t) + \sum_{i=1}^{n} \lambda_i v_i(t)]\}}\ , \qquad (4)$$

де $K(t)$ – вихідний діагностичний показник, що за умови навчання бінарної моделі та належного калібрування може інтерпретуватися як оцінена ймовірність належності поточного стану до класу погіршеного або передвідмовного стану. Для логістичного перетворення виконується умова $0 < K(t) < 1$.

Коефіцієнти $в_0$, w_i, $в_i$, γ_{ij} та λ_i не задаються експертно, а оцінюються за навчальною вибіркою, сформованою з експлуатаційних даних та підтверджених результатів технічного

діагностування. Якщо $y = 0$ відповідає справному стану, а $y = 1$ – погіршеному або передвідмовному, параметри моделі можуть визначатися мінімізацією бінарної крос-ентропії з L2-регуляризацією. Вільний член $в_0$ до регуляризаційної суми доцільно не включати.

Важливою умовою практичного застосування моделі є коректне врахування режиму роботи машини. Еталонні значення $x_{i,н}$ доцільно визначати не як одну постійну для всіх режимів, а як функції експлуатаційних факторів – навантаження двигуна, частоти обертання, швидкості руху або продуктивності робочого органу. Це зменшує ризик помилкового трактування нормальної реакції машини на зміну навантаження як ознаки несправності.

Для навчання та перевірки моделі масив даних необхідно розділяти на навчальну, валідаційну і тестову вибірки. Спостереження, отримані від одного трактора або в межах одного безперервного експлуатаційного циклу, доцільно відносити лише до однієї з вибірок. Такий поділ запобігає витоку інформації та завищенню показників точності.

Після оцінювання параметрів моделі для кожного нового набору вимірювань розраховується $K(t)$. Граничне значення $Kкр$ для прийняття діагностичного рішення встановлюється за валідаційною вибіркою з урахуванням співвідношення хибнопозитивних і хибнонегативних результатів. Для задач технічного діагностування особливе значення має мінімізація пропусків фактичного передвідмовного стану.

На рис. 1 наведено модельну зміну інтегрального діагностичного показника $K(t)$ у часі для трьох характерних технічних станів трактора: справного, передвідмовного та несправного. Аналіз отриманих залежностей показує суттєву відмінність характеру зміни показника залежно від стану досліджуваного об'єкта.

Для справного стану значення $K(t)$ залишається на відносно низькому рівні протягом усього розглянутого періоду експлуатації. Незначне поступове зростання показника може бути пов'язане з природною зміною контрольованих параметрів унаслідок напрацювання машини. При цьому значення $K(t)$ залишається значно нижчим за прийняте для ілюстрації порогове значення $Kкр = 0{,}5$, що відповідає стабільному технічному стану.

Для передвідмовного стану спостерігається більш інтенсивне зростання $K(t)$. На початковій ділянці його значення відносно невелике, однак зі збільшенням тривалості експлуатації швидкість

ISSN 3154-8059

зміни показника поступово зростає. Такий характер залежності пояснюється накопиченням відхилень діагностичних параметрів, посиленням їх нелінійного впливу та дією динамічних складових математичної моделі. У модельному прикладі приблизно після 250 год експлуатації показник перевищує умовне значення *Ккр* = 0,5, що може бути використано як сигнал для проведення поглибленого діагностування або технічного обслуговування.

Найбільш інтенсивна зміна показника характерна для несправного стану. Після початкового періоду відносно повільного зростання спостерігається різке збільшення *K(t)*, а умовний поріг *Ккр* = 0,5 досягається значно раніше, ніж для передвідмовного стану. Надалі показник наближається до одиниці. Такий характер кривої відповідає властивостям логістичної функції, використаної в розробленій математичній моделі.

