

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ПОЛІСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**

Факультет інженерії та енергетики

Кафедра машиновикористання та сервісу технологічних систем

**Кваліфікаційна робота
на правах рукопису**

МАТВІЙЧУК СЕРГІЙ ОЛЕКСАНДРОВИЧ

УДК 621.43

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

**Оптимізація діагностування дизельних двигунів для швидкого
виявлення та усунення несправностей**

208 “Агроінженерія”

Подається на здобуття освітнього ступеня магістр

кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання
ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне
джерело _____ С.О. Матвійчук

Керівник роботи

Куликівський В.Л.

кандидат технічних наук

Житомир – 2020

АНОТАЦІЯ

Матвійчук Сергій Олександрович. Оптимізація діагностування дизельних двигунів для швидкого виявлення та усунення несправностей. – Кваліфікаційна робота на правах рукопису.

Кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня магістра за спеціальністю 208 – Агроінженерія. – Поліський національний університет, Житомир, 2020.

У магістерській роботі було розроблено байєсівський підхід для швидкого виявлення несправностей під час діагностування дизельних двигунів. Ідея полягає в тому, щоб обчислити ймовірність наявності певних несправностей в системі. Для цього використовується як якісна, так і кількісна інформація. Одним із важливих джерел інформації є «навчальні» дані, які збираються під час тест-драйвів з різними штучними несправностями.

Використання байєсівського підходу для виявлення несправностей для діагностики великих і складних систем може призвести до проблем з обчисленнями та зберіганням. У цій магістерській роботі представлено три пропозиції щодо вирішення цієї проблеми.

Байєсовський підхід до усунення несправностей застосовано до діагностики дизельного двигуна. Дані збираються з реальних умов експлуатації з реалізованими несправностями та використовуються в розрахунках. В експериментах показано, що байєсівський підхід має хороший потенціал для діагностики сільськогосподарських машин і добре справляється із реальною проблемою.

Ключові слова: байєсовський підхід, діагностування, несправність, ймовірність, подія, система.

ANNOTATION

Matviychuk Sergey Alexandrovich. Optimization of diesel engine diagnostics for quick detection and troubleshooting. – *Qualification work on the rights of the manuscript.*

Qualification work for a master's degree in specialty 208 – Agricultural Engineering. - Polissya National University, Zhytomyr, 2020.

In the master's thesis, a Bayesian approach was developed for the rapid detection of faults when diagnosing diesel engines. The idea is to calculate the probability of certain faults in the system. Both qualitative and quantitative information is used for this purpose. One of the important sources of information is "training" data, which is collected during test drives with various artificial faults.

Using a Bayesian fault detection approach to diagnose large and complex systems can lead to computational and storage problems. This master's thesis presents three proposals for solving this problem.

The Bayesian approach to troubleshooting is applied to the diagnosis of a diesel engine. Data are collected from real operating conditions with implemented faults and used in calculations. Experiments have shown that the Bayesian approach has good potential for diagnosing agricultural machinery and copes well with the real problem.

Key words: Bayesian approach, diagnosis, malfunction, probability, event, system.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	5
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ МОЖЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ БАЙЄСІВСЬКОГО ПІДХОДУ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ПРОБЛЕМИ ДІАГНОСТУВАННЯ СТАНУ ВУЗЛІВ ТА АГРЕГАТІВ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ МАШИН.....	9
РОЗДІЛ 2 МЕТОДИКА БАЙЄСІВСЬКОГО МОДЕЛЮВАННЯ.....	12
РОЗДІЛ 3. ЗАСТОСУВАННЯ БАЙЄСІВСЬКОГО ПІДХОДУ ДЛЯ ДІАГНОСТУВАННЯ ДИЗЕЛЬНИХ ДВИГУНІВ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОЇ ТЕХНІКИ.....	16
ВИСНОВКИ.....	27
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	29

ВСТУП

Вантажні транспортні засоби повинні бути більш зручними, надійними та безпечними. Крім того, вони повинні споживати менше палива та бути екологічно чистішими [1-7]. Наприклад це означає, що несправності які спричиняють збільшення викидів, необхідно завчасно виявити. Щоб відповідати цим вимогам щодо комфорту та продуктивності використовуються вдосконалені комп'ютерні системи управління на основі сенсорів. Однак складність будови цих систем, робить вантажні транспортні засоби складнішими для обслуговування та ремонту. Таким чином необхідна система діагностики, яка виявляє та локалізує несправності в процесі технічного обслуговування і ремонту, так і для виявлення несправності під час експлуатації, щоб гарантувати безпеку експлуатації та мінімізувати вплив на навколишнього середовища.

Інформація про стан транспортного засобу отримується, наприклад, із спостережень за допомогою показань датчиків та інших вимірювань. Мета полягає у використанні спостережень від транспортного засобу для виявлення та визначення несправностей [1-6]. Однак, часто важко точно визначити, які є несправності. Наприклад припустимо, що ви помічаєте: фари вашого автомобіля не світяться при включеному запалені. Пояснень може бути декілька: акумулятор розпрямлений, лампа перегоріла, або кабель, що з'єднує лампу та акумулятор пошкоджений. У цьому випадку одиничне спостереження, що фари не запалюються, не дає достатньої інформації для розрізнення між трьома можливими помилками. В даному випадку інформація зі спостереження неповна.

Інша ситуація, яка ускладнює діагностику – коли спостереженням є вимірювання сигналів, які можуть спотворюватись під дією «шумів». Розглянемо для прикладу проблему спостереження, якщо рівень палива в баку занадто низький. Існує датчик, що вимірює рівень в паливному баку. Однак

коли машина їде по нерівній дорозі, пульсація на поверхні рідини ускладнює визначення справжнього рівня. У цій ситуації «шум» вносить невизначеність.

У процесі діагностики транспортного засобу спостереження використовуються для визначення несправностей. Для цього необхідно знати, які несправності впливають на кожне спостереження та як саме вони впливають. Один із підходів полягає у використанні моделі співвідношення між несправностями та спостереженнями. Однак побудова моделей для складних систем – це складне завдання, оскільки існує багато можливих варіантів для опису несправностей, а деякі з них можуть бути невідомими ефектами в системі. Ці помилки моделі та невідомі ефекти ускладнюють діагностування.

Альтернатива використання моделей для опису взаємозв'язків між несправностями та перешкодами спостереження – це використання даних записаних під час тест-драйвів транспортним засобом. Дані складаються із спостережень зафіксованих при різних несправностях у вантажівці. Ці дані можуть використовувати самостійно або разом з моделями в процесі діагностики.

Останні кілька років з'явилися нові інструменти, такі як StarFrec від Saab Combitech Systems, що дозволяють записувати велику кількість даних під час тривалих тест-драйвів на вантажівках. У майбутньому з'являться інструменти для збору даних з усього парку автомобілів. Ці нові можливості збору даних з транспортних засобів дозволять створити нові підходи для діагностування вантажних транспортних засобів. Однак завжди будуть одиничні несправності або комбінації несправностей з яких не буде існувати попередніх даних.

Мета і задачі дослідження. Мета досліджень – розробити сучасну систему діагностики дизельних двигунів сільськогосподарських машин.

