

УДК 004.8

DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2023.5.1>

**Володимир ДОНЕЦЬ**

аспірант кафедри теоретичної та прикладної системотехніки, Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна, майдан Свободи, 6, Харків, Україна, індекс 61022 ([vol.donets@gmail.com](mailto:vol.donets@gmail.com))

ORCID: 0000-0002-5963-9998

**Сергій ШМАТКОВ**

доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри теоретичної та прикладної системотехніки, Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна, майдан Свободи, 6, Харків, Україна, індекс 61022 ([s.shmatkov@karazin.ua](mailto:s.shmatkov@karazin.ua))

ORCID: 0000-0002-0298-7174

**Volodymyr DONETS**

Postgraduate Student at Theoretical and Applied Systems Engineering Department, V. N. Karazin Kharkiv National University, 6, Svobody Sq, Kharkiv, Ukraine, postal code 61022 ([vol.donets@gmail.com](mailto:vol.donets@gmail.com))

**Serhiy SHMATKOV**

Doctor of Engineering Sciences, Professor, Head of the Theoretical and Applied Systems Engineering Department, V. N. Karazin Kharkiv National University, 6, Svobody Sq, Kharkiv, Ukraine, postal code 61022 ([s.shmatkov@karazin.ua](mailto:s.shmatkov@karazin.ua))

**Бібліографічний опис статті:** Донець, В., Шматков, С. (2023). Методи аналізу інформативності в медичних системах підтримки прийняття рішень. *Інформаційні технології та суспільство*, 5 (11), 6–13. DOI: <https://doi.org/10.32689/maup.it.2023.5.1>

**Bibliographic description of the article:** Donets, V., Shmatkov, S. (2023). Metody analizu informatyvnosti v medychnykh systemakh pidtrymky pryiniattia rishen [On sensitivity analysis methods in medical decision-support systems]. *Informatsiini tekhnolohii ta suspilstvo – Information technology and society*, 5 (11), 6–13. DOI: <https://doi.org/10.32689/maup.it.2023.5.1>

## МЕТОДИ АНАЛІЗУ ІНФОРМАТИВНОСТІ В МЕДИЧНИХ СИСТЕМАХ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

**Анотація.** Ця стаття присвячена розробці важливої частини комп'ютеризованих систем медичного моніторингу, а саме частини системи стратифікації даних пацієнтів – методів визначення інформативності параметрів. Внутрішній стохастичний характер даних, які генеруються цими системами, потребує передових методів для визначення стану пацієнтів, що часто потребує попередньо визначеної логіки або експертного втручання. Використання методів машинного навчання для аналізу даних у системах медичного моніторингу може допомогти виявити складні взаємозв'язки між даними та станом пацієнта, зрештою покращуючи якість лікування.

Дослідження розглядає об'єднання моделі штучної нейронної мережі з методами для визначення інформативності параметрів даних, надаючи розуміння впливу параметрів на вихід моделі. У дослідженні розглянуто розроблений градієнтний метод оцінки загальної інформативності параметрів та модифікований метод інтегрованих градієнтів для оцінки параметрів інформативності конкретних вхідних даних.

У дослідженні використовуються дані серцевих захворювань UCI, репрезентативний набір даних, що відображає типові дані пацієнтів у комп'ютерних системах медичного моніторингу. Проблеми цих даних, як упередженість, відсутні значення та висока розмірність, підкреслюють складність реальних медичних даних, створюючи значну проблему для запропонованих методів.

В роботі показано ефективність запропонованих методів та проаналізовано їх шляхом порівняння з оцінкою варіативності PCA. Запропонований метод на основі градієнтів демонструє високу обізнаність щодо важливості параметрів і враховує нелінійні зв'язки в даних. Метод інтегрованих градієнтів показує зв'язок між загальними значеннями інформативності та інформативністю конкретних даних. Результати вплинуть на розробку систем підтримки прийняття рішень для комп'ютерних систем медичного моніторингу.