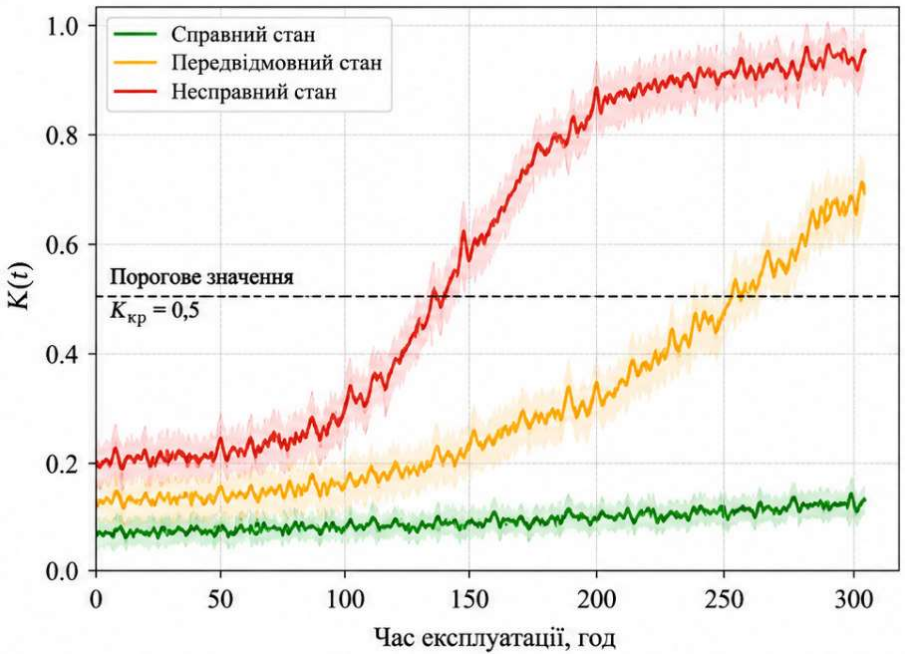


Рис. 1. Зміна *K(t)* у часі для справного, передвідмовного та несправного станів трактора

На рис. 2 представлено ілюстративний результат порівняння фактичного класу технічного стану з вихідним показником моделі машинного навчання. Для справного стану (*y* = 0) прогнозовані значення переважно концентруються в нижній частині діапазону K(t), тоді як для несправного стану (*y* = 1) вони зосереджені переважно поблизу високих значень *K(t)*. Таким чином, на графіку формується виражене розділення двох класів.

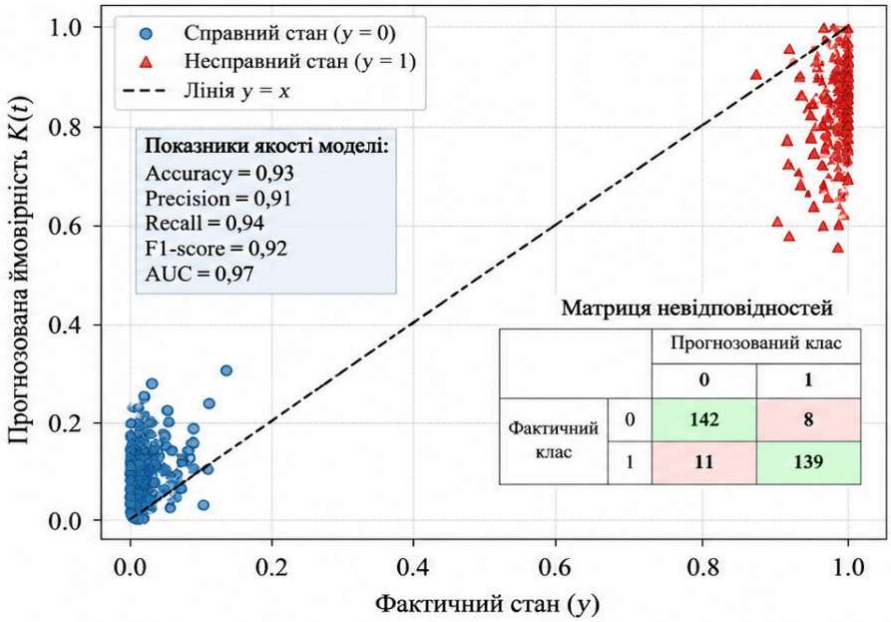


Рис. 2. Порівняння фактичного та прогнозованого машинним навчанням технічного стану

