

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 004.78:004.891.2

DOI <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2024.2.14>

С. Г. АНТОЩУК

доктор технічних наук, професор,
директор Інституту комп'ютерних систем
Національний університет «Одеська політехніка»
ORCID: 0000-0002-9346-145X

Н. О. КОМЛЕВА

кандидат технічних наук, доцент,
завідувач кафедри інженерії програмного забезпечення
Національний університет «Одеська політехніка»
ORCID: 0000-0001-9627-8530

ОПТИМІЗАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ ДІАГНОСТУВАННЯ

У даній статті розглядається актуальне завдання розробки оптимізаційних моделей для інтелектуальних систем діагностики, яке має важливе значення для підвищення ефективності діагностичних процесів у різних галузях. Стаття зосереджується на вивченні та систематизації сучасних методів математичного моделювання та алгоритмів інтелектуального аналізу даних, які використовуються для оптимізації прийняття рішень у діагностичних системах. Актуальність теми полягає в потребі інтегрувати новітні технології аналізу даних та математичного моделювання для підвищення точності, швидкості та ефективності діагностичних систем. В рамках дослідження створено оптимальні моделі, які дозволяють ефективно враховувати доступні ресурси та інструменти, необхідні для розв'язання специфічних діагностичних задач. Моделі інтегрують основні елементи для ефективного розподілу ресурсів і задоволення вимог експертів та визначають множину діагностичних параметрів у сукупності з множиною засобів для їх вимірювання. Особлива увага приділяється адаптації цих моделей для специфіки різних діагностичних завдань, включаючи інтеграцію інтелектуальних компонентів, таких як машинне навчання та штучний інтелект, які сприяють підвищенню точності діагнозів та оптимізації процесів. Інтеграція в модель алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту передбачає використання матриці ефективності, яка відображає ступінь доцільності застосування запропонованих алгоритмів для вирішення певних діагностичних задач. Розроблена технологія моделювання інтелектуальних діагностичних систем з урахуванням цих моделей, що демонструє практичну застосовність та можливості тестування в реальних умовах. Значний обсяг роботи присвячено випробуванню розроблених моделей через реалізацію програмного інструменту «Optimization modeling of medical diagnosis». Цей інструмент не тільки дозволяє тестувати моделі в контрольованих умовах, але й забезпечує їхню адаптацію до реальних діагностичних сценаріїв, значно підвищуючи практичну цінність дослідження. Він забезпечує обчислення параметрів моделей, їх візуалізацію в зручному форматі та можливість швидкого коригування залежно від специфіки задачі.

Ключові слова: інтелектуальна система, оптимізація, математична модель, система діагностики, адаптація, ресурс.

S. G. ANTOSHCHUK

Doctor of Engineering Sciences, Professor,
Director of the Institute of Computer Systems
Odesa Polytechnic National University
ORCID: 0000-0002-9346-145X

N. O. KOMLEVA

PhD, Associate Professor,
Head of Software Engineering Department
Odesa Polytechnic National University
ORCID: 0000-0001-9627-8530

OPTIMIZATION MODELING OF INTELLIGENT DIAGNOSTIC SYSTEMS

This article considers the actual task of developing optimization models for intelligent diagnostic systems, which is important for increasing the efficiency of diagnostic processes in various industries. The article focuses on the study and systematization of modern methods of mathematical modeling and algorithms of intelligent data analysis, which are used to optimize decision-making in diagnostic systems. The relevance of the topic lies in the need to integrate the latest

technologies of data analysis and mathematical modeling to increase the accuracy, speed and efficiency of diagnostic systems. As part of the research, optimal models have been created that allow us to effectively take into account the available resources and tools needed to solve specific diagnostic problems. The models integrate the main elements for efficient allocation of resources and meeting the demands of experts and define a set of diagnostic parameters together with a set of means to measure them. Special attention is paid to the adaptation of these models for the specifics of various diagnostic tasks, including the integration of intelligent components, such as machine learning and artificial intelligence, which contribute to increasing the accuracy of diagnoses and optimizing processes. The integration of machine learning algorithms and artificial intelligence into the model involves the use of an efficiency matrix that reflects the degree of feasibility of using the proposed algorithms to solve certain diagnostic problems. Modeling technology of intelligent diagnostic systems has been developed taking into account these models, which demonstrates practical applicability and testing capabilities in real conditions. A significant amount of work is devoted to testing the developed models through the implementation of the "Optimization modeling of medical diagnosis" software tool. This tool not only allows testing models in controlled conditions, but also ensures their adaptation to real diagnostic scenarios, significantly increasing the practical value of research. It provides calculation of model parameters, their visualization in a convenient format and the possibility of quick adjustments depending on the specifics of the task.

Key words: intelligent system, optimization, mathematical model, diagnostic system, adaptation, resource.

Постановка проблеми

В умовах сучасного динамічного світу спроможність точно аналізувати ситуації та приймати обґрунтовані рішення у складних і невизначених умовах стає ключовою для успіху в різноманітних областях діяльності. Особливу актуальність це набуває у контексті розробки інтелектуальних систем діагностики та прийняття рішень, де необхідно швидко адаптуватися до змінюваних умов і забезпечувати високу точність обробки інформації. Значущість створення ефективних математичних моделей та алгоритмів, які можуть оперувати в умовах невизначеності, визнається у широкому спектрі дисциплін – від фінансів та логістики до соціальних наук і медицини.

