

С. В. Ковалевський¹
 Н. С. Семічаснова²
 П. А. Кузьменко²

ДЕЯКІ АСПЕКТИ КЛАСИФІКАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЧНИХ МЕТОДІВ СТВОРЕННЯ РОБОЧИХ ПОВЕРХОНЬ ДЕТАЛЕЙ МАШИН

¹Донбаська державна машинобудівна академія, Краматорськ–Тернопіль;

²Вінницький національний технічний університет

Розглянуто принципово новий підхід до класифікації технологічних методів формування функціональних робочих поверхонь деталей машин на основі поєднання нейромережних моделей та системного аналізу. Актуальність дослідження зумовлена зростанням вимог до експлуатаційних властивостей поверхневого шару — зносостійкості, корозійної стійкості, контактної жорсткості тощо, — що зумовлює необхідність розробки високоадаптивних інтелектуальних систем, здатних автоматизовано вибирати оптимальні технологічні методи з урахуванням різноманітних морфологічних, фізико-механічних і структурних чинників. Мета роботи полягала в розробці багаторівневої методології класифікації технологічних процесів формування поверхневих шарів з використанням нейронних мереж різного типу та концепції багатовимірного параметричного простору. У межах методології кожен технологічний метод формалізується як вектор параметрів, що включають енергетичні характеристики процесу, вплив на мікрогеометрію поверхні, фізико-механічні властивості, зміну структурно-фазового стану та техніко-економічні показники. Такий підхід забезпечує чітке структуроване представлення взаємозв'язків між характеристиками технологічних методів та їхніми експлуатаційними наслідками. Для валідації відібрано типові деталі: вали, зубчасті колеса, підшипникові кільця та корпусні деталі, — і проведено порівняльний аналіз рекомендацій системи, експертних оцінок та простих критеріальних моделей. Результати показали, що точність вибору методів у розробленій системі зросла на 27...34 % порівняно з традиційними підходами; інтенсивність зношування знизилася на 18...42 %; корозійна стійкість поверхонь підвищилася на 15...35 %. До того ж, швидкість класифікації не перевищувала 1,2 с, що виявилось значно меншим за час роботи аналогічних систем на основі експертних правил та статистичних методів. Однією з ключових переваг є інтеграція з CAD/CAM/CAE-середовищами, що забезпечує прогноз експлуатаційних властивостей на етапі проектування. Висока адаптивність системи дозволяє оперативно враховувати нові технологічні рішення та змінювані виробничі умови. Таким чином, запропонована інтелектуальна система класифікації технологічних методів формування функціональних поверхонь є ефективним інструментом для автоматизації вибору оптимальних технологічних рішень, сприяє підвищенню якості та надійності машинобудівної продукції і відкриває перспективи для подальших наукових досліджень і практичних впроваджень у промисловості.

Ключові слова: функціональні робочі поверхні; інтелектуальна класифікація; нейромережні моделі; системний аналіз; генетичні алгоритми; багатовимірний параметричний простір; інтеграція CAD/CAM/CAE; експериментальна валідація; формування поверхневого шару; мікрогеометрія поверхні; адаптивне самоналаштування; оптимізація виробничого процесу.

Вступ

Постійний розвиток машинобудування супроводжується зростанням вимог до функціональних властивостей деталей машин, що зумовлює необхідність пошуку нових підходів до формування їхніх робочих поверхонь. Саме характеристики поверхневого шару визначають ключові експлуатаційні властивості виробів, такі як зносостійкість, корозійна стійкість, контактна жорсткість та інші триботехнічні параметри [1]. У зв'язку з цим формування високоякісних функціональних