Матриця невідповідностей, наведена на рис. 2, додатково характеризує результати модельної класифікації. Із 150 прикладів справного стану 142 класифіковано правильно, а 8 помилково віднесено до несправного класу. Для 150 прикладів несправного стану 139 класифіковано правильно, тоді як 11 випадків модель помилково віднесла до справного класу. Таким чином, переважають правильно класифіковані спостереження.

Висновки. У результаті проведеного дослідження обґрунтовано доцільність застосування методів машинного навчання для діагностування технічного стану тракторів і сільськогосподарських машин. Запропоновано математичну модель формування інтегрального діагностичного показника *K(t)*, яка враховує нормовані відхилення контрольованих параметрів, нелінійний характер їх впливу, взаємодію між окремими діагностичними ознаками та швидкість їх зміни в часі.

Аналіз отриманих модельних залежностей показав, що інтегральний показник *K(t)* може бути використаний для розмежування справного, передвідмовного та несправного станів машини. Урахування взаємного впливу декількох параметрів дозволяє виявляти комплексні зміни технічного стану, які складно визначити традиційним контролем окремих діагностичних

 ISSN 3154-8059

показників.

Поєднання запропонованої математичної моделі з алгоритмами машинного навчання створює передумови для раннього виявлення несправностей, прогнозування погіршення технічного стану та переходу до технічного обслуговування за фактичним і прогнозованим станом. Подальші дослідження доцільно спрямувати на експериментальне визначення параметрів моделі, її навчання та перевірку на реальних експлуатаційних даних тракторів і сільськогосподарських машин.

1. Болтянська Н. І., Маніта І. Ю., Подашевська О. І. Проблеми і перспективи розвитку інформаційних технологій в сільському господарстві. *Праці Таврійського державного агротехнологічного університету імені Дмитра Моторного.* 2020. № 4. Т. 20. С. 175–185. DOI: https://doi.org/10.31388/2078-0877-2020-20-4-175-185. **2.** Мигаль В. Д., Шубна А. В., Піщулін А. Ю., Нікітін М. А. Діагностичне забезпечення тракторів 8R John Deere. *Молодь і технічний прогрес в АПВ* : матеріали Міжнародної науково-практичної конференції, 23–24 листопада 2023 р. Харків : ДБТУ, 2023. **3.** Шевченко І. О., Макаренко М. Г., Блезнюк О. В. Прогнозування технічного стану автомобільних трансмісій на основі інтегрованого аналізу вібраційних і акустичних характеристик із застосуванням передових методів штучного інтелекту та моделювання перехідних процесів. *Технічний сервіс агропромислового, лісового та транспортного комплексів*. 2025. № 26. С. 149–162. DOI: https://doi.org/10.64165/journal-ts.2025.26.149-162. **4.** Макаренко М. Г. Інтелектуальна ретрофітна система предиктивної діагностики електронних систем керування гідроприводом і трансмісією тракторів та автомобілів. *Технічний сервіс агропромислового, лісового та транспортного комплексів.* 2026. № 28. С. 8–15. DOI: https://doi.org/10.31359/2311.441X.2026.28.8. **5.** Фомін О. В., Мірошникова М. В., Безлуцький В. О., Кульбовський І. І., Лущай Ю. В., Старук О. С. Розробка нових систем оцінки технічного стану транспортних засобів на основі інтелектуальної діагностики. *Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля.* 2025. № 10 (296). С. 94–103. DOI: https://doi.org/10.33216/1998-7927-2025-296-10-94-103. **6.** Bezsonov O., Liashenko S., Rudenko O., Rutska S., Vashchenko K. Using a deep learning neural network to predict flight path. *Radioelectronic and Computer Systems.* 2025. No. 1 (113). P. 71–84. DOI: https://doi.org/10.32620/reks.2025.1.05. **7.** Vashishtha G., Chauhan S., Sehri M., Zimroz R., Dumond P., Kumar R., Gupta M. K. A roadmap to fault diagnosis of industrial machines via machine learning: A brief review. *Measurement.* 2025. Vol. 242, Part D. 116216. DOI: https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.116216. **8.** Li C., Zhang S., Qin Y., Estupinan E. A systematic review of deep transfer learning for machinery fault diagnosis. *Neurocomputing*. 2020. Vol. 407. P. 121–135. DOI: https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.04.045. **9.** Stroescu V.-C., Olcay E. Deep Learning-Based Approaches for Fault Detection in Disc Mower. *IFAC-PapersOnLine*. 2022. Vol. 55, Issue 6. P. 217–221. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.07.132. **10.** Налобіна О. О., Голотюк М. В., Шимко А. В., Бундза О.З ., Мартинюк В. Л., Пуць В. С. До питання моделювання надійності сільськогосподарських машин. *НАУКОВІ*