Невизначеність може проявлятися у різних формах: від неповноти та невизначеності даних до швидких змін у зовнішніх умовах, що впливають на роботу систем. Традиційні підходи до прийняття рішень часто виявляються недостатньо гнучкими для адекватного реагування на такі виклики, підкреслюючи потребу в розробці нових, більш адаптивних технологій. Особливо це стосується медичної галузі, де швидкість та точність діагностики можуть мати безпосередній вплив на здоров'я та навіть життя людей. У контексті пульмонології, де діагностика захворювань легенів вимагає високої точності та оперативності, важливість розробки та застосування інноваційних методів математичного моделювання та інтелектуального аналізу даних стає очевидною.

Формулювання мети дослідження

Метою роботи є розробка та аналіз ефективних моделей та засобів математичного моделювання для систем інтелектуального діагностування, здатних адаптуватися та функціонувати в умовах певних вимог та обмежень.

Для досягнення мети в роботі вирішуються задачі:

- 1) вивчення та систематизація сучасних методів математичного моделювання та алгоритмів інтелектуального аналізу даних, що застосовуються в системах діагностики та прийняття рішень;
- 2) створення оптимальних моделей, які ефективно враховують набір ресурсів та інструментів, необхідних для створення систем, здатних вирішувати поставлені діагностичні задачі;
- 3) розробка технології моделювання інтелектуальних діагностичних систем;
- 4) реалізація програмного інструменту на основі розроблених моделей для демонстрації їхньої практичної застосовності та тестування в реальних умовах.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Існує велика кількість класичних досліджень, які стосуються оптимізаційного моделювання процесів та систем. Серед визнаних авторів, які зробили значні внески у своїх областях, формуючи сучасні підходи до математичної оптимізації і аналізу систем слід назвати Дж. Данціга, Дж. Неша, Л. Канторовича, Т. Саати та інших.

На сьогоднішній день дослідження в цієї галузі продовжуються [1, с. 173]. З появою інтелектуальних систем та швидким розвитком технологій, виникає можливість для ще більшого вдосконалення та інновацій в цій галузі. Так, у [2, с. 31] наведено огляд різноманітної літератури щодо розуміння різноманітності методів оптимізації, що використовуються для машинного навчання та моделей прогнозування. Інтелектуальні системи, які включають алгоритми машинного навчання та штучного інтелекту, відкривають нові перспективи для автоматизації та оптимізації складних процесів.

Ці технології дозволяють не лише аналізувати великі обсяги даних, але й прогнозувати можливі результати, адаптуватися до змін у вихідних умовах та взаємодіяти з іншими системами в реальному часі. Наприклад, в секторі виробництва, оптимізаційне моделювання допомагає у вдосконаленні процесів логістики [3, с. 213], управління запасами [4, с. 1] та планування виробництва [5, с. 140], значно знижуючи витрати та підвищуючи ефективність.

У сфері охорони здоров'я оптимізаційні моделі використовуються для покращення якості медичного обслуговування, наприклад, через розробку персоналізованих лікувальних планів на основі індивідуальних даних

пацієнта або оптимізації розподілу медичних ресурсів [6, с. 528; 7, с. 630]. Такі системи можуть допомогти медичним працівникам швидше ідентифікувати потреби пацієнтів та призначати ефективніші лікування [8, с. 1781].

Інтелектуальні системи діагностики, особливо у сфері медичного обслуговування, відіграють критично важливу роль у сучасному світі. Вони забезпечують високу точність аналізу даних, що дозволяє лікарям швидко і точно встановлювати діагнози, мінімізуючи при цьому ризики для пацієнтів та підвищуючи шанси на успішне лікування [9, с. 44; 10, с. 3].

Оптимізаційне моделювання для створення інтелектуальних систем діагностики дозволяє значно підвищити ефективність і точність діагностичних процедур. Використання оптимізаційних моделей в таких системах має на меті раціональне використання ресурсів, оптимальне прийняття рішень, а також адаптацію до змінних умов у реальному часі [11, с. 7]. Активне застосування таких моделей дозволяє симулювати різні сценарії діагностики, оптимізувати процеси та знизити ймовірність помилок.

Підбиваючи підсумок під проведеним аналізом, можна стверджувати, що оптимізаційне моделювання інтелектуальних систем діагностики є дуже актуальним завданням, адже воно забезпечує вирішення комплексних діагностичних задач. Ця потреба акцентує на важливості розробки ефективних оптимізаційних моделей, які включають інтелектуальну складову, спроможну значно підвищити точність та швидкість діагностування.

Викладення основного матеріалу дослідження

Технологія розробки інтелектуальних систем діагностики та прийняття рішень

Традиційна послідовність процесів у розробці програмних систем виглядає наступним чином: визначення вимог до системи, створення специфікацій до програмної системи, розробка, тестування та введення системи в експлуатацію.

