

Класифікація технічного стану підшипника кочення за скалярними індикаторами методом опорних векторів

В.Г. Пузир, С.В. Михалків

Український державний університет залізничного транспорту, Харків, Україна

Проблематика: потреба в класифікації технічного стану підшипників кочення методами машинного навчання для зменшення впливу людського фактору та скорочення тривалості діагностування;

Мета дослідження: визначення прийнятної комбінації скалярних індикаторів для забезпечення бінарної класифікації з високою точністю;

Методика реалізації: для зареєстрованого сигналу справного підшипника кочення буксового вузла рухомого складу й підшипника з пошкодженим роликом розраховувались чотири скалярні індикатори: середньоквадратичне значення вібрації, хрест-фактор, коефіцієнт асиметрії та коефіцієнт ексцесу, які групувались у відповідні набори даних й використовувались для навчання за методом опорних векторів;

Результати дослідження: розрахована точність навчання для чотирьох наборів даних із двома різними предикторами в кожній;

Висновки: зважаючи на специфіку поведінки середньоквадратичного значення вібрації та коефіцієнту ексцесу, вдалося у відповідних комбінаціях досягти 100 % точності навчання за методом опорних векторів.

Ключові слова: вібрація; діагностика; класифікація; машинне навчання; підшипник; точність

Традиційно для виявлення пошкоджень підшипників кочення залучають алгоритм швидкого перетворення Фур'є та інші більш сучасні методи обробки вібраційних реалізацій. Вони виділяють інформативні частотні смуги у зареєстрованих вібраційних сигналах і провадять подальшу побудову широкосмугових та вузькосмугових спектрів та за заздалегідь розрахованими частотами перекочування елементів підшипників кочення дають змогу робити висновок про наявність пошкодження. Однак спектральні методи вимагають залучення кваліфікованого діагноста для правильної інтерпретації комбінації частот, які відповідають наявному виду пошкодження. Цей процес триває довше та ймовірність ухвалення хибного рішення вища. Використанню скалярних індикаторів упродовж вібромоніторингу також властива низька достовірність, яка підвищується лише при наблизенні аварійного стану, коли індикатори набувають видимого зростання, також слід зважати на особливості навантаження та конструкції вузлів, які часто є причиною високої схильності до значних коливань значень скалярних індикаторів у відповідних інтервалах вимірювань.

Останніми десятиліттями все більшої уваги приділяється застосуванню різновидів методів машинного навчання для автоматичної класифікації технічного стану механічних вузлів, які зменшують вплив людського фактору та скорочують тривалість діагностування. Зокрема метод опорних векторів (SVM) не є вимогливим до великих об'ємів вибірок для навчання, що знижує потребу в накопиченні великої кількості вібраційних реалізацій [1].

Розділювальну поверхню, буде машина опорних векторів з використанням лише невеликої підмножини точок, що лежать в зоні, яка є критичною для поділу, тоді як інші спостереження навчальної вибірки, які зазнають правильної класифікації поза цією зоною ігнорують.

Якщо є два класи спостережень і передбачається лінійна форма межі між класами, то можливі два випадки. Перший з них пов'язаний з можливістю ідеального поділу даних за допомогою деякої гіперплощини

$$z_k(x) = \sum_{i=1}^p \beta_i x_i + \beta_0 \quad (1)$$

де x_i – точка на гіперплощині;

β_i, β_0 – параметри.

Оскільки таких гіперплощин може бути безліч, то оптимальною є розділювальна поверхня, яка максимально віддалена від навчальних точок і має максимальний зазор M . Опорними векторами ξ_j^* називаються спостереження, що лежать безпосередньо на межі

розділювальної смуги, або на неправильному для свого класу боці відносно меж зазору. Для граничних і всіх інших точок обирають $\xi_j^* = 0$. Оптимальну розділювальну гіперплощину такого класифікатора (1) обчислюють із умови максимізації ширини зазору M , однак дозволено хибно класифікувати деяку невелику групу спостережень, які стосуються опорних векторів. Для цього задаються додатковою умовою оптимізації $\sum_j \xi_j^*$ із упродовженням припустимого числа порушень межі зазору. Число зазвичай обирається з використанням перехресної перевірки. Математично пошук розв'язку зводиться до задачі квадратичної оптимізації з лінійними обмеженнями, яка гарантовано сходиться до одного глобального мінімуму [2].