НОТАТКИ : міжвузівський зб. 2024. No 77. С. 51–55. DOI: https://doi.org/10.36910/775.24153966.2024.77.8.

REFERENCES:

1. Boltianska N. I., Manita I. Yu., Podashevska O. I. Problemy i perspektyvy rozvytku informatsiinykh tekhnolohii v silskomu hospodarstvi. *Pratsi Tavriiskoho derzhavnoho ahrotekhnolohichnoho universytetu imeni Dmytra Motornoho*. 2020. № 4. T. 20. S. 175–185. DOI: https://doi.org/10.31388/2078-0877-2020-20-4-175-185. **2.** Myhal V. D., Shubna A. V., Pishchulin A. Yu., Nikitin M. A. Diahnostychne zabezpechennia traktoriv 8R John Deere. *Molod i tekhnichnyi prohres v APV* : materialy Mizhnarodnoi naukovo-praktychnoi konferentsii, 23–24 lystopada 2023 r. Kharkiv : DBTU, 2023. **3.** Shevchenko I. O., Makarenko M. H., Blezniuk O. V. Prohnozuvannia tekhnichnoho stanu avtomobilnykh transmisii na osnovi intehrovanoho analizu vibratsiinykh i akustychnykh kharakterystyk iz zastosuvanniam peredovykh metodiv shtuchnoho intelektu ta modeliuvannia perekhidnykh protsesiv. *Tekhnichnyi servis ahropromyslovoho, lisovoho ta transportnoho kompleksiv*. 2025. № 26. S. 149–162. DOI: https://doi.org/10.64165/journal-ts.2025.26.149-162. **4.** Makarenko M. H. Intelektualna retrofitna systema predyktyvnoi diahnostyky elektronnykh system keruvannia hidropryvodom i transmisiieiu traktoriv ta avtomobiliv. *Tekhnichnyi servis ahropromyslovoho, lisovoho ta transportnoho kompleksiv*. 2026. № 28. S. 8–15. DOI: https://doi.org/10.31359/2311.441X.2026.28.8. **5.** Fomin O. V., Miroshnykova M. V., Bezlutskyi V. O., Kulbovskyi I. I., Lushchai Yu. V., Staruk O. S. Rozrobka novykh system otsinky tekhnichnoho stanu transportnykh zasobiv na osnovi intelektualnoi diahnostyky. *Visnyk Skhidnoukrainskoho natsionalnoho universytetu imeni Volodymyra Dalia*. 2025. № 10 (296). S. 94–103. DOI: https://doi.org/10.33216/1998-7927-2025-296-10-94-103. **6.** Bezsonov O., Liashenko S., Rudenko O., Rutska S., Vashchenko K. Using a deep learning neural network to predict flight path. *Radioelectronic and Computer Systems*. 2025. No. 1 (113). P. 71–84. DOI: https://doi.org/10.32620/reks.2025.1.05. **7.** Vashishtha G., Chauhan S., Sehri M., Zimroz R., Dumond P., Kumar R., Gupta M. K. A roadmap to fault diagnosis of industrial machines via machine learning: A brief review. *Measurement*. 2025. Vol. 242, Part D. 116216. DOI: https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.116216. **8.** Li C., Zhang S., Qin Y., Estupinan E. A systematic review of deep transfer learning for machinery fault diagnosis. *Neurocomputing*. 2020. Vol. 407. P. 121–135. DOI: https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.04.045. **9.** Stroescu V.-C., Olcay E. Deep Learning-Based Approaches for Fault Detection in Disc Mower. *IFAC-PapersOnLine*. 2022. Vol. 55, Issue 6. P. 217–221. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.07.132. **10.** Nalobina O. O., Holotiuk M. V., Shymko A. V., Bundza O.Z ., Martyniuk V. L., Puts V. S. Do pytannia modeliuvannia nadiinosti silskohospodarskykh mashyn. *NAUKOVI NOTATKY* : mizhvuzivskyi zb. 2024. No 77. S. 51–55. DOI: https://doi.org/10.36910/775.24153966.2024.77.8.