**Ключові слова:** аналіз чутливості, аналіз даних, штучна нейронна мережа, інтегровані градієнти, медична діагностика, прийняття рішень.

## ON SENSITIVITY ANALYSIS METHODS IN MEDICAL DECISION-SUPPORT SYSTEMS

**Abstract.** This article delves into developing the vital part of computerized medical monitoring systems, namely part of the stratification of patient data – methods of identification parameters informativeness. The inherent stochastic nature of data generated by these systems necessitates advanced methods for discerning patient states, often requiring predefined logic or

expert intervention. Leveraging Machine Learning methods for data analysis in medical monitoring systems can help uncover complex relationships between data and patient states, ultimately enhancing treatment quality.

The study explores a combination of the artificial neural network model with methods for defining data parameter informativeness, providing insights into parameter impact on the model output. The study considered developed gradient-based methods for estimating overall parameters informativeness and modified integrated gradients method for estimating informativeness parameters of specific data.

The research employs the UCI Heart Disease Data, a representative dataset mirroring typical patient data in computer medical monitoring systems. Challenges of this data: such as bias, missing values, and high dimensionality underscore the complexity of real-world medical data, posing a significant challenge for the proposed methods.

The work showed the performance of the supposed methods and analyzed them by comparing them to PCA variance estimation. The supposed gradient-based method shows high awareness of the parameter importance and consideration of nonlinearities in the data. The integrated-gradients method shows a relation between overall informativeness values and informativeness for specific data. The results will impact the development of decision-supporting systems for computer medical monitoring systems.

**Key words:** sensitivity analysis, data mining, artificial neural network, integrated gradients, medical diagnosis, decision-making.

**Вступ.** Важливою частиною визначення стану пацієнта в комп'ютерній системі медичного моніторингу є визначення відповідної стратегії лікування з найкращим можливим результатом шляхом аналізу зібраних даних пацієнтів. Такі системи зазвичай генерують велику кількість стохастичних даних [1]. Дані моніторингу, створені цими системами, дозволяють розрізнити стани пацієнтів, але зазвичай за допомогою попередньо визначеної логіки або допомоги експерта (лікаря) [2].

Використання методів машинного навчання для аналізу зібраних даних у комп'ютерній системі медичного моніторингу дозволяє глибше аналізувати та знаходити можливі зв'язки між даними та станами пацієнтів, що покращує якість лікування [2]. Автоматизовані системи медичного моніторингу використовуються як системи підтримки прийняття рішень експертами та для упередження катастрофічних рішень [1; 2]. Існуючі інформаційні системи частково вирішують проблему стратифікації елементів у комп'ютерних системах медичного моніторингу за допомогою методів кластеризації даних для визначення станів, але не вирішують проблеми обґрунтування прийняття рішень щодо певних станів [3]. У нашому дослідженні розглядається методи визначення інформативності параметрів як одні з елементів стратифікації комп'ютерних систем медичного моніторингу для пояснення рішень генерованих такими системами.

**Метою роботи** є підвищення якості стратифікації елементів у комп'ютерних системах медичного моніторингу шляхом розробки методів визначення інформативності даних у моделі навченої штучної нейронної мережі (ШНМ) та поліпшення обґрунтування прийняття рішень такими системами.

**Наукова новизна** дослідження полягає в розробці градієнт заснованого методу аналізу інформативності для визначення загального рівня інформативності вхідних параметрів та використання модифікації методу інтегрованих градієнтів для обґрунтування прийняття рішень ШНМ для певних даних в комп'ютерній системі медичного моніторингу. Запропоновані методи запровадять аналіз чутливості вхідних параметрів в розробленій моделі ШНМ.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Розуміння інформативності вхідних даних має вирішальне значення для обґрунтування роботи ШНМ у процесах прийняття рішень. Це також допомагає визначити найбільш інформативний набір параметрів і зменшити набір параметрів, необхідних для роботи комп'ютерних систем медичного моніторингу. Розглянемо можливі способи визначення інформативності параметрів:

1. **Analysis of Variance (ANOVA)** – це набір статистичних моделей і процедур оцінки розкиду середніх значень параметрів [4]. Статистичний аналіз вхідних параметрів може бути пов'язана з їхнім впливом на вихідні змінні. Більша варіативність може свідчити про більш значний вплив, а значить, більшу інформативність [4; 5]. *Переваги:* ефективність в обчисленні. *Недоліки:* метод здатен визначити лише лінійні зв'язки, чутливий до незбалансованих наборів даних, чутливий до викидів.

2. **Feature Importance Analysis.** Такі методи, як AdaBoost, Random Forests або eXtreme Gradient Boosting, можуть оцінити важливість кожного вхідного параметру. Це відбувається шляхом аналізу цих навчених моделей на результатах роботи навченої ШНМ, де значення інформативності є результатом роботи цих методів [6]. *Переваги:* простота реалізації. *Недоліки:* недостатність точності оцінки інформативності через різницю у складності між моделлю ШНМ та моделями для оцінки інформативності.

3. **Permutation importance** є популярною технікою для оцінки впливу окремих вхідних параметрів на прогнози ШНМ [7]. Метод працює шляхом випадкової зміни значення певного параметра в навчальних даних і спостереження за зміною в прогнозах моделі – чим суттєвіша зміна в прогнозі моделі, тим більша важливість цього параметру. *Переваги:* простий і легкий у реалізації, працює безпосередньо з моделлю ШНМ, тому дає точну оцінку інформативності, стійкий до викидів. *Недоліки:* не ефективний

в обчисленні, може охопити вплив лише одного параметра за один крок, непридатних для моделей класифікаторів через природу їх виходів.

4. **SHAPley Additive exPlanations (SHAP)** – потужний метод для обґрунтування прогнозів моделей машинного навчання, включаючи ШНМ, створений на основі кооперативної теорії ігор. Метод детально аналізує взаємозв'язок між вхідними параметрами та вихідними значеннями моделей машинного навчання, кількісно визначаючи внесок кожного параметру [8; 9]. *Переваги:* точність оцінок, можливість інтерпретації отриманих результатів. *Недоліки:* низька обчислювальна ефективність, обмежена масштабованість, обмеженість за можливими архітектурами ШНМ.

5. **Integrated Gradients (IG)** – метод пояснення прогнозів ШНМ шляхом приписування коефіцієнтів впливу окремим параметрам [10; 11]. На відміну від інших методів, IG фокусується на внутрішній обробці даних нейронної мережі під час прогнозування, пропонуючи глибший аналіз впливу параметрів на обробку даних всередині нейронної мережі. Цей метод часто використовується в згорткових ШНМ для комп'ютерного зору для виділення зон уваги на зображеннях [12], а також для тлумачення мовних моделей на базі ШНМ [11]. *Переваги:* його можна використовувати для обґрунтування прийняття рішень ШНМ для конкретних даних, ефективний в обчисленні, має градієнтну інтерпретацію. *Недоліки:* чутливість до шуму, вплив вибору базового значення параметрів може впливати на значення інформативності.

6. **Gradient-based Sensitivity Analysis (GBSA)** – це метод, який використовує похідні першого або вищого порядку виходів ШНМ щодо вхідних параметрів для визначення інформативності вхідних даних відносно вихідних значень [13]. *Переваги:* забезпечує точні та точні оцінки інформативності та фіксує нелінійні залежності. *Недоліки:* метод може бути неефективним в обчисленнях, складним для реалізації та перевірки на закритих моделях машинного навчання.

**Основна частина.** Кожен метод визначення інформативності має свої сильні та слабкі сторони. Вибір залежить від конкретних цілей аналізу, характеру даних і доступних обчислювальних ресурсів. Оскільки ми розглядали елементи стратифікації в комп'ютерних системах медичного моніторингу, ми розробили градієнтний метод визначення загальних значень інформативності та модифікований метод інтегрованих градієнтів для визначення конкретної інформативності. Градієнтний метод розроблений для нашої модифікованої моделі ШНМ, наведеної в статті [14].