Для досягнення поставленої мети необхідно було вирішити наступні задачі:

- Провести аналіз можливості та доцільності застосування байєсівського підходу для вирішення проблеми діагностування стану вузлів та агрегатів сільськогосподарських машин;
- Розробити методику байєсівського моделювання для розробки системи діагностування дизельних двигунів;
- Провести експлуатаційні випробовування розробленої системи діагностування.

Об'єкт дослідження: процес діагностування дизельних двигунів.

Предмет дослідження: закономірність виникнення відмов дизельного двигуна від параметрів стану його складових частин.

Методи дослідження. Дослідження виконано з використанням методів баєсової статистики, теорії ймовірності та об'єктивних методів діагностування технічного стану машин. Обробку експериментальних даних проведено за допомогою прикладних комп'ютерних програм.

Перелік публікацій за темою роботи:

1. **Матвійчук С.О.** Методика байєсівського моделювання. Збірник тез VI-ї всеукраїнської науково-практичної конференції *«Перспективи і тенденції розвитку конструкцій та технічного сервісу сільськогосподарських машин і знарядь»* 9-10 квітня 2020 року. Житомир : ЖАТК. С. 148-149.

2. **Матвійчук С.О.** Проблеми діагностування вантажних транспортних засобів. Збірник матеріалів I Всеукраїнської студентської науково-практичної конференції *«Теорія і практика сучасної науки очима молоді»* 26 березня 2020 року (проведено он-лайн 30 квітня 2020 року) м. Харків : ХНТУСГ ім. П. Василенка. С. 70-71.

3. Куликівський В.Л. **Матвійчук С.О.** Використання Байєсівського підходу для виявлення несправностей. Матеріали XXI Міжнародної наукової конференції *„Сучасні проблеми землеробської механіки”* присвяченої 90-річчю Харківського національного технічного університету сільського господарства ім. П. Василенка та 120-й річниці з дня народження академіка Петра

Мефодійовича Василенка. 17 – 18 жовтня 2020 року Харків : ХНТУСГ ім. П. Василенка. С. 72.

Практичне значення одержаних результатів. Основні результати досліджень спрямовані на розробку нового підходу для визначення несправностей при діагностуванні дизельних двигунів сільськогосподарської техніки.

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота складається із вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел з 19 найменувань. Загальний обсяг роботи становить 30 сторінок комп'ютерного тексту містить 2 таблиці і 9 рисунків.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ МОЖЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ БАЙЄСІВСЬКОГО ПІДХОДУ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ПРОБЛЕМИ ДІАГНОСТУВАННЯ СТАНУ ВУЗЛІВ ТА АГРЕГАТІВ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ МАШИН

Для задоволення зростаючих вимог до надійності, зручності, економічності та безпечності сільськогосподарських машин необхідно виявляти несправності на початкових етапах експлуатації [1-13]. Для задоволення цих потреб використовуються комп'ютерні системи на основі датчиків. Неповна інформація діагностики, перешкоди та помилки призводить до неякісних показників діагностики. Існує чотири основні проблеми діагностики:

- Як визначити обсяг «всієї необхідної інформації» і як вона перетворюється в корисну;
- Як вибрати розподіли ймовірностей для обчислень і як знайти залежностями між вхідними величинами і результатом діагностики;
- Як обробляти інформацію, якщо по деяким несправностям доступна лише обмежена кількість даних;
- Зростанням кількості інформації потребує зростання оперативної пам'яті.

Є багато способів вирішення проблеми невизначеності та ймовірності. Одним із перспективних способів є байєсівське моделювання. Під цим терміном слід розуміти опис явищ в байєсівських рамках тобто зі змінними, які описуються розподілом ймовірностей, а також зв'язками та залежностями між змінними. Вивчення даних моделей є доволі складним завданням, оскільки реальний світ складний і може містити приховані залежності та незвичний розподілу. Важливою проблемою при моделюванні є питання визначення попередніх ймовірностей.

Ідея використання Байєсівського підходу (Bayesian) [14 – 19] полягає в тому, щоб обчислити ймовірність наявності певних несправностей в системі.

Для цього використовується як якісна, так і кількісна інформація. Наприклад, можна використовувати знання про ймовірність різних несправностей та інформацію про поведінку яку слід очікувати під час спостережень коли присутні різні несправності. Одним із важливих джерел інформації є навчальні дані, які збираються під час тест-драйвів з різними усунутими несправностями.

Головною перевагою байєсівських методів [14], є можливість поєднання інформації з різними характеристиками. Це полегшує ізоляцію несправностей з яких доступна лише розпливчата інформація і не потрібна явна модель системи, що діагностується (її можна використовувати якщо вона є). Крім того, байєсівський підхід дозволяє діагностувати раніше невідомі несправності, про які взагалі немає інформації. У поєднанні з теорією прийняття рішень, байєсівська теорія ймовірності є інструментом для визначення найкращих дій для зменшення наслідків несправності [16].

Використання байєсівського підходу для виявлення несправностей для діагностики великих і складних систем може призвести до проблем з обчисленнями та зберіганням [18]. Нами запропоновано три варіанта щодо вирішення цих проблем. По-перше було помічено, що групи несправностей можуть мати однакову ймовірність. Такі несправності можна розрізнити лише за попередньою ймовірністю. Групуючи ці несправності за класами еквівалентності, кількість необхідних обчислень можна зменшити без втрати ефективності діагностики. По-друге, використовуючи структуру обчислень, зазначається, що базові розподіли можуть зберігатися дуже ефективно. За певних, не дуже рестрикційних, припущень спосіб зберігання значно зменшує необхідну ємність. Нарешті, якщо попередні два спрощення не є достатніми було показано, що проблему можна апроксимувати, розділивши її на безліч підзадач за допомогою байєсівських методів. Кожну з цих підзадач можна вирішити за допомогою представлених методів.

Нами запропоновано методи інтеграції додаткової інформації, такі як знання про ті помилки, які фактично впливають на кожне спостереження.

Показано, що інформація, яка використовується в більш традиційних алгоритмах ізоляції (напр. метод структурованих залишків та алгоритм Шерлока) можна перевести в імовірнісні терміни.

Висновок по розділу 1

Застосування Байєсівського методу для діагностики складних машин дасть можливість поєднати інформацію про об'єкт з різними характеристиками. Це полегшує ізоляцію несправностей, з яких доступна лише розпливчаста інформація. Крім того, байєсівський підхід дозволяє діагностувати раніше невідомі несправності, про які взагалі немає інформації. У поєднанні з теорією прийняття рішень, байєсівська теорія ймовірності є інструментом для визначення найкращих дій, які слід виконати для зменшення наслідків несправності.

РОЗДІЛ 2

МЕТОДИКА БАЙЄСІВСЬКОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Для визначення реальних подій в умовах невизначеності використовуємо ймовірнісний підхід. При цьому необхідно знати причино-наслідкові зв'язки між змінними та визначати основні попередні ймовірності. Для визначення подій в складних системах сільськогосподарських машин застосуємо байєсівське моделювання. Під байєсівське моделювання слід розуміти опис реального світу в світу в байєсівських рамках, тобто зі змінними, які описуються розподілом ймовірностей, а також зв'язками та залежностями між змінними. Вивчення байєсівських моделей часто є складним завданням, оскільки реальний світ складний і має безліч прихованих залежностей. Іншим важливим параметром байєсівського моделювання є спосіб визначення попередніх ймовірностей [14 – 19].

