

Дубинець О.І., Гімпель Р.М., Бойко С.О., Маннапова О.В.

ДОСЛІДЖЕННЯ МОЖЛИВОСТЕЙ ТЕПЛОТЕХНІЧНОГО КОНТРОЛЮ ПАРОВОГО КОТЛА У СКЛАДІ СУДНОВОЇ ЕНЕРГЕТИЧНОЇ УСТАНОВКИ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

*У статті розглядаються підходи щодо використання даних, отриманих від контрольно-вимірювальних приладів, для моніторингу продуктивності, виявлення несправностей тощо, що дає змогу скоротити час простою, скоротити технічне обслуговування і знизити витрати на вироблення енергії. Однак не всі контрольно-вимірювальні прилади чутливі до виявлення несправності. У роботі запропоновано методику вибору оптимального за кількістю і складом набору контрольно-вимірювальними приладів, необхідних для ефективного автоматизованого виявлення відмов котлів на основі машинного навчання для аналізу несправностей парового котла у складі суднової енергетичної установки. У роботі використовується метод зниження розмірності *mRMR* і контрольований класифікатор машинного навчання *SVM* для класифікації нормальних і помилкових станів котла. Результати розрахунків показують, що без реалізації вибору оптимального набору даних класифікатор на основі *SVM* забезпечує точність машинного навчання 94,1%. Після усунення нерелевантних контрольно-вимірювальних приладів продуктивність класифікатора машинного навчання збільшилася в експерименті з оптимальними даними приладів. Алгоритм *mRMR* на основі *SVM* забезпечує точність машинного навчання 97,4%, що ефективніше порівняно з підходом без реалізації вибору оптимального набору даних.*

Ключові слова: *паровий котел, система теплотехнічного контролю, контрольно-вимірювальний прилад, несправність, машинне навчання, класифікатор, дані, зниження розмірності.*

Постановка проблеми. Сучасні суднові парові котельні установки оснащені системою теплотехнічного контролю. Система теплотехнічного контролю призначена для постійного або періодичного контролю основних параметрів працюючого парового котла у складі суднової енергетичної установки. З цією метою парову котельну установку обладнують різними контрольно-вимірювальними приладами [1].

У рамках автоматизації процесів керування паровими котельними установками дані, отримані від контрольно-вимірювальних приладів, протягом певного часу можуть зберігатися у відповідній базі даних автоматизованої системи керування котельною установкою. Ці дані являють собою інформацію про стан працездатності парової котельної установки, який можна використовувати для моніторингу продуктивності, виявлення несправностей тощо. Раннє виявлення і діагностика несправностей на парових котельних установках може допомогти скоротити час простою, скоротити витрати на технічне обслуговування і вироблення енергії.

Однак не всі контрольно-вимірювальні прилади чутливі до виявлення несправності. При цьому, наприклад, під час автоматизації процесів контролю та управління паровими котельними установками надмірна кількість контрольно-вимірювальних приладів може впливати на якість роботи різних багатовимірних алгоритмів (наприклад, алгоритмів машинного навчання), які сильно залежать від кількості вхідних даних. Таким чином, необхідно розробити методику вибору оптимального за кількістю і складом набору

контрольно-вимірювальних приладів, необхідних для ефективного автоматизованого виявлення відмов котлів.

Останнім часом алгоритми машинного навчання набули важливого значення для інтелектуального виявлення та діагностики несправностей у різних предметних областях [2-4]. Однак у галузі теплотехнічного контролю суднових котельних установок використання методів машинного навчання є недостатньо розвиненим.

У даній статті пропонується заснований на машинному навчанні підхід до вибору оптимального за кількістю і складом набору контрольно-вимірювальних приладів для виявлення несправностей котлів на судні. У дослідженні для вибору оптимального за кількістю та складом набору контрольно-вимірювальних приладів пропонується використовувати метод вибору ознак mRMR (мінімальна надмірність за максимальної релевантності), а для подальшої класифікації несправностей використовувати контрольований класифікатор машинного навчання машину опорних векторів (SVM).