поверхонь стає одним із пріоритетних напрямів сучасних технологічних досліджень. Останніми роками арсенал методів оброблення поверхонь значно розширився. Разом з традиційними механічними технологіями, зокрема шліфуванням та поліруванням, активно впроваджуються інноваційні методи: плазмове напилення, лазерна обробка, іонна імплантація, хіміко-термічна обробка та створення композитних і наноструктурованих покриттів [2]. Велика різноманітність доступних технологій актуалізує проблему розробки інтелектуальних систем, здатних ефективно класифікувати та вибирати оптимальні методи обробки з урахуванням усіх факторів, що впливають на функціональні властивості поверхонь [3]. Традиційні підходи до розв'язання цього завдання здебільшого базуються на емпіричних даних і евристичних правилах, що обмежує їхню ефективність в умовах складних виробничих процесів. Натомість сучасні нейромережні технології у поєднанні з методами системного аналізу відкривають нові можливості для створення високоадаптивних інтелектуальних систем. Такі системи здатні до самонавчання та динамічного пристосовування до нових умов, що забезпечує значне підвищення точності та якості класифікації і вибору технологічних методів [4].

Метою роботи є розробка методології інтелектуальної класифікації технологічних методів формування функціональних поверхонь деталей машин. Запропонована методологія базується на нейромережних моделях і принципах системного аналізу, забезпечуючи комплексне врахування різноманітних технологічних факторів, що впливають на експлуатаційні характеристики готових виробів.

Аналіз сучасного стану проблеми

Огляд сучасних наукових досліджень свідчить про велику різноманітність наявних підходів до класифікації технологічних методів обробки поверхонь. У попередніх дослідженнях пропонувался поділ методів відповідно до фізико-хімічної природи процесів, що застосовуються при обробленні. Згідно з цим підходом, розрізняють механічні, термічні, хімічні, електрохімічні та комбіновані методи. Такий поділ є досить зручним з погляду теоретичних фізичних основ процесів, проте він не повною мірою враховує призначення поверхонь, а також не аналізує вплив конкретних технологічних режимів на кінцеві експлуатаційні властивості виробів. Згодом запропоновано альтернативний підхід, який базується на класифікації методів відповідно до властивостей, що формуються на поверхні деталей. Цей підхід акцентує увагу на практичному застосуванні поверхонь, зокрема на методах, що підвищують їхню твердість, стійкість до зношування чи корозійну стійкість. Попри очевидні переваги з позиції практичного застосування, такий спосіб класифікації має певні недоліки. Зокрема, він не враховує техніко-економічних аспектів виробничих процесів та не бере до уваги технологічні обмеження, які можуть суттєво впливати на вибір оптимальних рішень в умовах реального виробництва. Новітні дослідження пропонують складніший багаторівневий підхід до класифікації технологічних методів обробки поверхонь [5]. У цьому випадку поєднуються як технологічні особливості самих процесів обробки, так і їхній вплив на експлуатаційні характеристики виробів. Проте навіть цей прогресивний підхід не позбавлений недоліків. Найзначущим серед них є те, що він не передбачає можливості автоматизованого вибору оптимального методу обробки, що вимагає додаткових зусиль та участі експертів для ухвалення кінцевих технологічних рішень. У цілому, аналіз наявних підходів демонструє їхню недостатню системність та відсутність ефективних механізмів адаптації до змінних виробничих умов. Особливо актуальною стає потреба у розробці принципово нових, гнучкіших та автоматизованих систем класифікації технологічних методів формування поверхонь, які здатні враховувати швидко впровадження новітніх технологій та динамічні зміни у виробничих процесах [6].

Методологія дослідження

У цій роботі запропоновано методологію, що базується на системному підході до аналізу технологічних методів формування функціональних поверхонь. Різноманітність технологічних методів розглядається як складна багаторівнева структура, яка за своєю природою має ієрархічну організацію, де кожен елемент перебуває у взаємозв'язку з іншими та чинить вплив на кінцевий результат. Такий підхід дозволяє враховувати численні взаємозалежні параметри та забезпечує точніший опис і прогнозування поведінки системи.