Завданням діагностики складних систем сільськогосподарських машин є завдання зробити висновок про деякі змінні:

$$W = (w_1, \dots, w_N), \quad (2.1)$$

дані навчальних даних X та довідкова інформація I :

$$p(W|X, I) \quad (2.2)$$

У магістерській роботі основним підходом є безпосереднє обчислення ймовірності (2.2.) без будь-яких інших припущень. При загальному підході вирішення ймовірності (2.2) базується на оцінці моделі навчальних даних X , а потім використання цієї моделі у розрахунках.

Під байєсівською моделлю O для змінних W ми маємо на увазі специфікацію спільної ймовірності змінних, тобто специфікацію всіх

залежностей та базових ймовірностей. Припустимо, що з огляду на модель O , дані навчання про W не дають додаткової інформації. З точки зору ймовірностей, запишемо:

$$p(W|O, X, I) = p(W|O, I) \quad (2.3)$$

Для порівняння запропонованого методу в магістерській роботі з методами, де модель O^* оцінюється на основі навчальних даних X , ми досліджуємо, наскільки $p(W|O^*, I)$ наближається до $p(W|X, I)$, та з урахуванням яких умов виходить рівність. Почнемо з маргіналізації над усіма ймовірнісними моделями O ,

$$p(W|X, I) = \int p(W|X, O, I) f(O|X, I) dO = \int p(W|O, I) f(O|X, I) dO. \quad (2.4)$$

В даній роботі при складанні ймовірнісного плану, коли ми використовуємо певну модель O^* , ми робимо припущення:

$$f(O|X, I) = \delta(O - O^*), \quad (2.5)$$

де $\delta(x)$ – розподіл з усією масою ймовірності, сфокусованою в $x = 0$. За припущенням (2.5) рівняння (2.4) стає:

$$p(W|X, I) = p(W|O^*, I). \quad (2.6)$$

Коли розподіл $f(O|X, I)$ вузький, а маса ймовірності сфокусована замкнена до O^* , (2.5) є гарним наближенням. Це відбувається, наприклад, коли одна модель набагато вірогідніша за всі інші. Однак (2.5) може бути надто вагомим припущенням. Особливо, коли даних про навчання недостатньо, а попередні знання про структуру невідомі $f(O|X, I)$ і як правило широкі.

Перед застосуванням байєсівські моделі у процесі діагностування дизельних двигунів, нам потрібно більш детально визначити, що ця модель включає.

Припустимо, що існує N дискретних змінних w_i , $i = 1, \dots, N$. Необхідно визначити наскільки ймовірно, що змінні приймають певні значення, враховуючи поточний стан знань. Тобто визначити:

$$p(w_1, w_2, \dots, w_N | I), \quad (2.7)$$

За допомогою правила добутку розподіл ймовірностей (2.7) можна записати:

$$p(w_1, w_2, \dots, w_N | I) = \prod_{i=1}^N p(w_i | w_1, \dots, w_{i-1}, I). \quad (2.8)$$

У байєсівській моделі O зазначено, яка саме змінна w_1, \dots, w_{i-1} дійсно впливає на ймовірність w_i , тобто від яких змінних w_i залежить. Використовуючи позначення $Pa(w_i)$ для підмножини змінних w_1, \dots, w_{i-1} , від яких w_i залежить.. Враховуючи модель O , спільну ймовірність змінних можна записати:

$$p(w_1, w_2, \dots, w_N | O, I) = \prod_{i=1}^N p(w_i | Pa(w_i), O, I). \quad (2.9)$$

Це дає точний спосіб обчислення всіх ймовірностей. Досить часто залежність від моделі O не наводиться, а передбачається, що вона включена у довідкову інформацію I .

Висновки по розділу 2.

В даному розділі представлена загальна методика байєсівське моделювання, що дозволяє здійснювати опис реального світу в байєсівських рамках, тобто зі змінними, які описуються розподілом ймовірностей, а також зв'язками та залежностями між змінними. Даний метод визначення ймовірнісних подій запропоновано покласти в основу розробленої системи діагностування дизельних двигунів.

РОЗДІЛ 3

ЗАСТОСУВАННЯ БАЙЄСІВСЬКОГО ПІДХОДУ ДЛЯ ДІАГНОСТУВАННЯ ДИЗЕЛЬНИХ ДВИГУНІВ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОЇ ТЕХНІКИ

Для визначення доцільності застосування запропонованих методів виявлення невірностей були проведені експлуатаційні дослідження на прикладі двигуна вантажного автомобіля Scania. Двигун був оснащений рециркуляцією відпрацьованих газів та турбонаддувом з системою VGT. В цьому розділі основну увагу приділяють діагностиці системи живлення (тільки подачі повітря) і системі викидів відпрацьованих газів (рис. 3.1). У системі газового потоку існує 10 діагностичних компонентів (табл. 3.1). В цьому випадку всі розглянуті складові обладнанні датчиками всі інші компоненти (труби, кабелі та виконавчі механізми) не обладнанні датчиками, але вони також можуть бути діагностовано цим методом. В ДВЗ є багато інших компонентів, які можуть вийти з ладу, але вони не враховуються в цих експериментах.

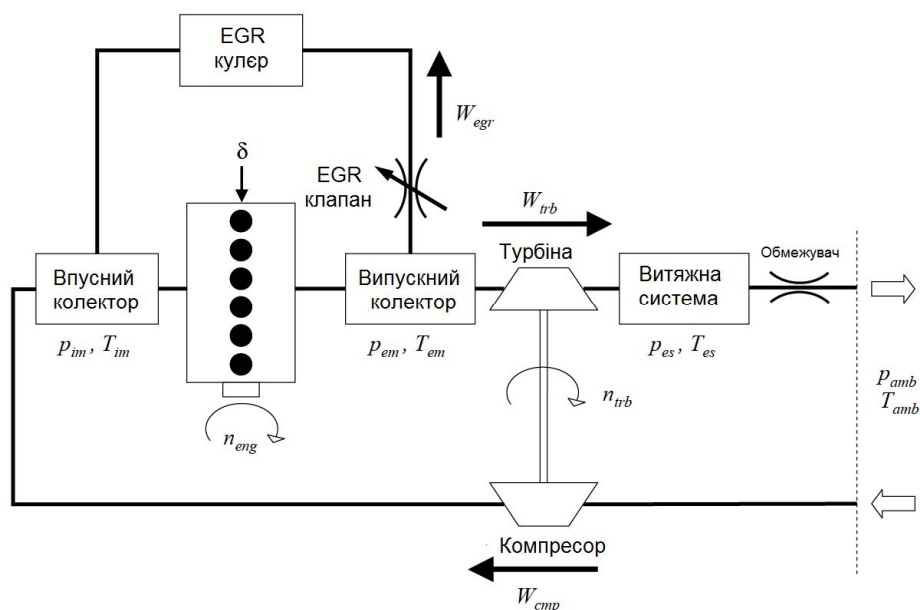


Рис. 3.1. Схематична схема потоку повітря та газу через дизельний двигун з EGR та VGT.