Аналіз останніх досліджень і публікацій. На теперішній час існує достатня кількість досліджень і нормативних документів, присвячених контролю надійності та безпеки функціонування суднових парових котельних установок, зокрема у роботах [5-11].

Водночас слід зауважити, що розв'язання проблеми теплотехнічного контролю парового котла у складі суднової енергетичної установки на основі машинного навчання знайдено у літературних джерелах і періодичних виданнях не було, що й зумовило дані дослідження.

Метою статті є розробка методики вибору оптимального за кількістю і складом набору контрольно-вимірювальних приладів на основі машинного навчання для аналізу несправностей парового котлу у складі суднової енергетичної установки.

Викладення основного матеріалу дослідження.

Паровий котел служить для виробництва вологої або перегрітої водяної пари при тиску, що перевищує атмосферний. Температура вологої пари, що виходить із котла, дорівнює температурі насичення, а температура перегрітої пари може бути значно вищою за температуру насичення.

Водяна пара на судні призначена для різних цілей. Наприклад, у головних паросилових установках вона необхідна для роботи головних теплових двигунів – парових турбін, а також для нагрівання води, палива та інших середовищ у різних теплообмінних апаратах. На судах з дизельними і газотурбінними установками пар потрібен турбогенераторам, що виробляють електроенергію, а також для обігрівання житлових приміщень. Крім того, пара необхідна для господарських потреб (камбуза та ін.), для технологічних установок з переробки риби та інших продуктів моря. Водяна пара в паровому котлі утворюється в результаті підведення теплоти до води. Джерелом теплоти служать продукти згоряння органічного палива (димові гази).

Під час оцінки технічного стану елементів котельних установок проводиться велика кількість вимірювань параметрів. Отримана інформація повинна використовуватися не тільки для оцінки миттєвого технічного стану, а й для прогнозування його зміни з метою своєчасного ухвалення рішень щодо запобігання виникненню аварійних ситуацій.

Під час експлуатації котлів можливі такі види несправностей:

- 1) пожежі в газоходах;
- 2) протікання води з котла;
- 3) руйнування (вибухи) корпусів;
- 4) вибух газів у топці та газоходах;
- 5) просідання жарових труб;
- 6) корозійні пошкодження;
- 7) втомні руйнування;

8) руйнування циркуляції води.

Відсотковий розподіл аварій для всіх видів котлів наведено на рис. 1 а); на рис. 1 б) – процентне співвідношення розподілу аварій водотрубних котлів, на рис. 1 в) – вогнетрубних [12].

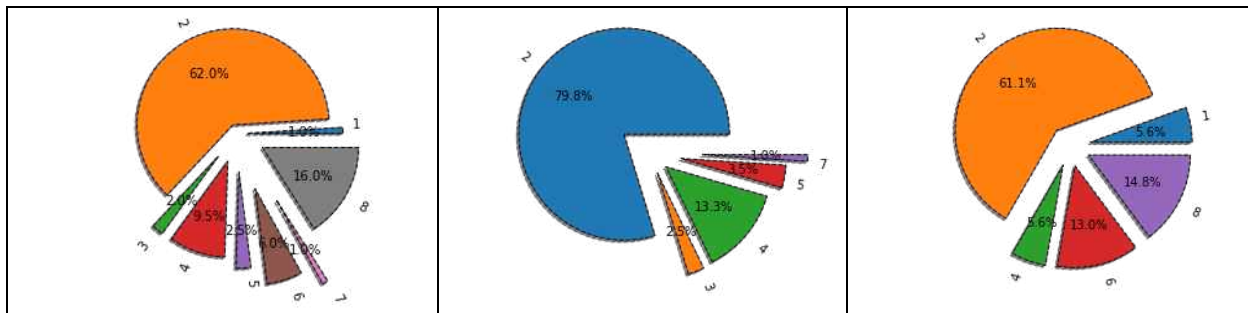


Рисунок 1 – Види аварій котлів: а) всіх типів; б) водотрубних; в) вогнетрубних

Пропонована методика вибору оптимальних контрольно-вимірювальних приладів на основі машинного навчання для аналізу несправностей парового котла у складі суднової енергетичної установки містить три етапи. На першому етапі здійснюється вибір оптимального за кількістю і складом набору контрольно-вимірювальних приладів, необхідних для виявлення несправностей. На другому етапі використовуються методи безпосередньо вибору оптимального за кількістю і складом набору контрольно-вимірювальних приладів. На третьому етапі використовуються алгоритми машинного навчання для виявлення несправностей суднового котла та оцінки роботи алгоритмів вибору контрольно-вимірювальних приладів.