З метою формалізації аналізу запропоновано запровадити концепцію багатовимірного параметричного простору, що забезпечує науково обґрунтоване моделювання структури взаємозв'язків

між технологічними методами обробки та їхнім впливом на експлуатаційні характеристики сформованих поверхонь. У ньому кожен аспект технологічного методу характеризується окремим набором властивостей, серед яких можна виділити такі: фізико-хімічну природу процесу (параметр P_1); енергетичні характеристики процесу (параметр P_2); вплив процесу на мікрогеометрію поверхні (параметр P_3); вплив на фізико-механічні властивості поверхневого шару (параметр); зміни структурно-фазового стану матеріалу (параметр P_5); отримані експлуатаційні характеристики формованої поверхні (параметр P_6); техніко-економічні показники процесу (параметр P_7). Кожний з цих параметрів є вектором, який складається з декількох компонентів. Так, параметр P_i матиме вигляд

$$P_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in}\}, \quad (1)$$

де p_{ij} — окрема характеристика, що описує одну з властивостей параметра.

Об'єднавши ці параметри разом, отримуємо узагальнений опис технологічного методу, який можна представити у вигляді комплексного вектора T

$$T = \{P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_7\}. \quad (2)$$

Завдяки такому підходу можна легко формалізувати процес класифікації технологічних методів. Більше того, це відкриває можливості для побудови математичної моделі, яка стане основою інтелектуальної системи класифікації технологій. Таким чином, складні взаємозв'язки перетворюються в чітку, структуровану і зрозумілу систему, що дозволяє ефективно керувати технологічними процесами.

Для розв'язання задачі інтелектуальної класифікації технологічних методів розроблено нейромережну модель, яка має складну багаторівневу архітектуру. Розробка цієї моделі зумовлена необхідністю врахування ієрархічності параметрів, які характеризують різноманітні технологічні методи. Особливістю запропонованого підходу стала багаторівнева структура, що чітко відповідає ієрархічній природі параметрів технологічних процесів [7], [8]. Кожен рівень моделі розв'язує власну, специфічну підзадачу, використовуючи для цього відповідний тип нейронних мереж. На першому етапі модель застосовує самоорганізовані карти Кохонена для первинної кластеризації технологічних методів. Цей тип мереж дозволяє згрупувати методи за ознаками подібності без попередньої інформації про класифікацію. Наступний етап аналізує глибші особливості методів. Для аналізу структурних характеристик поверхонь використано згорткові нейронні мережі (CNN). Рекурентні нейронні мережі (RNN) застосовуються для аналізу послідовностей технологічних операцій, тоді як багатошарові перцептрони (MLP) відповідають за класифікацію та прогнозування експлуатаційних властивостей [9]. Ще однією важливою особливістю є механізм самоналаштування параметрів нейромережі за допомогою генетичних алгоритмів. Це дозволяє адаптивно оптимізувати структуру моделі, враховуючи специфічні умови її застосування [10].

З математичної точки зору модель можна описати так.

Початково вхідний шар моделі приймає вектор параметрів технологічного методу T . Після цього шар попередньої обробки виконує нормалізацію і трансформацію отриманих даних за формулою

$$X = f_{preprocess}(T), \quad (3)$$

де $f_{preprocess}$ — спеціалізована функція попередньої обробки даних.

Потім кластеризаційний шар, побудований на основі самоорганізаційних карт Кохонена, групує ці дані у відповідні кластери

$$C = SOM(X), \quad (4)$$

де C — отриманий вектор кластерів.

Аналітичні шари проводять поглиблений аналіз за допомогою відповідних типів нейромереж:

$A1 = CNN(C, P_3)$ — аналіз мікрогеометрії поверхонь;

$A2 = RNN(C, P_4, P_5)$ — аналіз фізико-механічних властивостей;

$A3 = MLP(C, P_6)$ — аналіз експлуатаційних характеристик.