Таблиця 3.1 – Датчики в дизельному двигуні

Датчик	Опис
p_{em}	Тиск вихлопних газів
p_{im}	Тиск у вхідному колекторі
T_{im}	Температура у впускному колекторі
p_{amb}	Тиск навколишнього середовища
T_{amb}	Температура навколишнього середовища
u_{EGR}	Положення клапана EGR
u_{vgt}	Положення клапана VGT
w_{cmp}	Потік через компресор
n_{eng}	Частота обертання колінчастого вала
n_{trb}	Швидкість турбіни

В розроблені вимірювання проводяться датчиками представленими в табл. 3.1, але надзвичайно важко визначити несправність за безпосередньо вимірними результатами. Тому результат отримуємо за допомогою моделей та вимірювань. Результат це функція відомих змінних (вимірювання датчиків), яка у випадку справності близька до нуля, а у випадку несправності відхиляється від нуля. Якщо дефект присутній, а результат відхиляється від нуля то можна стверджувати, що функція реагує на несправність. Результат дискретизується, а дискретизовані результати використовуються як спостереження. Для поточного застосування результати формуються автоматично з допомогою моделі ДВЗ, структурного аналізу та схеми реалізації.

На рис. 3.2. побудовано один з автоматично генерованих результатів. У верхньому графіку несправність w_{cmp} з'являється при $t = 700$ °C, а в нижньому графіку несправність в t_{im} з'являється при $t = 620$ °C. Результати дискретизують, а потім використовують як спостереження. Структура несправностей або спостереження представлені в табл. 3.2. Той факт, що несправність компонента c_i теоретично може вплинути на спостереження d_j позначимо значком X .

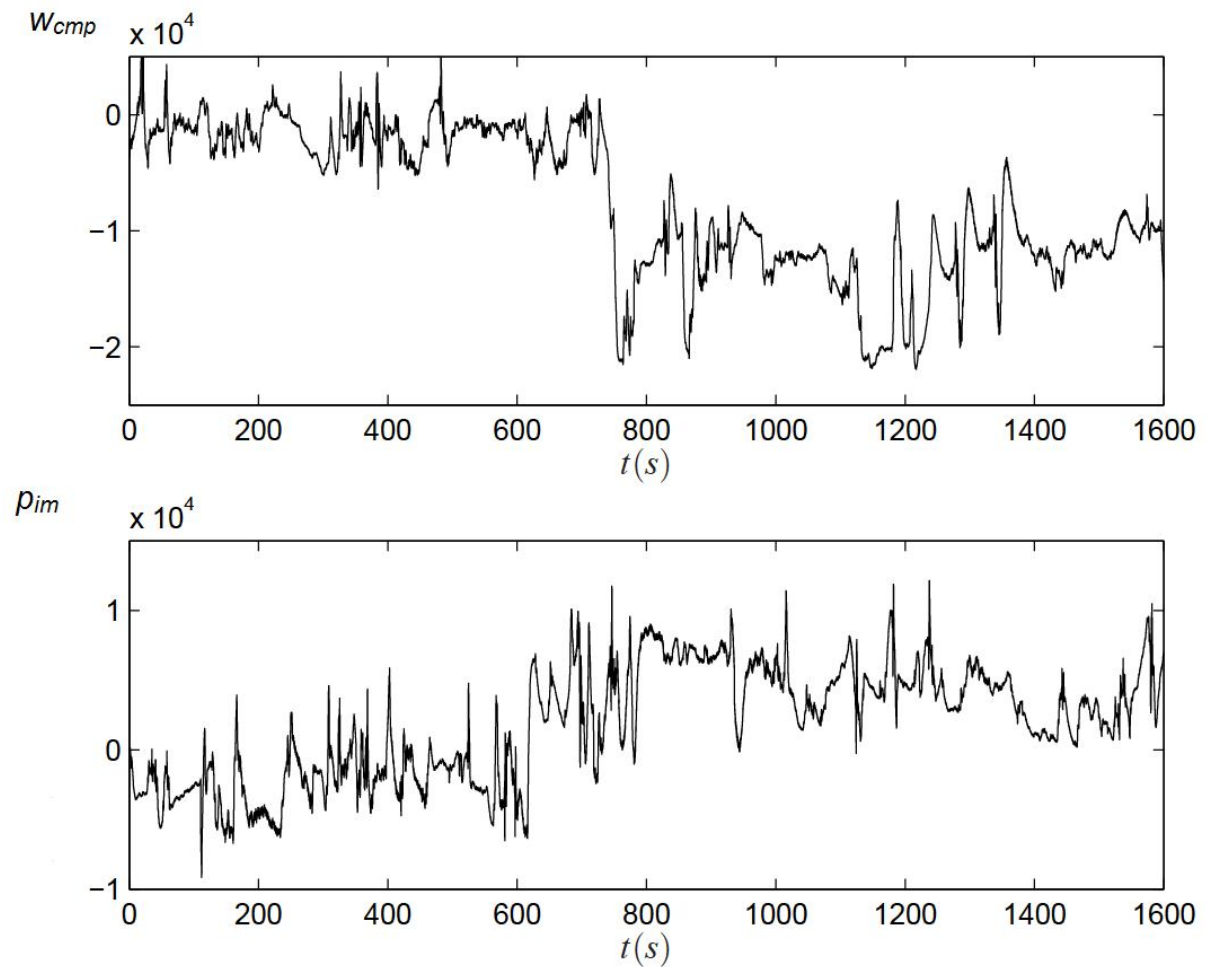


Рис. 3.2. Один із автоматично генерованих результатів. У верхньому графіку несправність w_{cmp} з'являється при $t = 700$ °С, а в нижньому графіку несправність у t_{im} з'являється при $t = 620$ °С.

Структура імовірності вказує на структуру прийняття рішень, але результати імовірності походять від математичних співвідношень, тоді як структура прийняття рішень базується на подвійних спостереженнях. При значенні рішення «0» означає, що результат не переходить дозволених меж для цієї несправності. В свою чергу це пов'язано з відсутністю несправності або з тим, що занадто високо встановлено поріг.

Кожен з компонентів має п'ять кінцевих значень: відсутність помилки, позитивні та негативні упередження та позитивні та негативні підсилення. Метою діагностики є виявити несправний компонент системи.

Таблиця – 3.2. Структура утворення результатів в експерименті

	n_{eng}	n_{trb}	p_{amb}	p_{em}	p_{im}	t_{amb}	t_{im}	u_{EGR}	u_{vgt}	w_{cmp}
d_1	0	X	X	0	X	X	0	0	0	X
d_2	0	X	X	0	X	X	0	0	0	X
d_3	X	X	X	0	0	X	X	X	X	0
d_4	X	X	X	0	0	0	X	X	X	X
d_5	X	X	X	X	X	X	X	X	0	0
d_6	X	X	X	X	X	0	X	X	0	X
d_7	X	X	X	X	0	X	X	X	X	0
d_8	X	X	X	X	0	X	X	X	0	X
d_9	X	X	X	0	X	X	X	X	X	0
d_{10}	X	X	X	0	X	0	X	X	X	X
d_{11}	X	0	X	X	0	X	X	X	X	0
d_{12}	X	0	X	X	0	0	X	X	X	X
d_{13}	X	0	X	0	X	X	X	X	X	0
d_{14}	X	0	X	0	X	0	X	X	X	X
d_{15}	X	X	X	X	0	X	X	X	0	X
d_{16}	X	X	X	0	X	X	X	X	X	0
d_{17}	X	X	X	0	0	X	X	X	X	X
d_{18}	X	X	X	0	0	X	X	X	X	X

На даний час існують тільки навчальні дані з окремих несправностей n_{eng} , n_{trb} , p_{amb} , p_{em} , p_{im} , t_{amb} , t_{im} , u_{EGR} , u_{vgt} , w_{cmp} .