Як уже зазначалося, з метою контролю основних параметрів парового котла, що працює, парову котельну установку обладнують різними контрольно-вимірювальними приладами, наприклад, водопоказувачами, манометрами, термометрами, витратомірами, солемірами, рівнемірами, киснемірами, газоаналізаторами та іншими контрольно-вимірювальними приладами [1]. Ці прилади можуть містити надлишкову інформацію, що впливає на продуктивність багатовимірних алгоритмів її обробки. Тому необхідно визначити оптимальний за кількістю та складом набір контрольно-вимірювальних приладів, а також визначити відповідне їхнє розташування для виявлення несправностей у котлі.

Розглянемо більш детально використання методу mRMR до розв'язання задачі вибору оптимального за кількістю та складом набору контрольно-вимірювальних приладів. Під час цієї роботи було досліджено ефективність застосування різних методів зменшення розмірності простору. Ефективне застосування подібних методів дає змогу значно збільшити кількість ознак і надалі якість самого класифікатора без втрати у швидкості навчання та класифікації. Спочатку було проведено низку експериментів із методами PCA (Principal Component Analysis) і RP (Random Projection). Однак ці методи показали свою неспроможність стосовно завдань подібного класу, через відносно малу розмірність простору ознак. Проведені експерименти призвели до необхідності детального аналізу самих ознак, що беруть участь у навчанні. Інструментом такого аналізу було обрано критерій mRMR (Minimum Redundancy Maximum Relevance).

Застосування цього критерію дає змогу виявити непотрібні ознаки в контексті машинного навчання, а також оцінити ефективність кожної ознаки, що бере участь у навчанні. mRMR – це підхід, запропонований у роботі [13], показав високу ефективність у діагностиці механічних несправностей і моніторингу стану конструкції. Зокрема метод mRMR дав змогу обирати найкращі функції в робочій області, зводячи до мінімуму надмірність і максимізуючи релевантність, при цьому демонструючи швидкі обчислення та високі якості стійкості [14].

Безпосередньо спочатку метод обчислює взаємну інформацію між атрибутами X і Y для кількісної оцінки релевантності та надмірності. Взаємна інформація визначається таким чином:

$$I(X, Y) = \iint p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)}, \quad (1)$$

де $p(x, y)$ – спільна ймовірнісна щільність, а $p(x)$ і $p(y)$ – часткові ймовірнісні щільності.

Нехай S позначає набір даних від усіх контрольно-вимірювальних приладів, тоді як S_s являє собою вже обраний набір даних, що містить m контрольно-вимірювальних приладів, а S_t позначає дані, які необхідно вибрати, причому набір даних надходить від n контрольно-вимірювальних приладів. Релевантність D контрольно-вимірювального приладу f в S_t з метою c може бути розрахована як:

$$D = I(f, c). \quad (2)$$

Надмірність R контрольно-вимірювального приладу f в S_t з усіма приладами в S_s можна розрахувати як:

$$R = \frac{1}{m} \sum_{f_i \in S_s} I(f, c). \quad (3)$$

Щоб отримати контрольно-вимірювальний прилад f в S_t з максимальною релевантністю і мінімальною надмірністю, рівняння (3) і (4) об'єднуються з функцією mRMR:

$$\max_{f_j \in S_s} [I(f_j, c) - \frac{1}{m} \sum_{f_i \in S_s} I(f_j, f_i)] \quad (j = 1, 2 \dots n). \quad (4)$$

Для набору даних від контрольно-вимірювальних приладів у кількості $N = m + n$ оцінка триватиме N етапів. Після цих оцінок формується оптимальний набір даних від контрольно-вимірювальних приладів O з використанням методу mRMR:

$$O = \{f'_1, f'_2 \dots, f'_h \dots, f'_n\}. \quad (5)$$

Індекс датчика h представляє важливість контрольно-вимірювального приладу. Чим важливіший контрольно-вимірювальний прилад, тим меншим є його індекс h .