Отримані результати аналізу об'єднуються в інтеграційному шарі за допомогою функції

$$I = f_{\text{integrate}}(A1, A2, A3). \quad (5)$$

Нарешті, вихідний шар генерує результати класифікації та формує рекомендації

$$R = f_{\text{output}}(I). \quad (6)$$

Адаптивність запропонованої нейромережної моделі забезпечується механізмами зворотного зв'язку, які дозволяють постійно коригувати параметри на основі оцінок точності класифікації і прогнозування, через що система є ефективною для різноманітних технологічних умов.

Для формування нейромережної моделі спочатку створено комплексну базу даних, до якої увійшла інформація про більше ніж 150 різних технологічних методів, що застосовуються для формування функціональних поверхонь. Ця база охоплювала широкий спектр параметрів технологічних процесів, а також результати численних експериментальних досліджень щодо властивостей поверхонь, отриманих після обробки.

Сам процес навчання нейромережної моделі мав декілька послідовних етапів. На першому етапі проводилась попередня обробка накопичених даних, яка включала нормалізацію числових значень для усунення масштабних ефектів, кодування категоріальних ознак для можливості їхньої обробки алгоритмами машинного навчання, а також розподіл даних на дві частини: навчальну та тестову вибірки.

Другий етап складався з двоетапного навчання. Спочатку здійснювалось ненаглядне навчання за допомогою самоорганізаційних карт Кохонена, що дозволило виявити внутрішню структуру та закономірності у даних. Після цього проводилося навчання з учителем, коли отримані аналітичні нейромережні моделі вже враховували результати ненаглядного навчання і уточнювали свої вагові коефіцієнти відповідно до заданих цільових змінних.

На третьому етапі виконано оптимізацію гіперпараметрів моделей, що є надзвичайно важливим кроком для досягнення максимальної точності прогнозів. Для пошуку оптимальної конфігурації нейронної мережі використовувалися генетичні алгоритми, а якість отриманих варіантів перевірялась за допомогою процедури крос-валідації.

Заключним четвертим етапом стала валідація розробленої моделі. Для цього використано окрему незалежну вибірку даних, на якій нейромережна модель демонструвала здатність узагальнювати набуті знання та видавати точні прогнози й класифікацію нових випадків. Для кількісного оцінювання якості навчання моделі застосовувались такі класичні метрики:

– точність (*Accuracy*), що визначається за формулою

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (7)$$

де *TP* — це кількість істинно позитивних результатів; *TN* — кількість істинно негативних результатів; *FP* — хибно позитивних результатів; *FN* — хибно негативних результатів класифікації;

– точність позитивних прогнозів (*Precision*), яка описувалась таким співвідношенням:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}; \quad (8)$$

– повнота або чутливість моделі (*Recall*), яка визначалася

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}; \quad (9)$$

– гармонічне середнє значення точності та повноти (*F1*), яке обчислено за формулою

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}. \quad (10)$$

Отже, завдяки зазначеним методам вдалося створити та оптимізувати ефективну нейромережну модель, що забезпечує високу точність прогнозування властивостей функціональних поверхонь, сформованих за різними технологічними методами.

Експериментальні дослідження

З метою перевірки ефективності розробленої інтелектуальної системи класифікації проведено комплекс експериментальних досліджень. Їхньою головною метою стала оцінка того, наскільки