В даній роботі для діагностики дизельних двигунів використовується байєсівський метод ізоляції несправностей. Розроблена система представлена в табл. 3.2.

Використовуючи табличні данні (табл. 3.3) отримано результати роботи системи ізоляції представлених на рис. 3.3.

Таблиця 3.3 – Параметри, які використовуються.

Параметр	Значення
Спостереження	d_1, \dots, d_{10}
Дискретизація	$k_i = 3, K = 3^{10} \approx 60,000$
Режим діагностування	M_{train}
Навчальні данні $N^A f$	3000
Похибки даних N^B	3000
$p(m I)$	ВІДПОВІДНО
$p(d m = B, I)$	$\alpha_k^B = 1$
Оцінка режимів	$M_{train} \cup \{p_{em} \& u_{EGR}, p_{em} \& p_{im}\}$

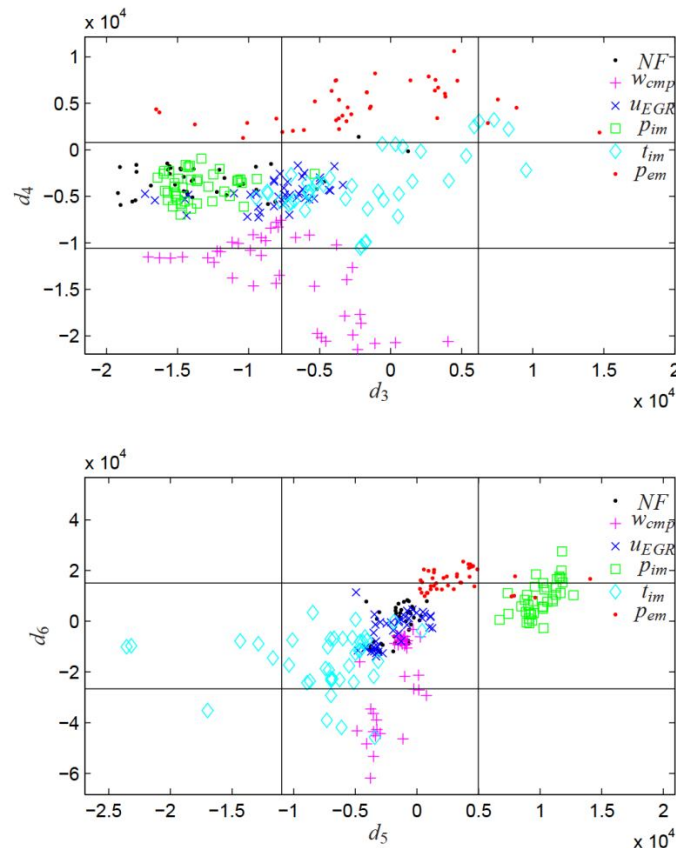


Рис. 3.3. Результати спостережень d_3 та d_4 та d_5 та d_6 з діагностованих режимів.

На двох графіках (рис. 3.3) показано діагноз, коли основний режим – це раніше невідома помилка. Якщо очікується, що несправності в UC будуть частішими, попередня ймовірність цього режиму повинна бути збільшена.

Режим UC оцінюється з використанням даних двох випадків одночасних несправностей в p_{em} та u_{EGR}) та несправності в p_{em} та p_{im} . У першому випадку режиму UC присвоюється друга за величиною ймовірність, після режиму NF . У другому випадку режиму p_{im} присвоюється друга за величиною ймовірність. Причина полягає в тому, що дані з p_{im} & p_{em} нагадують дані з p_{im} . Очікуваний результат наведено на рис. 3.4.

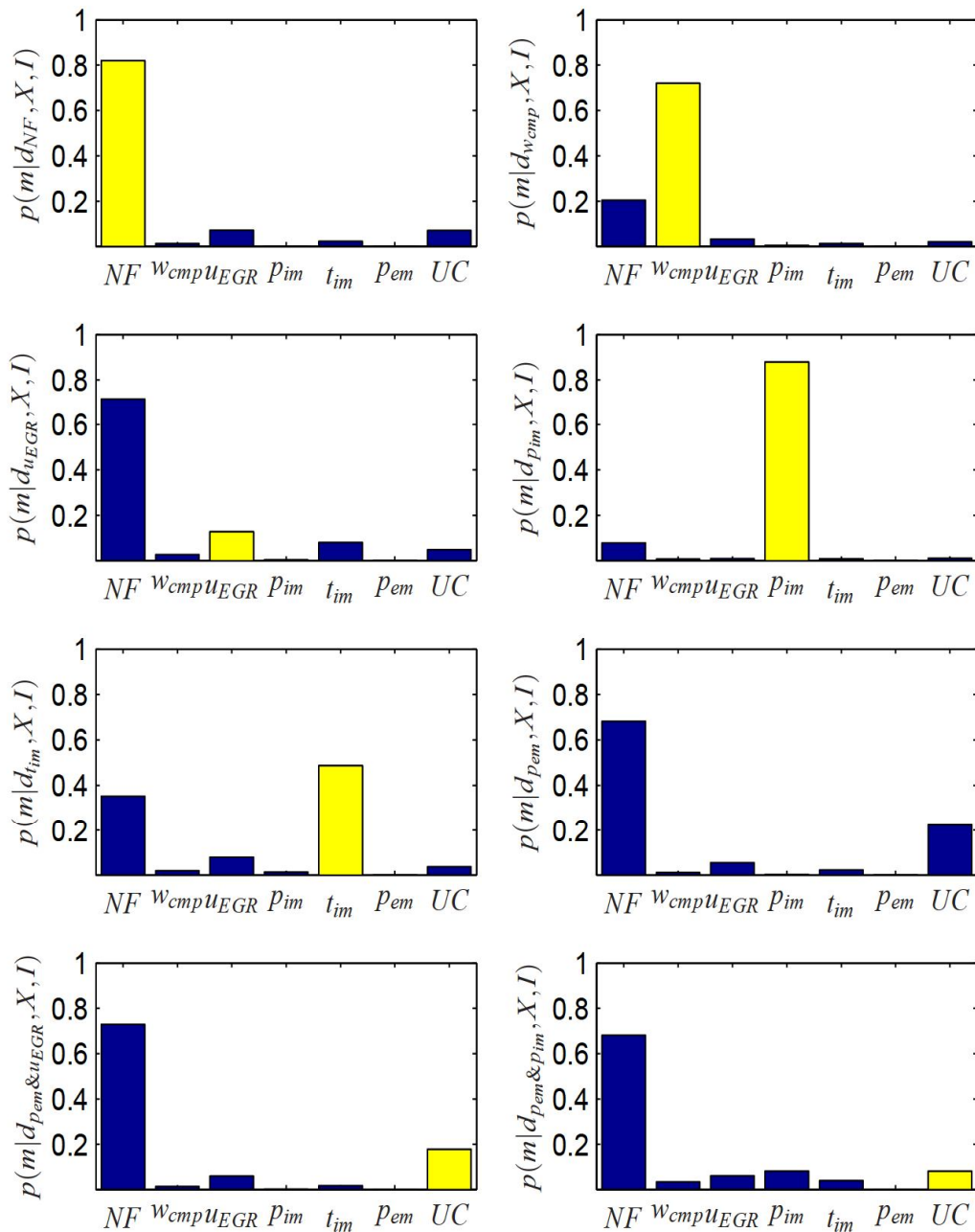


Рис. 3.4. Визначена ймовірність кожного режиму використовуючи систему ізоляції і оцінена на всіх режимах $M_{train} \cup \{p_{em} \& u_{EGR}, p_{em} \& p_{im}\}$.