Упродовж експериментальних досліджень на випробувальний стенд установлювався справний підшипник кочення буксового вузла рухомого складу та підшипник кочення з роликом, який мав контактно-втомлене пошкодження (шелущення) на власній циліндричній поверхні (рис. 1). Після аналогового низькочастотного фільтра з частотою зрізу 9 кГц, зареєстровані віброакселерометром сигнали в аналого-цифровому перетворювачі зазнавали дискретизації із періодом $2,17 \cdot 10^{-5}$ с (рис. 2). Для 64 часових вібраційних реалізацій довжиною 2^{19} відліків справного підшипника і підшипника з пошкодженим роликом розраховувались величини скалярних індикаторів. Для навчання SVM обирались такі поширені чотири скалярні індикатори (предиктори): середньоквадратичне значення вібрації (RMS); хрест-фактор (Crest); коефіцієнт асиметрії (Skew); коефіцієнт ексцесу (Kurt). Формувались чотири датасети (набори даних) зі 128 рядками (64 – для справного підшипника, які належать класу «+»); 64 – для несправного підшипника (шелущення ролика), які належать класу «-») та двома різними предикторами: 1 датасет – Skew і Kurt; 2 датасет – Kurt і Crest; 3 датасет – RMS і Crest; 4 датасет – Kurt і RMS.

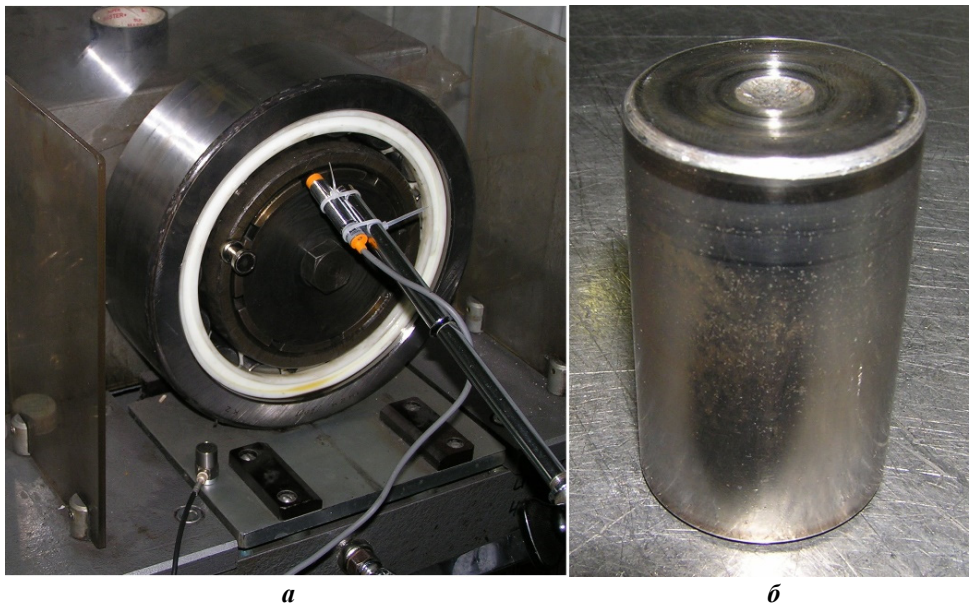


Рис. 1. Випробування роликового підшипника кочення: а – стенд; б – ролик із контактно-втомленими пошкодженнями на циліндричній поверхні

Результати навчання наведені в табл. 1. Найменшою точністю володіє датасет із предикторами Skew та Kurt (рис. 3). Найвища точність у третього й четвертого датасетів (рис. 4). Відомо [3], що RMS уможливує облік генерованої у вібросигналі енергії і вважається дієвим інструментарієм для стеження за зростанням середньої амплітуди сигналу (ознака наявних розповсюджених пошкоджень), тому є найпоширенішим скалярним індикатором для вібраційного моніторингу. Натомість Crest та Kurt володіють високою чутливістю до імпульсного наповнення в сигналах, яке слід асоціювати з пошкодженнями. Слабке пошкодження генерує незначні імпульси, які здебільшого заповнені загальним енергетичним рівнем, по мірі розвитку пошкодження імпульси посилюються та впливають на зростання Kurt.