якісно система вибирає технологічні методи формування функціональних поверхонь для деталей, які працюють в умовах різної інтенсивності експлуатації. Експерименти здійснювались покровоко. Спочатку відібрали кілька типових деталей, які належать до різних класів: вали, зубчасті колеса, підшипникові кільця та корпусні деталі. Для кожної деталі сформульовано окремі технічні завдання, що чітко визначали вимоги до властивостей їхніх функціональних поверхонь, необхідних для конкретних умов експлуатації. Наступним етапом був безпосередній вибір технологічних методів формування поверхонь. Порівняння проводилося за трьома підходами: за допомогою створеної інтелектуальної системи, за традиційними експертними оцінками та за спрощеними критеріальними моделями. Після вибору методів перейшли до їхньої практичної реалізації. Кожен з вибраних способів обробки застосували на експериментальних зразках деталей, формуючи потрібні функціональні поверхні. Далі відбувався глибокий аналіз якості отриманих поверхонь. Досліджували геометричні характеристики, такі як шорсткість, хвилястість і відхилення форми, а також фізико-механічні властивості: мікротвердість, градієнт твердості й рівень залишкових напружень. Особливу увагу приділили структурно-фазовому стану поверхневого шару та експлуатаційним характеристикам деталей — зносостійкості, корозійній стійкості й контактній жорсткості. Завершальним етапом стало порівняння отриманих результатів. На основі цього порівняльного аналізу дійшли висновку про ефективність роботи запропонованої інтелектуальної системи класифікації. Усі експериментальні роботи виконувалися в сучасній лабораторії інженерії поверхні, оснащеної передовим аналітичним обладнанням, що дозволяє забезпечити високу точність вимірювань параметрів поверхневого шару.

Результати експериментальних досліджень подано у табл. 1, де містяться порівняльні дані щодо ефективності вибору технологічних методів обробки функціональних поверхонь різними підходами.

Таблиця 1

Порівняльна оцінка ефективності вибору технологічних методів

| Тип деталі | Функціональна поверхня | Інтелектуальна система, % | Експертна оцінка, % | Критеріальна модель, % |
|---------------------|------------------------|---------------------------|---------------------|------------------------|
| Вал редуктора | Опорна шийка | 94,8 | 82,3 | 73,5 |
| Зубчасте колесо | Бічна поверхня зуба | 93,2 | 79,6 | 68,7 |
| Підшипникове кільце | Доріжка кочення | 95,6 | 84,2 | 75,1 |
| Корпусна деталь | Посадочна поверхня | 91,4 | 76,8 | 63,4 |
| Плунжерна пара | Робоча поверхня | 96,2 | 83,7 | 71,9 |

Ефективність роботи інтелектуальної системи оцінювалася комплексно, з урахуванням ступеня відповідності отриманої поверхні її функціональному призначенню, а також техніко-економічних характеристик використаних технологічних методів. Отримані результати свідчать, що розроблена інтелектуальна система класифікації забезпечує суттєво вищу ефективність вибору технологічних методів обробки порівняно з традиційними підходами. Так, порівняння з експертною оцінкою продемонструвало зростання ефективності вибору методів на 10,6...14,6 %, а в порівнянні з критеріальною моделлю — навіть на 21,3...28,0 %. Порівняно з поверхнями, сформованими за результатами експертних оцінок, інтенсивність зношування зменшилася на 18...26 %. У порівнянні з поверхнями, отриманими за критеріальною моделлю, перевага виявилася ще суттєвішою — інтенсивність зношування знизилася на 30...42 %. Окрім зносостійкості, проведено аналіз корозійної стійкості поверхонь. Дослідження показали, що поверхні, сформовані за рекомендаціями інтелектуальної системи, демонструють поліпшену корозійну стійкість. Порівняно з поверхнями, отриманими за експертною оцінкою, стійкість до корозії зросла на 15...22 %, а у порівнянні з поверхнями, сформованими за допомогою критеріальної моделі — на 25...35 %. Таким чином, застосування розробленої інтелектуальної системи суттєво поліпшує експлуатаційні властивості функціональних поверхонь, забезпечуючи підвищення ефективності та якості технологічного процесу.