Для визначення ефекту додавання значення навчальних даних використовували 10, 60, 300, 600, 3000 та 6000 навчальних зразків з кожного діагностованого режиму. В експерименті використовуються два спостереження d_2 і d_3 . Всі інші параметри під час експериментів підтримуються постійними.

Кількість збережених даних та середня очікувана достовірність, тобто середня вірогідність, присвоєна справжньому режиму представлені на рис. 3.5.

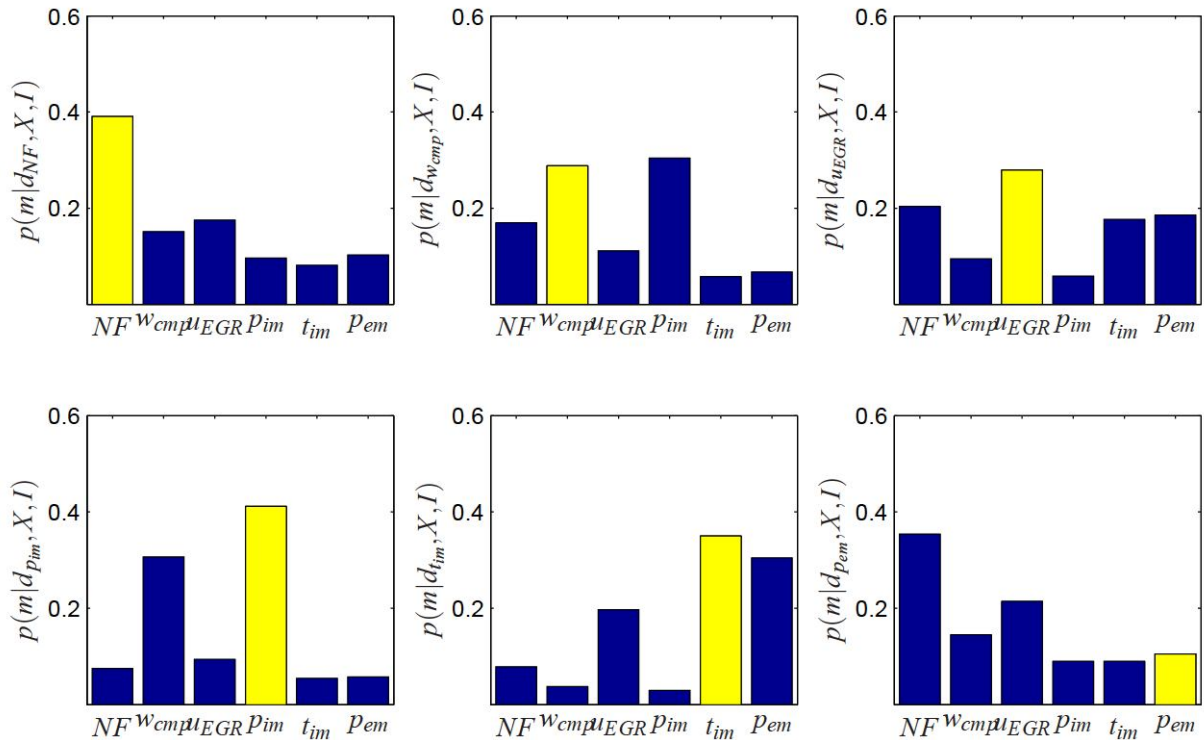


Рис. 3.5. Результат розробленої байєсівської діагностичної системи для дизельних двигунів сільськогосподарських машин

Зростання кількості даних призводить до корекції ймовірності результатів в більш об'єктивну сторону. Зростання кількості навчальних даних дає кращий діагностичний показник (рис. 3.6).

Коли застосовується дискретизація, для досягнення найкращої можливої ізоляції необхідно більше навчальних даних. Зокрема, для невеликої кількості навчальних даних система ізоляції з використанням $K_i = 3$ працює ефективніше, ніж система ізоляції з використанням $K_i = 6$.

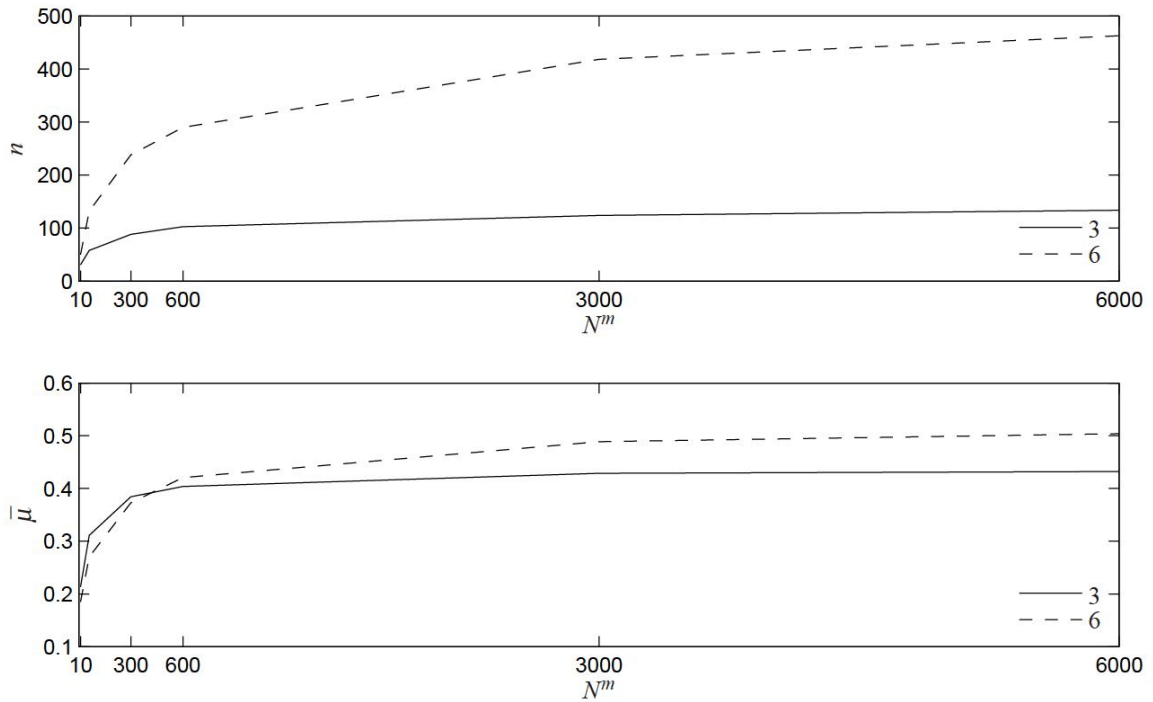


Рис. 3.6 Кількість збережених елементів та середня очікувана достовірність як функція кількості навчальних даних. Суцільна лінія представляє результати, коли спостереження, де $K_i = 3$ і пунктирна $K_i = 6$.