При розробці системи діагностування критично важливо враховувати доступні ресурси, оскільки вони визначають потенціал та межі технологічних та оперативних можливостей системи. Оцінка ресурсів допомагає приймати обґрунтовані рішення про використання технологій, розробку функціоналу та можливості інтеграції з існуючими системами, забезпечуючи реалістичний підхід до проектування системи.

На рисунку 1 представлена технологія створення систем діагностування з урахуванням ресурсів.

Технологія створення систем діагностування (СД) – це складний процес, який включає кілька ключових етапів. На початковому етапі збираються та аналізуються вимоги до системи діагностування. Це можуть бути вимоги від експертів з предметної області (наприклад, для медичної СД – клінічні вимоги від медичних фахівців), технічні специфікації від інженерів та вимоги безпеки та конфіденційності від відповідальних за дотримання нормативів.

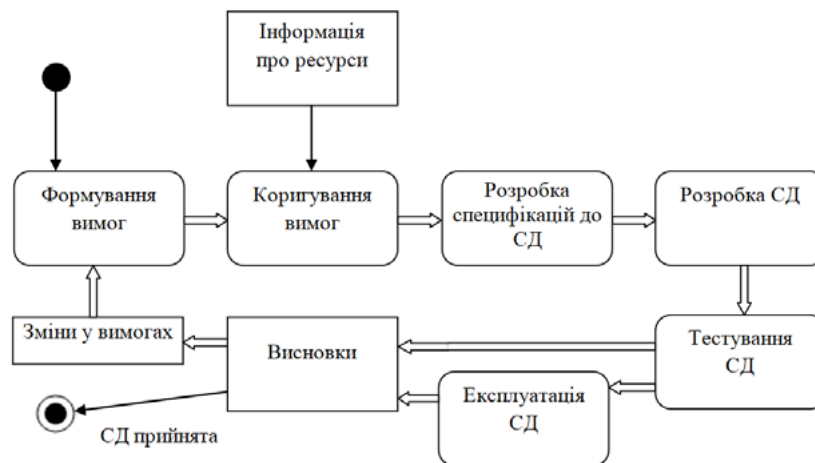


Рис. 1. Технологія створення систем діагностування з урахуванням ресурсів

Далі аналізуються доступні ресурси, які у загальному сенсі включають фінансові кошти, інформаційні та технологічні інструменти, обладнання, доступність кваліфікованого персоналу та часові рамки проекту. Ці ресурси можуть бути досить різноманітними та включати, в тому числі, прототипи СД – ранні версії систем, які вже були розроблені або тестовані і можуть бути використані як база для подальшого розвитку. Саме цей етап дозволяє зрозуміти можливості для реалізації вимог.

На основі інформації про ресурси може з'явитися потреба в коригуванні первісних вимог. Це важливо для узгодження можливостей і очікувань з актуальними ресурсними обмеженнями. Далі розробляються детальні специфікації для системи, що включають в себе вимоги до програмного забезпечення, апаратних компонентів, інтерфейсів користувача, інтеграції з іншими системами тощо.

На наступному етапі відбувається безпосередня розробка системи діагностування. Це включає програмування, налаштування обладнання, інтеграцію систем і тестування модулів. Після цього система проходить ретельне тестування, яке може включати юніт-тести, інтеграційні тести, тести безпеки та випробування на кінцевих користувачах (клінічні випробування). Мета тестування – забезпечити відповідність системи всім специфікаціям і вимогам.

Після успішного тестування та налагодження систему впроваджують в експлуатацію, здійснюється моніторинг її роботи, збирання зворотного зв'язку від користувачів для подальших покращень.

На основі досвіду експлуатації та зворотного зв'язку можуть бути внесені зміни в систему для покращення її ефективності або адаптації до змінених умов експлуатації чи нових вимог.

Створення оптимізаційної моделі для розробки системи діагностування

Фокус на розробці системи передбачає, що модель допомагає визначити оптимальний набір ресурсів та інструментів, необхідних для створення системи, яка здатна ефективно вирішувати поставлені діагностичні задачі. Вона враховує не лише безпосередні витрати на ресурси та розробку, але й потенційну вартість засобів вимірювання, а також значущість вимог експертів до системи. Це дозволяє балансувати між витратами, якістю та ефективністю системи, що є ключовим для успішної розробки сучасних інтелектуальних систем діагностики.

Створення оптимізаційної моделі для розробки системи діагностування вимагає визначення ключових змінних, обмежень та цільової функції, яка має бути оптимізована.

Оптимізаційна модель повинна врахувати наступне:

1. Існує багато вимог до системи діагностування, та різні вимоги мають різні рівні значущості.
2. Існує багато ресурсів різних типів, які потрібні для розробки системи діагностування. Потрібно знайти баланс між вимогами та ресурсами.
3. Система діагностування повинна мати множину діагностичних параметрів та множину засобів для вимірювання цих параметрів.

Представимо комплексну оптимізаційну модель системи діагностування, яка враховує динамічність вимог, різноманітність ресурсів та необхідність адаптації до змінних умов. Модель інтегрує основні елементи для ефективного розподілу ресурсів і задоволення вимог експертів наступним чином:

$$M = \langle P, V, F, L \rangle, \tag{1}$$

де P – параметри моделі;

V – змінні рішення;

F – функція цілі;

L – обмеження.