Структура інтелектуальної системи класифікації

На основі запропонованої методології створено програмний комплекс, який дозволяє здійснювати інтелектуальну класифікацію технологічних методів формування функціональних поверхонь. Його архітектура складається з декількох взаємопов'язаних модулів, кожен з яких відповідає за певні етапи обробки та аналізу інформації. Перший модуль призначений для збирання та первин-

ної обробки вхідних даних. Він складається з підсистем, які описують необхідні властивості функціональних поверхонь, враховують умови їхньої майбутньої експлуатації, а також визначають технічні обмеження, що можуть вплинути на вибір технологічних методів. Другий модуль відповідає за нейромережвий аналіз отриманих даних. В його межах реалізовано три підсистеми: класифікації технологічних методів, прогнозування майбутніх властивостей поверхонь залежно від вибраних методів, а також оптимізації параметрів обробки для досягнення максимальної ефективності. Третій модуль пов'язаний з технологічним проектуванням і включає підсистеми, що формують оптимальні технологічні маршрути, вибирають режими обробки та здійснюють комплексну технологічну підготовку виробництва. Четвертий модуль забезпечує інтеграцію розробленого програмного комплексу з іншими інженерними системами проектування та виробництва. П'ятий модуль призначений для візуалізації та глибокого аналізу результатів роботи програмного комплексу. Він включає інтерактивну систему візуалізації, що дозволяє наочно представляти отримані дані, підсистему автоматичного формування звітів, а також засоби аналітики і статистичного оброблення інформації. Розроблений програмний комплекс побудований на клієнт-серверній архітектурі, що забезпечує можливість його використання у розподілених мережах з багатьма користувачами, а також дозволяє легко інтегрувати його з наявними автоматизованими системами керування виробництвом.

Порівняльний аналіз ефективності класифікації

Виконано детальний порівняльний аналіз того, наскільки ефективно працює розроблена інтелектуальна система для класифікації технологічних методів порівняно з наявними аналогами. Для того, щоб отримати повну картину переваг та недоліків нової системи, аналіз проводився за декількома критеріями. Першим з критеріїв стала точність класифікації, яка визначалася як відношення кількості правильно класифікованих технологічних методів до загальної кількості класифікованих методів, виражене у відсотках. Це дозволило зрозуміти, наскільки система точно визначає правильну категорію для кожного методу. Другий критерій (повнота класифікації) характеризував, наскільки добре система здатна врахувати усі можливі методи, які мають бути класифіковані. Цей показник також вимірювався у відсотках, дозволяючи оцінити рівень охоплення системою всього спектра методів. Наступним вибраний інтегральний показник — $F1$, який поєднує в собі точність та повноту класифікації. Четвертим критерієм виступив час класифікації, що включав у себе загальний період, необхідний для виконання класифікації технологічних методів, та вибору оптимальних з них. Цей критерій дозволив оцінити ефективність системи з погляду швидкості роботи. Нарешті, п'ятий критерій (адаптивність) відображав можливість інтелектуальної системи гнучко пристосовуватися до нових наборів даних, які не використовувалися під час первинного навчання. Саме цей критерій особливо важливий для практичного застосування системи у динамічних умовах реального виробництва. Усі отримані результати, які дозволяють чітко побачити переваги нової системи порівняно з іншими наявними підходами, подано у табл. 2.

Таблиця 2

Порівняльний аналіз систем класифікації

| Критерій | Розроблена система | Система на основі експертних правил | Система на основі статистичних методів |
|--------------------------|--------------------|-------------------------------------|--|
| Точність класифікації, % | 94,3 | 82,7 | 78,9 |
| Повнота класифікації, % | 91,8 | 75,4 | 83,2 |
| $F1$, % | 93,0 | 78,9 | 81,0 |
| Час класифікації, с | 1,2 | 4,5 | 2,8 |
| Адаптивність | Висока | Низька | Середня |

Як видно з табл. 2, розроблена інтелектуальна система демонструє вищі показники точності, повноти та $F1$ порівняно з існуючими підходами. Особливо важливою перевагою є висока адаптивність системи, що дозволяє інтегрувати нові технологічні методи без перепрограмування.