Загальні кроки, пов'язані з обчисленням оптимального вибору контрольно-вимірювального приладу з використанням алгоритму mRMR, містить такі етапи:

1-й крок: обчислюється взаємна інформація між контрольно-вимірювальними приладами з використанням рівняння (1).

2-й крок: релевантність і надмірність контрольно-вимірювального приладу обчислюються за рівняннями (2) і (3).

3-й крок: рівняння (4) використовується для отримання контрольно-вимірювального приладу з максимальною релевантністю і мінімальною надмірністю.

4-й крок: оцінка обчислюється для кожного оцінюваного контрольно-вимірювального приладу, і контрольно-вимірювальні прилади з високою оцінкою обирають як оптимальні прилади.

Пряма оцінка даних у часовій області у класифікаторах машинного навчання, як правило, є неефективною. Тому стандартним підходом є оцінювання статистичних характеристик у часовій області та використання цих функцій у класифікаторах машинного навчання. У даній роботі використовуються чотири статистичні характеристики в часовій області (середньоквадратичне значення, дисперсія, коефіцієнт асиметрії та коефіцієнт ексцесу), які обчислюються для необроблених і оптимальних даних контрольно-вимірjувальних приладів.

Середньоквадратичне відхилення. Вказує частку дисперсії даних. Значення цього показника визначає кількість даних, що відхиляються від середнього показника.

Дисперсія. Показує, наскільки значення параметрів досліджуваного об'єкта відхиляється від середнього у цій групі. Високі показники позначають те, що дані варіюються значною мірою. Низька дисперсія вказує на низьку варіативність інформації. Цей метод активно застосовується в описовій статистиці.

Коефіцієнт асиметрії. У статистичному аналізі структури даних цей показник визначає, наскільки асиметрично розподіляються дані. Вони можуть відхилитися в бік у двох напрямках, які являють собою два типи асиметричності:

- позитивний коефіцієнт асиметрії. У цьому разі дані перебувають по правий бік розподілу. Права сторона довша, середнє значення і медіана більші за моду;
- негативний коефіцієнт асиметрії. У такому разі дані знаходяться по лівий бік розподілу. Ліва сторона довша, середнє значення і медіана менші за моду.

Коефіцієнт ексцесу. Цей показник дає інформацію про низку властивостей розподілу даних. Зазвичай мають місце три можливі варіанти:

- ексцес менший за норму. Розподіл виражений у вигляді плоских кінців, що відповідає малим відхиленням у розподілі.
- нормальний ексцес. У цьому випадку дані розподілені нормально і вкладаються в поняття нормального розподілу.
- ексцес більше норми. Висота піку кривої перевищує її ширину, а дані зосереджуються в одному місці.

Виконується п'ятикратна перехресна перевірка, щоб уникнути перенавчання. У машинному навчанні перехресна перевірка – це статистичний метод оцінювання продуктивності узагальнення, який є стабільнішим і ретельнішим за використання поділу набору даних на набір для навчання і набір для тестування. Під час перехресної перевірки дані розділяють кілька разів і навчають кілька моделей. Найчастіше використовується версія перехресної перевірки – це k -кратна перехресна перевірка, де k – це задане користувачем число, зазвичай 5 або 10. Під час п'ятиетапної перехресної перевірки дані спочатку розділяють на п'ять частин (приблизно) рівного розміру, які називаються згортками (рис. 2).