Перед визначенням запропонованих методів розглянемо архітектуру моделі ШНМ, що показана в роботі [14]. Ця модель є типовою повнозв'язною багаторівневою ШНМ. Модель має функцію активації Softmax для виходів, що дозволяє вирішувати задачі багатокласової класифікації. Ми використовуємо Sigmoid як функцію активації проміжних шарів, яка може запровадити гладку нелінійність в модель. Однак можна використовувати будь-які сучасні функції активації, такі як ReLU, Tanh або інші. У зв'язку з проблемою, яка вирішує модель ШНМ, ми використовуємо функцію втрат категорійної перехресної ентропії як цільову функцію для мінімізації [14]. Основною відмінністю між цією та іншими сучасними моделями є динамічна визначальна кількість проміжних шарів і нейронів усередині, досягнута за допомогою нашої процедури прискореного навчання, описаної в дослідженні [14].

*Градієнтний метод визначення загальної інформативності.* Основна мета розробленого підходу полягає в тому, аби з використанням розробленої навченої моделі ШНМ отримувати значення загальної інформативності параметрів. Крім того, за необхідності ці значення можна бути використані для зменшення кількості вхідних параметрів шляхом виділення найбільш інформативних. Тоді визначимо  $P$  – множина усіх вхідних параметрів, отже  $P = \{p_i\}$ ,  $i = [1, \dots, I]$ ,  $I = |P|$ . Далі множину  $P$  представимо як ряди Тейлора зі збереженням нескінченно малих членів, це допоможе нам визначити дисперсію виходів ШНМ у вигляді лінійної функції:

$$D_{F_j} = \sum_{i=1}^I \left( \frac{\delta F_j}{\delta p_i} \right)^2 \sigma_{p_i}^2 + \sum_{i=1}^I \sum_{k=1, k \neq i}^I r_{ik} \frac{\delta F_j}{\delta p_i} \frac{\delta F_j}{\delta p_k} \sigma_{p_i}^2 \sigma_{p_k}^2, \quad (1)$$

де  $r_{ik}$  – це значення кореляції між  $i$ -м та  $k$ -м параметром,  $F_j(P)$  – лінійна функція, що описує взаємозв'язок між вхідними параметрами навченої моделі ШНМ та  $j$ -м виходом, де  $j = [1, J]$ ,  $J$  – кількість класів, що визначає ШНМ.

Для аналізу поточної ШНМ, позначимо функції для представлення вихідних та вхідних шарів моделі як  $F_j^{out}$  і  $F_i^{in}$  відповідно. Дисперсія виходів ШНМ з відносно її входів враховуючи (1) та матеріал дослідження [15] визначається за допомогою наступного рівняння:

$$D_{F_j^{out}|F_i^{in}} = \left( \frac{\delta F_j^{out}}{\delta F_i^{in}} \right)^2 \sigma_{\delta F_i^{in}}^2 + \left( \sum_{k=1, k \neq i}^I r_{ik} \frac{\delta F_j^{out}}{\delta F_t^{in}} \sigma_{\delta F_t^{in}} \right) \frac{\delta F_j^{out}}{\delta F_i^{in}} \sigma_{\delta F_i^{in}}, \quad (2)$$

де для визначення  $\sigma_{\delta F_i^{in}}^2$  ми використовували градієнти значень функції витрат відносно правильно означених даних.