Висновки

У ході проведених досліджень створено та експериментально апробовано нову методологію інтелектуальної класифікації технологічних методів формування функціональних робочих повер-

хонь деталей машин. Методологія базується на використанні нейромережних моделей у поєднанні з принципами системного аналізу. Розроблена багаторівнева нейронна архітектура з можливістю самоналаштування параметрів забезпечила істотне зростання ефективності та точності класифікації у порівнянні з традиційними методами. Експериментальні дослідження підтвердили, що запропонована інтелектуальна система підвищує точність вибору технологічних методів на 27...34 %, що також дозволяє зменшити інтенсивність зношування поверхонь на 18...42 % та підвищити їхню корозійну стійкість на 15...35 %. Однією з ключових переваг розробленої системи є можливість її інтеграції з сучасними CAD/CAM/CAE-комплексами, що забезпечує високоточний прогноз експлуатаційних властивостей деталей ще на етапі проектування. Програмний комплекс, реалізований на основі запропонованої методології, характеризується високою адаптивністю до змін виробничих умов, що є критично важливим для сучасних технологічних процесів. Результати порівняльного аналізу з наявними системами класифікації показали суттєві переваги розробленої моделі за такими показниками, як точність, повнота та швидкість класифікації. Створена інтелектуальна система формує комплексний підхід до управління технологічними процесами обробки поверхонь, значно полегшує вибір оптимальних методів обробки та сприяє підвищенню якості й надійності кінцевої продукції. Отримані результати відкривають широкі перспективи для подальшого розвитку інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у машинобудуванні та суміжних галузях промисловості.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] H. Linke, J. Börner, and R. Heß, "Load Capacity and Running Performance of External and Internal Gearing," *Cylindrical Gears*, Ed. by H. Linke, J. Börner, R. Heß. Munich: Hanser, 2016. pp. 177-457. ISBN 978-1-56990-489-3. <https://doi.org/10.3139/9781569904909.006>.
- [2] A. Vereschaka, M. Volosova, N. Sitnikov, N. Andreev, F. Milovich, and J. Bublikov, "Filtered cathodic vacuum arc deposition (FCVAD) technology as method for creation of nanostructured multicomponent modifying coatings for wide application range," *Procedia CIRP*, vol. 95, pp. 999-1003, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.01.201>.
- [3] J. Taheri Kahnamouei, and M. Moallem, "Advancements in control systems and integration of artificial intelligence in welding robots: A review," *Ocean Engineering*, vol. 312, pp. 3. 2024. Article 119294. ISSN 0029-8018. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2024.119294>.
- [4] S. Valizadeh Sotubadi, S. S. Pallissery, and V. Nguyen, "Multi-Modal Explainable Artificial Intelligence for neural network-based tool wear detection in machining," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 144. 2025. Art. 110141. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.110141>.
- [5] K. Qian, L. Zou, Z. Wang, and W. Wang, "Metallic surface defect recognition network based on global feature aggregation and dual context decoupled head," *Applied Soft Computing*. vol. 158, 2024. Article 111589. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.111589>.
- [6] Yang Huguang, Zheng Han, and Zhang Taohong, "A review of artificial intelligent methods for machined surface roughness prediction," *Tribology International*, vol. 199, 2024. Article 109935. <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2024.109935>.
- [7] С. Ковалевський, «Деякі аспекти застосування штучного інтелекту для відновлення та розвитку України,» *Штучний інтелект*, № 3, с. 117-125, 2023. <http://jnas.nbuv.gov.ua/article/UJRN-0001445551>.
- [8] S. Kovalevskyy, "Intelligent control systems for mechanical engineering technology tasks," *Штучний інтелект. Фізико-математичні та технічні науки*, міжнар. наук-техн. журнал., № 4 (101), с. 218-227, 2024. <https://doi.org/10.15407/jai2024.04.218>.
- [9] С. Ковалевський, Д. Сидюк, і О. Ковалевська, «Аспекти впровадження штучного інтелекту в технологічне забезпечення життєвого циклу виробів машинобудування,» *Обробка матеріалів тиском*, № 1(53), с. 109-115, 2024. [https://doi.org/10.37142/2076-2151/2024-1\(53\)109](https://doi.org/10.37142/2076-2151/2024-1(53)109).
- [10] С. Ковалевський, О. Ковалевська, і Д. Сидюк, «Створення інноваційних виробничих систем машиноремонтного спрямування,» *Галицький економічний вісник*, т. 86, № 1, с. 115-125, 2024. https://doi.org/10.33108/galicianvisnyk_tntu2024.01.115.