У цьому експерименті визначалися лише вплив кількості спостережень. Ефективність системи ізоляції також буде залежати від того, які спостереження будемо використовувати. Хоча це доволі цікаве питання, воно виходить за межі завдання, які отримані мною від керівника магістерської роботи.

Далі нами був проведений експеримент по визначенню впливу інформації, наданої структурою причинності. Структуру причинності отримують, замінюючи $X: s$ у структурі несправностей на знаки «-» в табл. 3.1..

Сама структура випадковості не означає, що її можна переписати як структуру причинності. Отже, відношення $p(d_i|B_j, X, I) = p(d_i|NF, X, I)$ для кожного 0 у рядку i та стовпці j перевіряється. Структура причинності для двох спостережень:

	NF	p_{em}	p_{im}	t_{im}	u_{EGR}	w_{cmp}
d_2	0	0	-	0	0	-
d_3	0	0	0	-	-	0

Розроблено дві системи ізоляції на основі двох спостережень d_2 і d_3 . В системі ізоляції I_0 використовується вихідна інформація I_0 , яка не включає жодної інформації про структуру причинності. В ізоляційній системі I_C використовується фонові інформація I_C , яка включає I_0 та структуру причинності C . Усі інші параметри однакові в обох ізоляційних системах.

На рисунку 3.7 показана ймовірність, присвоєна кожному режиму для системи ізоляції I_0 , а на рисунку 3.8 наведені ті ж результати для схеми ізоляції I_C .

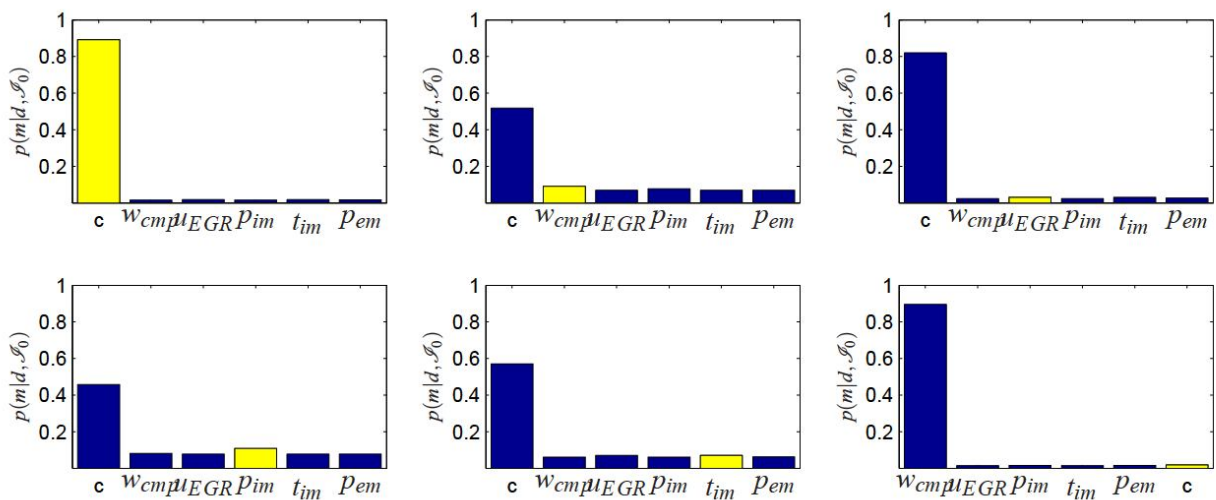


Рис. 3.7. Середня ймовірність різних режимі з використанням системи ізоляції I_0 .

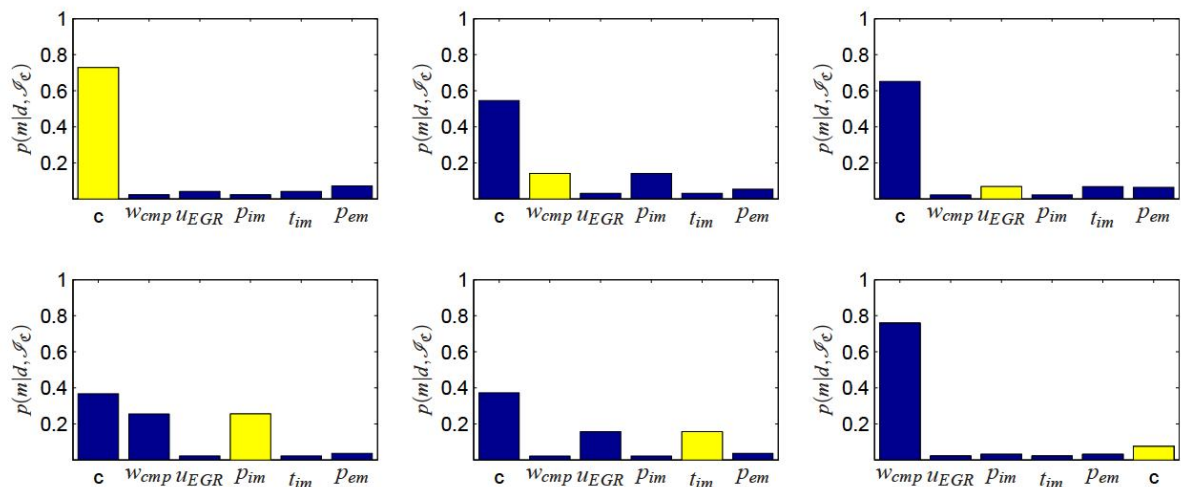


Рис. 3.8. Середня ймовірність різних режимі з використанням системи ізоляції I_C .

Порівнюючи рисунки 3.7 та 3.8 видно, що всім несправностям присвоюється більша ймовірність, якщо замість системи ізоляції I_0 використовується система ізоляції I_C . Коли є несправність система ізоляції I_0 призначає майже однакові ймовірності всім несправностям. З іншого боку, система ізоляції I_C присвоює під множинним несправностям низьку ймовірність.

На рисунку 3.9 представлено середню ймовірність правильності для ізоляційних систем I_0 (чорний) та I_C (білий). Ізоляція всіх несправностей покращується за допомогою структури причинності. З іншого боку, зменшується ймовірність присвоєна NF , коли відсутні несправності.