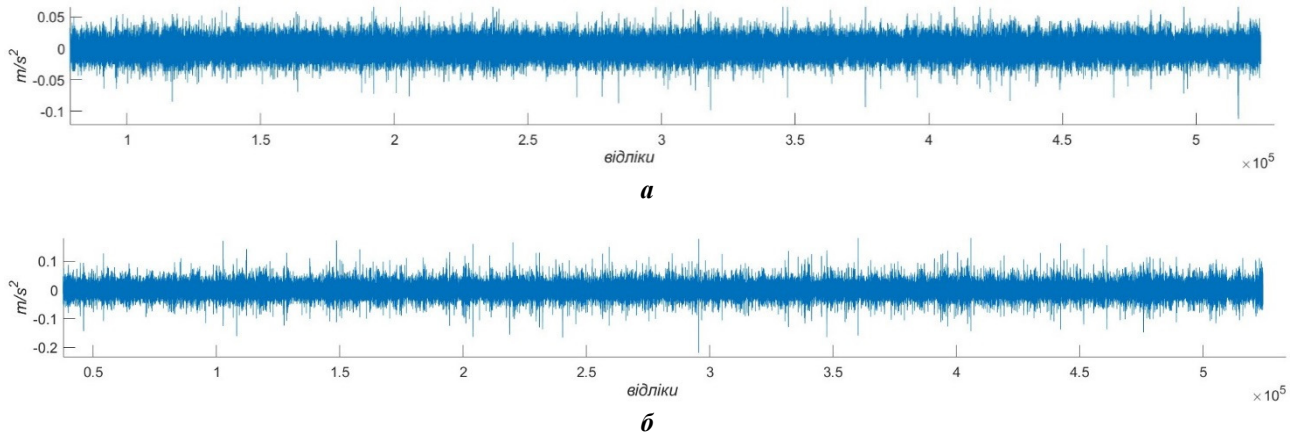


Рис. 2. Зареєстровані вібраційні реалізації упродовж експерименту: *a* – вібрація справного підшипника; *б* – вібрація підшипника з шелушенням ролика

Таблиця 1.

Результати навчання SVM за різними предикторами

Предиктори		Кількість опорних векторів	Точність, %
Skew	Kurt	61	65,38
Kurt	Crest	51	76,92
RMS	Crest	23	100
Kurt	RMS	22	100