Враховуючи вираз (2) та визначення енергії сигналу [15] визначимо енергію сигналу для кожного виходу моделі ШНМ за виразом:

$$E_j = \sum_{i=1}^I \left| D_{F_j^{out}|F_i^{in}} \right|. \quad (3)$$

Тоді значення інформативності по кожному входу ШНМ обчислюється за виразом:

$$GBI_i = \left( \sum_{j=1}^J \frac{\left| D_{F_j^{out}|F_i^{in}} \right|}{E_j} \right) / \left( \sum_{k=1}^I \sum_{j=1}^J \frac{\left| D_{F_j^{out}|F_k^{in}} \right|}{E_j} \right). \quad (4)$$

Значення інформативності, отримані за допомогою градієнтного методу, точніше відображають вплив кожного параметра з огляду на всі доступні розмічені дані. Однак цей метод не підходить для отримання значень поточної інформативності конкретних даних. Щоб усунути це обмеження, ми використовуємо метод інтегрованих градієнтів [11, 12, 13]. Ми адаптуємо цей метод відповідно до нашої моделі ШНМ.

*Модифікація методу інтегрованих градієнтів* має виявляти вплив вхідних параметрів на результати роботи моделі ШНМ для конкретного запису. Ця модифікація необхідна для інтерпретації рішень, прийнятих ШНМ, особливо в рамках комп'ютеризованих систем медичного моніторингу, де воно необхідне для обґрунтування експертних рішень. Фундаментальна концепція методу інтегрованих градієнтів передбачає інтегрування градієнтів даної функції витрат щодо вхідних даних, починаючи від деяких базових значень параметрів до конкретних значень вхідних параметрів за виразом [11; 13]:

$$IG(P) = (p_i - p_i') \int_{\alpha=0}^1 \frac{\delta F(P' + \alpha(P - P'))}{\delta p_i} d\alpha, \quad (5)$$

де  $P = \{p_i\}$  – вектор вхідних параметрів,  $P' = \{p_i'\}$  – вектор базових значень параметрів,  $F(P)$  – модель ШНМ.

Враховуючи вираз (5) та опис алгоритму IG в роботах [11; 12; 13], отримаємо модифікацію методу інтегрованих градієнтів для визначення інформативності:

1. Визначення базових значень параметрів та визначення кількості кроків інтеграції, зазвичай більше значення веде до точніших результатів.
2. Визначення точок інтеграції на лінії між базовими значеннями та поточними, їх кількість дорівнює кількості кроків інтеграції.
3. Обчислення градієнтів для кожної точки інтеграції, відштовхуючись від поточного значення та функції витрат. Та інтегрування отриманих градієнтів за допомогою обраного методу інтеграції.
4. Значення, отримані за допомогою методу IG, є ваговими коефіцієнтами, тому для перетворення на значення інформативності їх необхідно нормалізувати відповідно до наступного виразу:

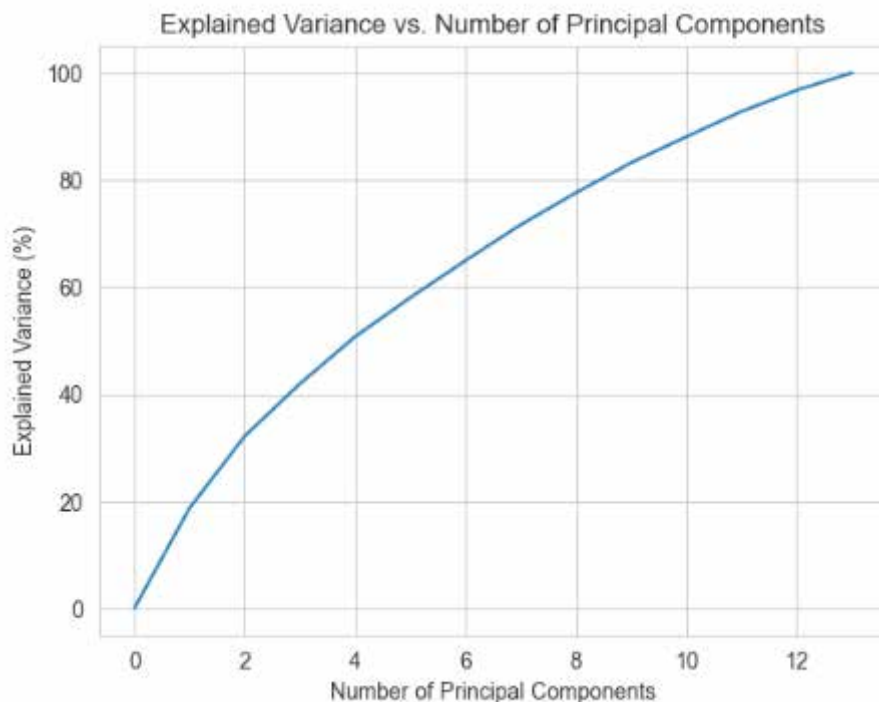
$$IGI = |IG(P)| / \text{sum}(|IG(P)|). \quad (6)$$