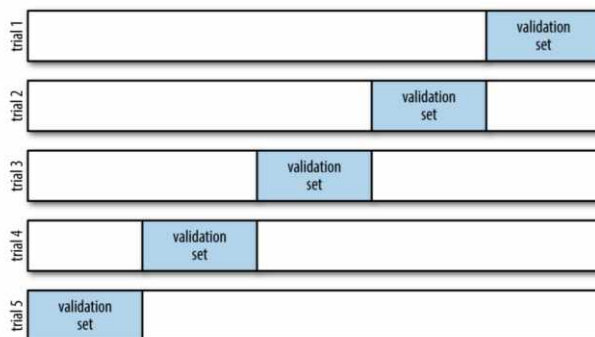


Рисунок 2 – Візуальне представлення п'ятикратної перехресної перевірки

Потім формується послідовність моделей. Першу модель навчають із використанням першої згортки як тестового набору (validation), а інші згортки (2-5) використовують як навчальну вибірку (trial). Модель будується з використанням даних зі згорток 2-5, потім точність оцінюється для згортки 1. Потім будується інша модель, цього разу з використанням згортки 2 як тестового набору і даних зі згорток 1, 3, 4 і 5 як навчального набору. Цей процес повторюється з використанням згорток 3, 4 і 5 як тестових наборів. Для кожного з цих п'яти розділів даних на набори для навчання і тестування обчислюється точність. У підсумку збираються п'ять значень точності.

Машини опорних векторів (Support vector machines) – сімейство алгоритмів бінарної класифікації, що ґрунтуються на навчанні з учителем і використовують лінійний поділ простору ознак за допомогою гіперплощини.

Основна ідея методу полягає у відображенні векторів простору ознак, що представляють об'єкти, які класифікуються, у простір більш високої розмірності. Це пов'язано з тим, що у просторі більшої розмірності лінійна роздільність множини виявляється вищою, ніж у просторі меншої розмірності. Причини цього інтуїтивно зрозумілі: чим більше ознак використовується для розпізнавання об'єктів, тим вищою є очікувана якість розпізнавання.

Після переведення в простір більшої розмірності, у ньому будується розділювальна гіперплощина. При цьому всі вектори, розташовані з одного "боку" гіперплощини, належать до одного класу, а розташовані з іншого – до другого. Також, по обидва боки основної розділювальної гіперплощини, паралельно до неї та на рівній відстані від неї будуються дві допоміжні гіперплощини, відстань між якими називають зазором (рис. 3).

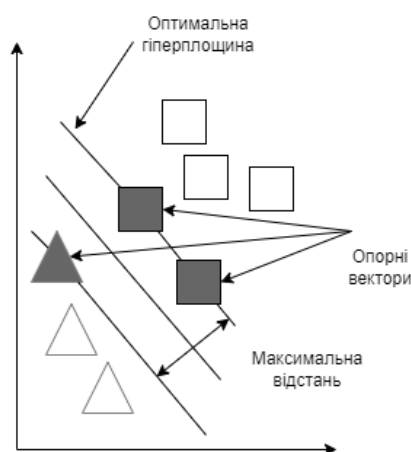


Рисунок 3 – Гіперплощини, що формуються у результаті використання SVM

Завдання полягає у побудові розділювальної гіперплощини таким чином, щоб максимізувати зазор – ділянку простору ознак між допоміжними гіперплощинами, в якій не повинно бути векторів. Передбачається, що розділювальна гіперплощина, побудована за цим правилом, забезпечить найвпевненіший поділ класів і мінімізує середню помилку розпізнавання. Вектори, які потрапляють на межі зазору (тобто лежатимуть на допоміжних гіперплощинах), називають опорними векторами.

Без реалізації вибору оптимального набору даних класифікатор на основі SVM забезпечує точність машинного навчання 94,1%. Після усунення нерелевантних контрольно-вимірювальних приладів продуктивність класифікатора машинного навчання збільшилася в експерименті з оптимальними даними приладів. Алгоритм mRMR на основі

SVM забезпечує точність машинного навчання 97,4%, що ефективніше порівняно з підходом без реалізації вибору оптимального набору даних.

Висновки. Велика кількість даних від різних контрольно-вимірювальних приладів дозволяє сформувати базу даних для автоматизованого контролю функціонування парових котельних установок. При цьому важливо визначити найбільш інформативні контрольно-вимірювальні прилади, необхідні для виявлення несправності за наявності неактуальних і надлишкових приладів. Багатовимірні алгоритми машинного навчання (у цьому дослідженні класифікатори) сильно залежать від кількості вхідних даних. Надлишкові дані, що надходять від контрольно-вимірювальних приладів, можуть знизити продуктивність цих класифікаторів. Тому в статті було досліджено заснований на машинному навчанні підхід до вибору оптимальних контрольно-вимірювальних приладів для виявлення несправностей парових котельних установок.