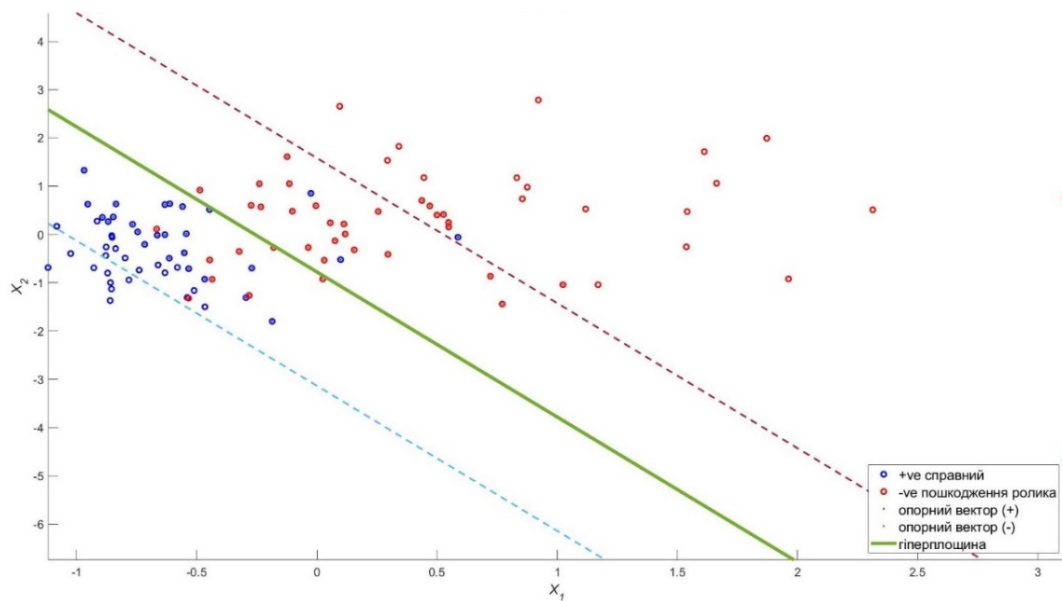


Рис. 3. Розрахована гіперплощина в двомірному просторі для першого датасета

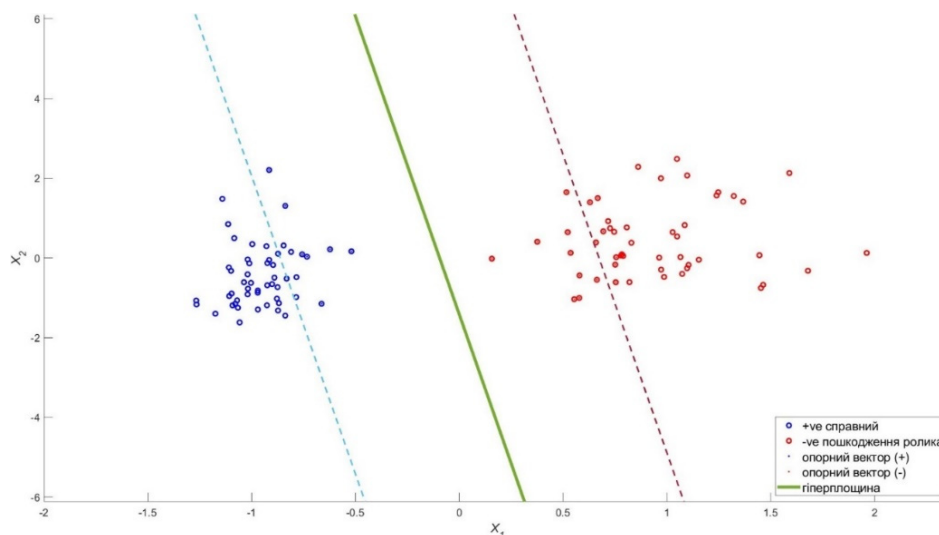


Рис 4. Розрахована гіперплощина в двомірному просторі для третього датасета

Згадана специфіка поведінки дозволила у відповідній комбінації предикторів досягти 100 % точності бінарної класифікації технічного стану підшипника кочення машиною опорних векторів.

Список літератури

1. M. Pule, O. Matsebe and R. Samikannu, “Application of PCA and SVM in Fault Detection and Diagnosis of Bearings with Varying Speed”, *Math. Prob. Eng.*, vol. 2022, pp. 1–12, 2022. doi: 10.1155/2022/5266054
2. Joshi A. V. *Machine Learning and Artificial Intelligence*, Springer Nature Switzerland, 2020, p. 261. doi: 10.1007/978-3-030-26622-6
3. В. Бульба, “Удосконалення технології вібродіагностування тягових редукторів електропоїздів”, дис. канд. наук., фак-т мех-енерг., Укр. держ. ун-т. залізн. трансп, Харків, Україна, 2021.

Classification of the technical condition of rolling bearing by the scalar indicators and support vector machines

V. Puzyr, S. Mykhalkiv

Background: the necessity to classify the technical condition of rolling bearings by machine learning methods to reduce the influence of the human factor and to reduce the duration of diagnostics;

Objective: determining an acceptable combination of scalar indicators to provide high accuracy of the binary classification;

Methods: for the acquired signals of the fault free axle-bearing of rolling stock and the bearing with the damaged roller, four scalar indicators were calculated: root mean square, crest factor, asymmetry and kurtosis, which were grouped into the corresponding datasets and used for training the support vector machines;

Results: learning accuracy was calculated for the four datasets with two different predictors in each dataset;

Conclusions: the properties of the behavior of the root mean square and kurtosis of vibration were taken into account, and it was possible to achieve 100 % accuracy of learning the support vector machines in the corresponding combinations of the scalar indicators.

Keywords: accuracy; bearing; classification; diagnostics; machine learning; vibration