Розглянемо детальніше складові моделі M .

Параметри моделі P визначаються як:

$$P^M = \langle Req, Res, Dgn, Meas \rangle, \tag{2}$$

де $Req = \{req_1, req_2, \dots, req_n\}$ – множина вимог до діагностичної системи. Кожна вимога req_i має певний рівень значущості (важливості) s_i , що відображає вагомість вимоги для системи;

$Res = \{res_1, res_2, \dots, res_m\}$ – множина ресурсів, необхідних для розробки системи. Кожен ресурс r_j має ліміт l_j , що вказує на максимально доступну кількість або час використання цього ресурсу;

$Dgn = \{dgn_1, dgn_2, \dots, dgn_k\}$ – множина діагностичних параметрів, які система повинна вимірювати;

$Meas = \{meas_1, meas_2, \dots, meas_i\}$ – множина засобів вимірювання, де кожен засіб може вимірювати один або декілька діагностичних параметрів.

Розглянемо змінні рішення V :

x_{ij} – бінарна змінна, що вказує, чи задовольняється вимога req_i за допомогою ресурсу r_j ;

y_{zk} – бінарна змінна, що вказує, чи використовується засіб m_z для вимірювання діагностичного параметра d_k .

Функція цілі F дозволяє мінімізувати загальну вартість ресурсів, враховуючи вагомість вимог експертів:

$$F^M = \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m c_{ij} x_{ij} - \sum_{i=1}^n s_i \sum_{j=1}^m x_{ij},$$

де c_{ij} відображає вартість задоволення вимоги req_i за допомогою ресурсу r_j , а s_i – значущість, або вагомість вимоги.

Обмеження L^M включають:

1. Обмеження на ресурси

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} \leq l_j, \quad \forall j \in \{1, \dots, m\}.$$

2. Обмеження на вимірювання діагностичних параметрів:

$$\sum_{z=1}^l y_{zk} \geq 1, \quad \forall k \in \{1, \dots, k\}.$$

3. Співвідношення між засобами вимірювання і діагностичними параметрами:

$$y_{zk} \leq A_{zk}, \quad \forall z \in \{1, \dots, l\}, \quad \forall k \in \{1, \dots, k\},$$

де A_{zk} – бінарний параметр, що дорівнює 1, якщо засіб $meas_z$ може вимірювати діагностичний параметр dgn_k , і 0 – в іншому випадку.

Адаптація моделі для розробки інтелектуальних систем діагностики

Виконаємо адаптацію моделі для врахування інтелектуальної компоненти системи діагностики, фокусуючись на інтеграцію в неї алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту для вирішення діагностичних завдань з максимальною точністю.

Додатковий параметр $A = \{a_1, a_2, \dots, a_o\}$ – це множина алгоритмів машинного навчання або штучного інтелекту, які можуть бути використані для аналізу даних і вирішення задач діагностики.

Додаткова змінна рішення v_{ik} – бінарна змінна, що вказує, чи алгоритм a_k застосовується для задоволення вимоги req_i .

Оновлена функція цілі F' забезпечує мінімізацію загальної вартості ресурсів, алгоритмів та вартості застосування засобів вимірювання, одночасно максимізуючи відповідність системи заданим вимогам та ефективність діагностичних процедур:

$$F' = \min \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m c_{ij} x_{ij} + \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^o c_{ik} v_{ik} + \sum_{z=1}^l \sum_{h=1}^k c_{zh} y_{zh} \right) - \sum_{i=1}^n s_i * \left(\sum_{j=1}^m x_{ij} + \sum_{h=1}^o y_{ih} \right),$$

c_{ij} – вартість використання ресурсу res_j для вимоги req_i ;

c_{ik} – вартість використання алгоритму a_k для вимоги req_i ;

c_{zh} – вартість використання засобу вимірювання m_z для діагностичного параметра d_h . Відображає витрати, необхідні для проведення вимірювань або тестів, асоційованих з певним діагностичним параметром за допомогою конкретного засобу вимірювання;

y_{zh} – бінарна змінна, що вказує, чи засіб вимірювання m_z використовується для діагностичного параметра d_h ;

s_i – значущість вимоги req_i .

Інтелектуальні системи діагностики можуть включати різноманітні алгоритми машинного навчання або штучного інтелекту, отже для моделі розробки системи інтелектуального діагностування потрібно врахувати специфічні характеристики та ефективність кожного алгоритму для конкретних задач діагностики.

Визначимо модель МА для оптимального вибору алгоритму машинного навчання:

$$MA = \langle A, E, C \rangle,$$

де $A = \{a_1, a_2, \dots, a_o\}$ – множина алгоритмів машинного навчання, кожен з яких має свої специфічні характеристики;

E_{ik} – матриця ефективності, яка відображає ефективність алгоритму a_i у вирішенні задач, пов'язаних з діагностичним параметром d_k ;

C_{ia} – вартість застосування алгоритму a_i , що може включати витрати обчислювальні ресурси, розробку та налаштування.