Безпосередньо в роботі використано метод зниження розмірності mRMR і контрольований класифікатор машинного навчання SVM для класифікації нормальних і помилкових станів котла. Результати розрахунків показують, що без реалізації вибору оптимального набору даних класифікатор на основі SVM забезпечує точність машинного навчання 94,1%. Після усунення нерелевантних контрольно-вимірювальних приладів продуктивність класифікатора машинного навчання збільшилася в експерименті з оптимальними даними приладів. Алгоритм mRMR на основі SVM забезпечує точність машинного навчання 97,4%, що є більш ефективним порівняно з підходом без реалізації вибору оптимального набору даних.

ЛІТЕРАТУРА

1. Zhang T., Okada H., Tsukamoto T., Ohe K. Experimental study on water particles action in the combustion of marine four-stroke diesel engine operated with emulsified fuels. Paper № 193, CIMAC 2007, Vienna.
2. Lin, T.-H.; Wu, S.-C. Sensor fault detection, isolation and reconstruction in nuclear power plants. *Ann. Nucl. Energy* 2018, 126, 398–409.
3. Han Kim, K.; Seok Lee, H.; Hwan Kim, J.; Park, J.H. Detection of Boiler Tube Leakage Fault in a Thermal Power Plant Using Machine Learning Based Data Mining Technique. In *Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, Melbourne, Australia, 13–15 February 2019; pp. 1006–1010.
4. Jing, C.; Hou, J. SVM and PCA based fault classification approaches for complicated industrial process. *Neurocomputing* 2015, 167, 636–642.
5. Лихогляд К.А., Кар'янський С. А., Чимшир В. І., Мусоріна М.О. Суднові турбінні установки: навчальний посібник. Одеса : НУ«ОМА», 2020. 241 с.
6. Корнилов Э.В., Бойко П.В. Паровые газотурбинные установки морских судов (в вопросах и ответах) / Одесса: Феликс, 2004. 240 с.
7. Гречко Н.Ф. Судовые турбинные установки: справочное пособие. Одесса: Феникс, 2005. 317 с.
8. Лихогляд К.А., Маслов І.З., Разінкін Р.О., Найдъонов А. І. Устрій судових котельних установок та їхня безпечна експлуатація : навчальний посібник. Одеса, 2018. 158 с.
9. Корнилов Э.В. Вспомогательные и утилизационные котлы морских судов : учебное пособие. Одесса : Феникс, 2004. 176 с.

10. Правила технічної експлуатації морських та річкових суден. Котли парові та водогрійні. КНД 31.2.002.06.96. Одеса : ЦПАП, 1997. – 112 с.
11. Заблоцкий Ю.В. Судовые паровые котлы. Тепловой баланс и расчет теплообмена в поверхностях нагрева : учебное пособие. Одесса : НУ«ОМА», 2017. 208 с.
12. Heinrich G., Prescher Karlheinz, Finsterwalder, G. Wasser und Methhanol Zusatze bei dieselmotorischer Verbrennung // MTZ. 1984. – 45. – №5. – P. 183-188.
13. Peng, H.; Long, F.; Ding, C. Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2005, 27, 1226–1238.
14. Yan, X.; Jia, M. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using improved multiscale dispersion entropy and mRMR feature selection. Knowl.-Based Syst. 2018, 163, 450–471.