ISSN 3154-8059

Holotiuk M. V. [1; ORCID ID: 0000-0003-3661-4437],
Candidate of Engineering (Ph.D.), Associate Professor,
Ryzhyi O. P. [1; ORCID ID: 0000-0002-8592-1217],
Candidate of Engineering (Ph.D.), Associate Professor,
Valetska O. V. [1; ORCID ID: 0000-0002-4971-4923],
Candidate of Agricultural Sciences (Ph.D.), Associate Professor

[1]*National University of Water and Environmental Engineering, Rivne*

APPLICATION OF MACHINE LEARNING METHODS FOR DIAGNOSING THE TECHNICAL CONDITION OF TRACTORS AND AGRICULTURAL MACHINERY

The article investigates the potential for applying machine learning methods to diagnose the technical condition of tractors and agricultural machinery. It substantiates the need to shift from the traditional monitoring of individual diagnostic parameters to a comprehensive analysis of multidimensional data obtained from onboard sensor and information systems. It is shown that modern monitoring tools facilitate the accumulation of vast amounts of data regarding the operating parameters of the engine, transmission, hydraulic system, and other functional units, thereby creating the prerequisites for implementing intelligent technical diagnostic methods. A mathematical model is proposed for generating an integral diagnostic indicator of technical condition; this model accounts for the normalized deviations of monitored parameters from reference values, the non-linear nature of their influence, pairwise interactions between diagnostic features, and their temporal dynamics. A logistic transformation is employed to map the resulting indicator to a normalized range, enabling an assessment of the probability of machine condition deterioration. Factoring in the rate of change of diagnostic parameters makes it possible to distinguish between the progressive development of a fault and transient fluctuations caused by changes in operating modes. Graphical dependencies are constructed to illustrate the impact of individual parameters and their interactions on the integral indicator, as well as the indicator's behavior over time across functional, pre-failure, and failed states. The potential for using machine learning algorithms to automatically classify technical condition based on a set of diagnostic features is examined. The necessity of creating training, validation, and test datasets that account for machine operating modes is substantiated. The proposed approach creates the prerequisites for early fault detection, the identification of pre-failure states, the prediction of technical condition degradation, and the transition from scheduled maintenance to maintenance based on actual and predicted condition. Practical implementation of this approach will help enhance the operational

reliability of tractors and agricultural machinery, reduce the risk of sudden failures, and improve the efficiency of their technical service management.

Keywords: machine learning; technical diagnostics; technical condition; tractor; agricultural machinery; diagnostic parameters; fault forecasting; predictive maintenance.

Отримано / Received: 21.08.2026
Прийнято до друку / Accepted: 17.09.2026
Опубліковано / Published: 18.09.2026



© 2026 [Holotiuk M. V., Ryzhyi O. P., Valetska O. V.]. Licensee {NUWEE}. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial (CC BY-NC) license (creativecommons.org)