Функція цілі мінімізує загальні витрати на алгоритми при одночасній максимізації загальної ефективності системи:

$$F^{MA} = \min \sum_{i=1}^o C_{ia} x_{ia} - \lambda \sum_{i=1}^o \sum_{h=1}^k E_{ih} x_{ia},$$

де x_{ia} – бінарна змінна, що вказує чи використовується алгоритм a_i у розробці системи;

λ – коефіцієнт який дозволяє керувати балансом між вартістю та ефективністю.

Обмеження моделі МА:

1. Обмеження на повне покриття діагностичних параметрів забезпечує, що для кожного діагностичного параметра d_k обирається хоча б один алгоритм.

2. Обмеження на ліміт ресурсів враховує кількість алгоритмів, які можуть бути використані одночасно, через обмежені обчислювальні ресурси або бюджет:

$$\sum_{i=1}^o x_{ia} \leq L,$$

де L – максимальна кількість алгоритмів, які можуть бути одночасно використані.

Значення коефіцієнту λ визначається експертним чином та від пріоритетів проекту, вимог до ефективності та економічних обмежень.

Якщо пріоритетом проекту є мінімізація витрат, λ може бути встановлено нижчим, що надає більшої ваги загальним витратам над ефективністю. Якщо ж головним завданням є досягнення максимальної ефективності без суттєвого обмеження бюджету, то λ може бути вищим, що підсилює значимість ефективності алгоритмів.

У випадках, коли необхідно дотримуватись строгих стандартів ефективності (наприклад, в медичних діагностичних системах), значення λ встановлюється на високому рівні для забезпечення прийнятної точності та надійності системи.

У ситуаціях з обмеженим бюджетом важливо знайти баланс між вартістю і ефективністю, що може призвести до середнього значення λ , яке оптимізує обидва параметри.

Часто оптимальне значення λ знаходять емпірично, використовуючи методи проб і помилок.

Матриця ефективності служить критично важливим компонентом для вибору оптимального набору алгоритмів, які будуть інтегровані в систему інтелектуального діагностування. Вона допомагає визначити, як добре кожен алгоритм справляється з конкретними діагностичними параметрами або цілями.

Нехай в нас є N алгоритмів та K діагностичних параметрів. Тоді матриця ефективності E буде мати розмір $N \times K$, де кожен елемент E_{ik} представляє ефективність i -го алгоритму щодо k -го діагностичного параметра:

$$E = \begin{pmatrix} E_{11} & \dots & E_{1K} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ E_{N1} & \dots & E_{NK} \end{pmatrix}.$$

Значення ефективності i -го алгоритму в контексті k -го діагностичного параметра є кількісною оцінкою, в залежності від вирішуваної задачі, точністю, чутливістю, специфічністю або будь-якою іншою метрикою, що відображає, наскільки добре алгоритм вирішує задачу.

Визначення оцінок ефективності може спиратись на використання тестових наборів даних або симуляцій, опублікованих досліджень, думок експертів у галузі машинного навчання для оцінки потенційної ефективності алгоритмів на основі їх знань і досвіду.

Формально ефективність алгоритму E_{ijk} для діагностичного параметра d_j під умовою c_k може бути визначена як взважена сума цих метрик:

$$E_{ijk} = \alpha * Precision_{ijk} + \beta * Recall_{ijk} + \gamma * Specificity_{ijk},$$

де α , β , та γ – вагові коефіцієнти, що відображають важливість кожної метрики залежно від специфіки діагностичної задачі.

На рисунку 2 наведена технологія моделювання інтелектуальних діагностичних систем, яка враховує всі вищенаведені аспекти.

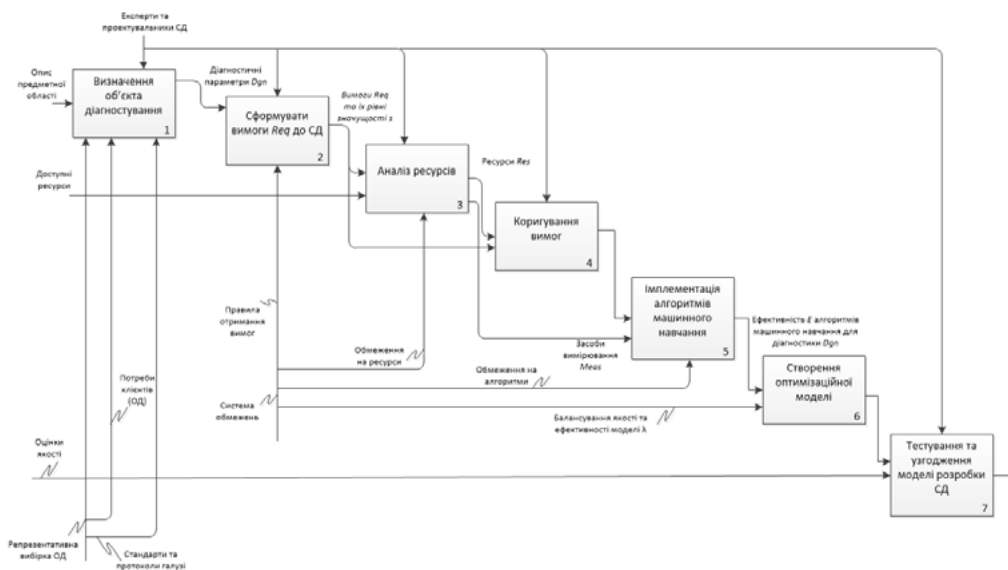


Рис. 2. Технологія моделювання інтелектуальних діагностичних систем

Після створення технології моделювання інтелектуальних діагностичних систем, наступним кроком є її впровадження та оптимізація для забезпечення тривалої та ефективної експлуатації. Це може містити технічну інтеграцію з іншими системами, налаштування необхідних інтерфейсів та забезпечення сумісності. Важливо також провести навчання персоналу, який буде використовувати цю систему, для забезпечення її ефективного використання.