Рекомендована кафедрою галузевого машинобудування ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 18.04.2025

Ковалевський Сергій Вадимович — д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри інноваційних технологій і управління, e-mail: kovalevskii61@gmail.com.

Донбаська державна машинобудівна академія, Краматорськ–Тернопіль;

Семічаснова Наталія Степанівна — старший викладач кафедри технологій та автоматизації машинобудування, e-mail: semichasnova79@gmail.com ;

Кузьменко Поліна Андріївна — студентка факультету машинобудування та транспорту, e-mail: polinakuzmenko60@gmail.com .

Вінницький національний технічний університет, Вінниця

S. V. Kovalevskyy¹
N. S. Semichasnova²
P. A. Kuzmenko²

Some Aspects of the Classification of Technological Methods for Creating Working Surfaces of Machine Parts

¹Donbass State Engineering Academy, Kramatorsk–Ternopil;

²Vinnitsia National Technical University

The paper presents a fundamentally novel approach to the classification of technological methods for forming functional working surfaces of machine parts, based on the integration of neural network models with systems analysis. The relevance of the study is stipulated by the increasing requirements to the operational properties of the surface layer—wear resistance, corrosion resistance, contact stiffness, and so on, which necessitate the development of highly adaptive intelligent systems, enabling to select automatically optimal technological methods, taking into account diverse morphological, physical-mechanical and structural factors. The aim of this work was to develop a multilevel methodology for classifying technological processes of surface layer formation using various types of neural networks and the concept of a multidimensional parametric space. Within this methodology, each technological method is formalized as a parameter vector encompassing the process's energy characteristics, its influence on surface microgeometry, physical-mechanical properties, changes in structural-phase state and techno-economic indicators. This approach provides a clear, structured representation of the interrelationships between the characteristics of technological methods and their operational outcomes. For validation, representative parts—shafts, gears, bearing rings, and housing components — were selected, and a comparative analysis was conducted of the system recommendations, expert assessments, and simple criterion-based models. The results showed that the accuracy of method selection in the developed system increased by 27...34 % compared to traditional approaches; wear intensity decreased by 18...42 %; and corrosion resistance of the surfaces improved by 15...35 %. Moreover, the classification speed did not exceed 1.2 s, which proved to be significantly shorter than the execution time of analogous systems based on expert rules and statistical methods. One of the key advantages is the integration with CAD/CAM/CAE environments, which enables the prediction of operational properties during the design stage. The high adaptability of the system allows for prompt accommodation of new technological solutions and changing production conditions. Thus, the proposed intelligent classification system for technological methods of forming functional surfaces represents an effective tool for automating the selection of optimal technological solutions, contributes to improving the quality and reliability of mechanical engineering products, and opens prospects for further scientific research and practical industrial implementation.

Keywords: functional working surfaces; intelligent classification; neural network models; systems analysis; genetic algorithms; multidimensional parametric space; CAD/CAM/CAE integration; experimental validation; surface layer formation; surface microgeometry; adaptive self-tuning; manufacturing process optimization.

Kovalevskyy Sergiy V. — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Head of the Chair of Innovative Technologies and Management, e-mail: kovalevskii61@gmail.com ;

Semichasnova Nataliia S. — Senior Lecturer of the Chair of Technologies and Automation of Mechanical Engineering, e-mail: semichasnova79@gmail.com ;

Kuzmenko Polina A. — Student of the Department of Mechanical Engineering and Transport, e-mail: polinakuzmenko60@gmail.com