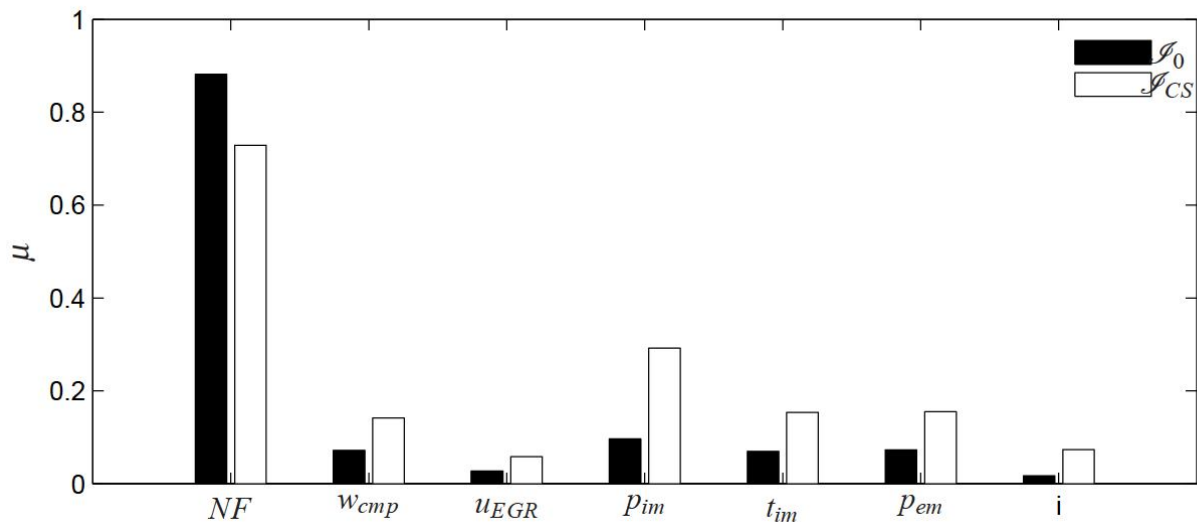


Рис. 3.9. Середня ймовірність для системи ізоляції I_{CS} та для ізоляції I_0 , використовуючи ту саму попередню інформацію.

Висновки по розділу 3.

В даному розділі магістерської роботи експериментальним методом перевірено можливість застосування байєсовського підходу для усунення несправностей дизельного двигуна на основі його діагностики. Дані збираються з реальних умов експлуатації з реалізованими несправностями та

використовуються в розрахунках. В експериментах показано, що байєсівський підхід має хороший потенціал для діагностики сільськогосподарських машин і добре справляється із реальною проблемою. Порівняно з методами, заснованими на структурованих залишках, байєсівський підхід дає вищу ймовірність виявлення та кращу ізоляцію справжньої основної помилки.

ВИСНОВКИ

У магістерській роботі було розроблено байєсівський підхід для швидкого виявлення несправностей під час діагностування дизельних двигунів. Ідея полягає в тому, щоб обчислити ймовірність наявності певних несправностей в системі. Для цього використовується як якісна, так і кількісна інформація. Одним із важливих джерел інформації є «навчальні» дані, які збираються під час тест-драйвів з різними штучними несправностями.

Головною перевагою байєсівських методів, запропонованих у цій магістерській роботі, є можливість поєднання інформації з різними характеристиками. Це полегшує ізоляцію несправностей, з яких доступна лише розпливчата інформація. Крім того, байєсівський підхід дозволяє діагностувати раніше невідомі несправності, про які взагалі немає інформації. У поєднанні з теорією прийняття рішень, байєсівська теорія ймовірності є інструментом для визначення найкращих дій, які слід виконати для зменшення наслідків несправності.

Використання байєсівського підходу для виявлення несправностей для діагностики великих і складних систем може призвести до проблем з обчисленнями та зберіганням. У цій магістерській роботі представлено три пропозиції щодо вирішення цієї проблеми.

Представлені методи інтеграції додаткової інформації, такі як знання про ті помилки, які фактично впливають на кожне спостереження. Показано, як інформація, яка використовується в більш традиційних алгоритмах ізоляції, напр. метод структурованих залишків та алгоритм Шерлока, можна перевести в імовірнісні терміни.

Байєсовський підхід до усунення несправностей застосовано до діагностики дизельного двигуна. Дані збираються з реальних умов експлуатації з реалізованими несправностями та використовуються в розрахунках. В експериментах показано, що байєсівський підхід має хороший

потенціал для діагностики сільськогосподарських машин і добре справляється із реальною проблемою. Порівняно з методами, заснованими на структурованих залишках, байєсівський підхід дає вищу ймовірність виявлення та кращу ізоляцію справжньої основної помилки.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Гюнтер Г. Диагностика дизельных двигателей. Москва : ЗАО "КЖИ "За Рулем", 2004. 176 с.
2. Ежов С. П., Назаров Н. И. Диагностика двигателей внутреннего сгорания Учебное пособие. Москва : МАДИ, 1987. 40 с.
3. Молодик М. В. Наукові основи технічного обслуговування і ремонту машин у сільському господарстві. Кіровоград: КОД. 2009. 180 с.
4. Черновол М. І. Надійність сільськогосподарської техніки: Підручник. Кіровоград :КОД, 2010. 320 с.
5. Вознюк Л. Ф., Іщенко В. В., Михайлович Я. М. Технічне обслуговування і діагностування сільськогосподарських машин. Київ : Урожай, 1994. 213 с.
6. Головчук А. Ф., Орлов В. Ф., Строков О. П. Експлуатація та ремонт сільськогосподарської техніки: підручник. Кн.1. Трактори. Київ: Грамота, 2003. 336 с.
7. Яковлев В. Ф. Диагностика электронных систем автомобиля. Учебное пособие. Москва : СОЛОН-Пресс, 2003, 272 с.
8. Генкин М. Д. Виброакустическая диагностика машин и механизмов. Москва : Машиностроение, 1987. 288 с.
9. Сырбаков А. П., Корчуганова М. А., Чернышов Н. С. Техническая диагностика ДВС по параметрам вибрации. *Вестник Иркутской государственной сельскохозяйственной академии*. 2011. Вып. 47. С. 110-116.
10. Рубльов В. І., Войтюк В. Д. Управління якістю технічного сервісу і сільськогосподарської техніки при постачанні: посібник. Київ : Видав НАУ, 2006. 236 с.
11. Лауш П. В., Василенко І. Ф., Лесюк Т. П. Технічне обслуговування та ремонт сільськогосподарської техніки: підручник в 2-х ч. Кіровоград : ПОЛІМЕД-Сервіс, 2007.

12. Киселев Ю. В. Основы теории технической диагностики: учеб. пособие. Самара : Изд-во Самар. гос. ун-та, 2004. 138 с.
13. Мигаль В. Д. Техническая диагностика автомобильных двигателей. В 3-х т. Т. 1. Объекты и методы диагностирования : учеб. пособие. Харьков : Майдан, 2014. 458 с.
14. Дедков В. С. Байєсівський підхід для розв'язання задач інвестування за умов стохастичної невизначеності : магістерська дис. : 124 Системний аналіз / Дедков Владислав Сергійович. Київ: КПІ 2018. 136 с.
15. Бондаренко Я. С. Посібник до вивчення дисципліни “Байєсівський аналіз даних”. Дніпро : Ліра, 2018. 40 с.
16. Савчук В.П. Байесовские методы статистического оценивания: Надежность технических объектов. М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1989. 328 с.
17. Tipping M. Sparse Bayesian Learning. *Journal of Machine Learning Research*, 1, 2019, pp. 211-244
18. Burges C. Tutorial on Support Vector Machines *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2, 1998, 121-167.
19. Ветров Д. П., Кропотов Д. А. Байесовские методы машинного обучения, учебное пособие по спецкурсу, 2007 [Электронный ресурс] - Режим доступа:<http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%91%D0%BC%D0%BC%D0%BE>.