Постійний моніторинг системи допомагає виявляти та вирішувати будь-які технічні проблеми, які можуть виникнути. Система повинна постійно збирати дані, які можуть бути аналізовані для вдосконалення діагностичних алгоритмів. Аналіз цих даних допоможе виявити патерни, які можуть вдосконалити точність та ефективність діагностичних процедур.

Апробація розроблених моделей

У якості практичного прикладу проведемо дослідження розробки системи медичного пульмонологічного діагностування.

Для створення відповідної оптимізаційної моделі розглянемо вимоги, ресурси, діагностичні параметри, засоби вимірювання, і включимо алгоритми машинного навчання для аналізу даних.

Вимоги до моделі повинні включати високу точність діагностики, швидкий час відгуку (отримання результатів) та мінімізацію витрат на діагностичні процедури. До ресурсів слід віднести медичне обладнання, витратні матеріали та людські ресурси – медичний персонал. Діагностичними параметрами є функція легенів, рівень оксигенації крові та зображення легенів для визначення уражень, запалення та інших патологій. До засобів вимірювання віднесено спірометр, пульсоксиметр та комп'ютерний томограф.

Визначимо змінні рішення для моделі оптимізації:

x_{ij} – кількість процедур, виконаних за допомогою обладнання i та алгоритму машинного навчання j ;

y_i – кількість годин роботи обладнання типу i ;

z_j – вибір алгоритму машинного навчання j , де $z_j = 1$ якщо алгоритм вибрано, інакше $z_j = 0$.

Функція цілі:

$$\min Z = \alpha \sum_{ij} c_{ij} x_{ij} + \beta \sum_i m_i y_i + \gamma \sum_i (\max_j x_{ij} - \min_j x_{ij}),$$

де c_{ij} – вартість однієї процедури на обладнанні i з використанням алгоритму j ;

m_i – вартість експлуатації обладнання i за годину;

α, β, γ – вагові коефіцієнти для вартості процедур, вартості часу і балансу навантаження відповідно.

Обмеження:

1. Обмеження на кількість процедур на обладнанні:

$$x_{ij} \leq k_{ij} y_i z_j \quad \forall i, j,$$

де k_{ij} – максимальна кількість процедур, яку може виконати обладнання i за годину з алгоритмом j .

2. Бюджетні обмеження:

$$\sum_{ij} (c_{ij} x_{ij} + m_i y_i) \leq B,$$

де B – загальний бюджет на діагностику.

3. Забезпечення достатньої точності Acc :

$$Acc_{ij} z_j \geq 95\% \quad \forall i, j,$$

де Acc_{ij} – точність алгоритму j на обладнанні i .

4. Вибір алгоритму машинного навчання, яке гарантує, що кожного разу обирається певний алгоритм:

$$\sum_j z_j = 1 \quad \forall j.$$

Для роботи з моделлю та візуалізації результатів її роботи мовою Python створено програмний інструмент «Optimization modeling of medical diagnosis». Програма містить форму, у якій вводяться параметри та обмеження моделі (рис. 3).

Для наочності результатів побудуємо лепесткові діаграми для кожної з трьох категорій обладнання: Спірометрія, Пульсоксиметрія та КТ. На діаграмах відображаються відсотки використання обладнання, точності діагностики, доступності обладнання, вартості обслуговування та часу, необхідного на процедуру. Це допоможе наглядно оцінити ефективність використання кожного виду обладнання і зробити висновки про оптимізацію використання ресурсів.

Розглянемо 2 сценарії використання оптимізаційної моделі для системи медичного пульмонологічного діагностування:

Сценарій 1: Оптимізація роботи пульмонологічної лабораторії в умовах підвищеного попиту за відомою технологією діагностики (рис. 4).

Сценарій 2: Впровадження нової технології діагностики з підвищенням точності та мінімізацією витрат (рис. 5).