REFERENCES

1. Zhang T., Okada H., Tsukamoto T., Ohe K. *Experimental study on water particles action in the combustion of marine four-stroke diesel engine operated with emulsified fuels*. Paper № 193, CIMAC 2007, Vienna.
2. Lin, T.-H.; Wu, S.-C. (2018), *Sensor fault detection, isolation and reconstruction in nuclear power plants*. Ann. Nucl. Energy 2018, 126, pp/ 398–409.
3. Han Kim, K.; Seok Lee, H.; Hwan Kim, J.; Park, J.H. (2019), *Detection of Boiler Tube Leakage Fault in a Thermal Power Plant Using Machine Learning Based Data Mining Technique*. In Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT), Melbourne, Australia, 13–15 February 2019; pp. 1006–1010.
4. Jing, C.; Hou, J. (2015), *SVM and PCA based fault classification approaches for complicated industrial process*. Neurocomputing 2015, 167, pp/ 636–642.
5. Lykhohlyad K.A., Kar"yans'kyy S. A., Chymshyr V. I., Musorina M.O. (2020), *"Sudnovi turbinni ustanovky" [Marine turbine installations]*, navchal'nyy posibnyk. Odesa : NU«ОМА», 241 p.
6. Kornilov E.V., Boyko P.V. (2004), *"Parovyie gazoturbinyie ustanovki morskikh sudov (v voprosakh i otvetakh)" [Steam gas turbine installations of sea vessels (in questions and answers)]*, Odessa: Feliks, 240 p.
7. Grechko N.F. (2005), *"Sudovyie turbinyie ustanovki" [Ship turbine installations: a reference guide] : spravochnoye posobiye*, Odessa: Feniks, 317 p.
8. Lykhohlyad K.A., Maslov I.Z., Razinkin R.O., Nayd'onov A. I. (2018), *"Ustriy sudnovykh kotel'nykh ustanovok ta yikhnya bezpechna ekspluatatsiya" [The structure of ship boiler plants and their safe operation] : navchal'nyy posibnyk*. Odesa, 158 p.
9. Kornilov E.V. (2004), *"Vspomogatel'nyie i utilizatsionnyie kotly morskikh sudov" [Auxiliary and utilization boilers of sea vessels] : uchebnoye posobiye*. Odessa : Feniks, 176 p.
10. *"Pravyla tekhnichnoyi ekspluatatsiyi mors'kykh ta richkovykh suden. Kotly parovi ta vodohriyni" [Rules for the technical operation of sea and river vessels. Steam and water boilers]*. КНД 31.2.002.06.96. Одеса : ТСПАП, 1997. – 112 p.
11. Zablotskiy Yu.V. (2017), *"Sudovyie parovyie kotly. Teplovoy balans i raschet teploobmena v poverkhnostyakh nagreva" [Marine steam boilers. Thermal balance and calculation of heat transfer in heating surfaces] : uchebnoye posobiye*. Odessa : NU«ОМА», 208 p.
12. Heinrich G., Prescher Karlheinz, Finsterwalder, G. Wasser und Methhanol Zusatze bei dieselmotorischer Verbrennung // MTZ. 1984. – 45. – №5. – P. 183-188.

13. Peng, H.; Long, F.; Ding, C. *Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy*. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2005, 27, 1226–1238.
14. Yan, X.; Jia, M. *Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using improved multiscale dispersion entropy and mRMR feature selection*. Knowl.-Based Syst. 2018, 163, 450–471.

Dubynets O.I., Himpel R.M., Boiko S.O., Mannapova O.V.

STUDY OF THE POSSIBILITIES OF THERMAL CONTROL OF A STEAM BOILER AS PART OF A SHIP POWER PLANT BASED ON MACHINE LEARNING

The article discusses approaches to the use of data obtained from instrumentation for performance monitoring, fault detection, etc., which allows to reduce downtime, reduce maintenance, and reduce energy production costs. However, not all instrumentation is sensitive to fault detection. The paper proposes a methodology for selecting the optimal number and composition of a set of instrumentation necessary for effective automated detection of boiler failures based on machine learning for the analysis of steam boiler failures as part of a ship power plant. In this paper, the mRMR dimensionality reduction method and supervised SVM machine learning classifier are used to classify normal and false boiler states. The calculation results show that without implementing the selection of the optimal data set, the SVM-based classifier provides 94.1% machine learning accuracy. After eliminating irrelevant instrumentation, the performance of the machine learning classifier increased in the experiment with optimal instrumentation data. The SVM-based mRMR algorithm provides machine learning accuracy of 97.4%, which is more efficient than the approach without implementing the optimal data set selection.

Keywords: *steam boiler, thermal control system, instrumentation, fault, machine learning, classifier, data, dimensionality reduction.*