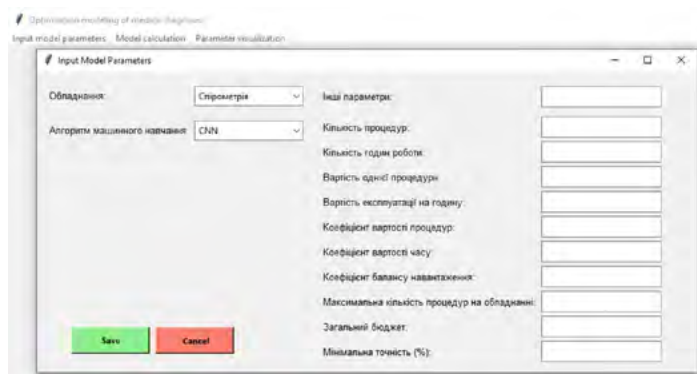


Рис. 3. Ввід користувачем параметрів та обмежень моделі

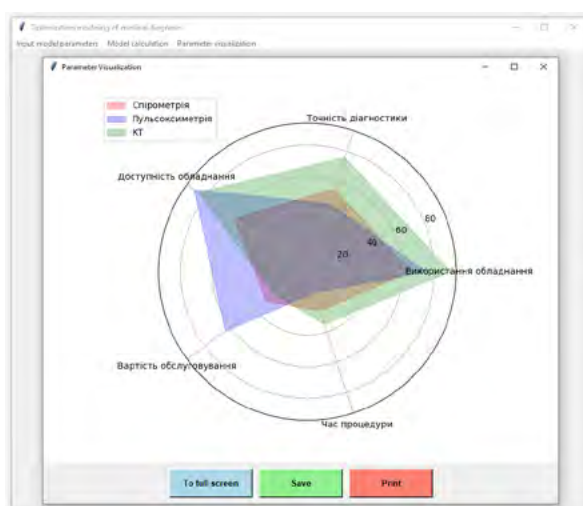


Рис. 4. Візуалізація результатів для Сценарію 1

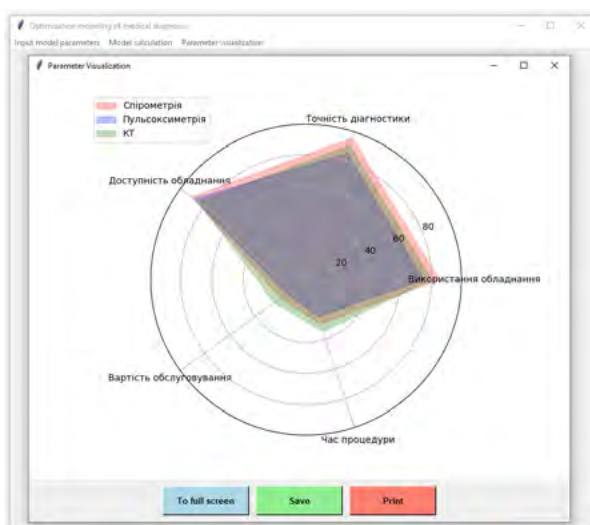


Рис. 5. Візуалізація результатів для Сценарію 2

Як можна побачити, значення точності та вартості обслуговування для Сценарію 2 є кращими, ніж для Сценарію 1.

Висновки

За результатами проведених досліджень встановлено, що:

1. Вивчення та аналіз сучасних методів математичного моделювання та інтелектуального аналізу даних показали їх значимість у широкому спектрі застосувань, включаючи медичну діагностику. Адаптація цих методів під конкретні вимоги і обмеження в системах інтелектуального діагностування дозволяє підвищити якість отриманих рішень.

2. Створені оптимізаційні моделі ефективно враховують параметри та обмеження ресурсів, необхідних для функціонування систем діагностики. Ці моделі забезпечують збалансований розподіл ресурсів, що сприяє оптимальному використанню кожного компоненту системи.

3. Розроблена технологія моделювання забезпечує комплексний підхід до створення інтелектуальних систем діагностики, інтегруючи всі етапи від збору вимог до впровадження системи в експлуатацію. Технологія дозволяє адаптуватися до динамічних умов і змінювати систему з урахуванням ключових змінних, обмежень та цільової функції оптимізаційної моделі.

4. Використання розробленого програмного інструменту «Optimization modeling of medical diagnosis» у реальних умовах показало його можливість обчислювати параметри моделей, візуалізувати їх у зручному вигляді, а також проводити їх швидке коригування в залежності від специфіки задачі.

Список використаної літератури

1. Teo K.L., Li B., Yu C., Rehbock V. (2021). Elements of Optimal Control Theory. In: Applied and Computational Optimal Control. Springer Optimization and Its Applications, vol. 171. Springer, Cham. Pp. 173-216. DOI10.1007/978-3-030-69913-0_6

2. Zouggar S.T., Adla A. Optimization techniques for machine learning. In: Kulkarni A.J., Satapathy S.C. (eds.) Optimization in Machine Learning and Applications. AIS. 2020. Pp. 31–50. Springer, Singapore.

3. Liu S., Wang L., Wang X., Wiktorsson M. A Framework of Data-Driven Dynamic Optimisation for Smart Production Logistics. IFIP WG 5.7 International Conference on Advances in Production Management Systems (APMS). Advances in production management systems: towards smart and digital manufacturing, P. 2, Vol. 592. 2020. Pp. 213-221. DOI 10.1007/978-3-030-57997-5_25

4. Salas-Navarro K., Serrano-Pájaro P., Ospina-Mateus H., Zamora-Musa R. Inventory Models in a Sustainable Supply Chain: A Bibliometric Analysis. Sustainability. Vol. 14, Is. 10, Article Number 6003. 2022. DOI 10.3390/su14106003

5. Magnanini M., Melnychuk O., Yemane A., Strandberg H., Ricondo I., Borzi G., Colledani M. A Digital Twin-based approach for multi-objective optimization of short-term production planning. IFAC Papersonline. Vol. 54, Is. 1. 2021. Pp. 140-145. DOI 10.1016/j.ifacol.2021.08.077

6. Shalko M., Lavruk A., Babiak O., Khanina O., Zinchenko V., Melnyk D. Digital decision-making tools in the field of public administration of healthcare. Financial and credit activity-problems of theory and practice. Vol. 6, Is. 53. 2023. Pp. 528-540. DOI 10.55643/fcapter.6.53.2023.4211

7. Datta S., Kapoor R., Mehta P. A multi-objective optimization model for outpatient care delivery with service fairness. Business process management journal. Vol. 29, Is. 3. 2023. Pp. 630-652. DOI 10.1108/BPMJ-07-2022-0335

8. Arabzadeh E., Ghomi F., Karimi B. Multi-period home health care routing and scheduling problem with the medical grouping of patients. Scientia Iranica. Vol. 30, Is. 5. 2023. Pp. 1781-1795. DOI 10.24200/SCI.2021.55625.4318

9. Komlevoi O., Komleva N., Liubchenko V., Zinovatna S. Biological Data Mining and Its Applications in Pulmonology. Proceedings of the 4th International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine. Valencia, Spain, November 19 - 21, 2021. Vol.3038. P. 44-53.

10. Ma L., Yabg T. Construction and evaluation of intelligent medical diagnosis Model Based on Integrated Deep Neural Network. Computational intelligence and neuroscience. Vol. 2021, Article № 7171816. 2021. DOI 10.1155/2021/7171816

11. Karthik K., Kamath, S. Deep neural models for automated multi-task diagnostic scan management-quality enhancement, view classification and report generation. Biomedical Physics & Engineering Express. Vol. 8, Is.1, Article № 015011. 2022. DOI 10.1088/2057-1976/ac3add

References

1. Teo, K. L., Li, B., Yu, C., & Rehbock, V. (2021). Elements of optimal control theory. In Applied and Computational Optimal Control. Vol. 171, pp. 173-216. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-69913-0_6

2. Zouggar, S. T., & Adla, A. (2020). Optimization techniques for machine learning. In A. J. Kulkarni & S. C. Satapathy (Eds.), Optimization in Machine Learning and Applications, pp. 31-50. Springer, Singapore.

3. Liu, S., Wang, L., Wang, X., & Wiktorsson, M. (2020). A framework of data-driven dynamic optimisation for smart production logistics. In Advances in Production Management Systems: Towards Smart and Digital Manufacturing.

Vol. 592, pp. 213-221. IFIP WG 5.7 International Conference on Advances in Production Management Systems (APMS). https://doi.org/10.1007/978-3-030-57997-5_25

4. Salas-Navarro, K., Serrano-Pájaro, P., Ospina-Mateus, H., & Zamora-Musa, R. (2022). Inventory models in a sustainable supply chain: A bibliometric analysis. *Sustainability*, 14(10), Article 6003. <https://doi.org/10.3390/su14106003>

5. Magnanini, M., Melnychuk, O., Yemane, A., Strandberg, H., Ricondo, I., Borzi, G., & Colledani, M. (2021). A digital twin-based approach for multi-objective optimization of short-term production planning. *IFAC Papersonline*, 54(1), pp. 140-145. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2021.08.077>

6. Shalko, M., Lavruk, A., Babiak, O., Khanina, O., Zinchenko, V., & Melnyk, D. (2023). Digital decision-making tools in the field of public administration of healthcare. *Financial and Credit Activity-Problems of Theory and Practice*, 6(53), pp. 528-540. <https://doi.org/10.55643/fcaptop.6.53.2023.4211>

7. Datta, S., Kapoor, R., & Mehta, P. (2023). A multi-objective optimization model for outpatient care delivery with service fairness. *Business Process Management Journal*, 29(3), pp. 630-652. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-07-2022-0335>

8. Arabzadeh, E., Ghomi, F., & Karimi, B. (2023). Multi-period home health care routing and scheduling problem with the medical grouping of patients. *Scientia Iranica*, 30(5), pp. 1781-1795. <https://doi.org/10.24200/SCI.2021.55625.4318>

9. Komlevoi, O., Komleva, N., Liubchenko, V., & Zinovatna, S. (2021). Biological data mining and its applications in pulmonology. In *Proceedings of the 4th International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine*. Vol. 3038, pp. 44-53. Valencia, Spain, November 19 - 21, 2021.

10. Ma, L., & Yabg, T. (2021). Construction and evaluation of intelligent medical diagnosis model based on integrated deep neural network. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021, Article 7171816. <https://doi.org/10.1155/2021/7171816>

11. Karthik, K., & Kamath, S. (2022). Deep neural models for automated multi-task diagnostic scan management-quality enhancement, view classification, and report generation. *Biomedical Physics & Engineering Express*, 8(1), Article 015011. <https://doi.org/10.1088/2057-1976/ac3add>