**Методологія дослідження** полягає в використанні деякого набору даних, для перевірки спроможності розроблених методів оцінювати інформативність. Від оцінки варіативності PCA можна визначити кількість найбільш впливових параметрів (але через трансформацію PCA неможливо визначити які саме параметри), а порівнюючи розроблені методи один з одним можна перевірити їх точність. Також варто зазначити, що запропоновані методи мають бути чутливими до незбалансованості в даних.

У дослідженні ми використовували дані серцевих захворювань UCI [16]. Ці дані представляють типові дані пацієнтів у комп'ютерних системах медичного моніторингу. Оригінальний набір даних містить 920 записів із 76 параметрами, але ми зосередилися на 13 як найпопулярніших в інших дослідженнях [17]. Крім того, варто відмітити, що дані не були отримані з одного джерела; містить 33% записів з Клівлендської бази даних, 32% з Угорщини та 35% з інших джерел [16; 17]. Записи пацієнта в наборі даних позначені як здоровий або один із чотирьох типів захворювань серця. В наборі даних наявні наступні параметри [16]: *age* (вік), *origin* (джерело походження), *gender* (стать пацієнта), *cp* (тип грудного болю),

*trestbps* (тиск крові), *chol* (рівень холестеролу), *lbs* (індикатор норми рівня цукру), *restecg* (результати електрокардіографії в спокої), *thalach* (максимальний пульс), *exang* (наявність стенокардії), *oldpeak* (наявність пригнічення серцевого м'язу після навантаження), *slope* (оцінка швидкості відновлення після навантаження), *ca* (кількість набряклих судин), *thal* (тип дефекту серцевого м'язу), *class* (очікуваний діагноз: здоровий чи один з чотирьох типів захворювання).

Аналіз розподілу параметрів показує, що дані зміщені щодо найстарших пацієнтів (*age*) та пацієнтів чоловічої статі (*gender*). Далі ми провели аналіз принципних компонентів (PCA) з урахуванням цільового класу. Ми з'ясували (рис. 1), що необхідно 10 параметрів, для збереження 90% інформації. Це означає високу мінливість вхідних параметрів і ймовірно високу взаємозалежність між цільовим класом та параметрами. Також подальший аналіз даних показав, що 70% даних містять записи з відсутніми значеннями, які ми заповнили середніми значеннями. Усі ці факти вказують на те, що ми маємо справу зі складними даними, які стануть справжнім викликом для наших методів.



**Рис. 1. Залежність варіативності від кількості принципних компонент, отримана за допомогою аналізу PCA**

Для аналізу запропонованих методів нам необхідно навчити модель ШНМ на запропонованих даних, для цього випадковим чином розподіляємо набір даних UCI на набори для навчання та тестування зі співвідношенням 80% до 20%. Матриці плутанини показані на рис. 2.a для навчального набору та на рис. 2.b для тестового набору. З матриць плутанини ми можемо розрахувати точність на наборах для навчання та тестування: 93.61% та 82.6% відповідно.

Результати загальної інформативності параметрів наведено в таблиці 1, де показано 10 найбільш інформативних параметрів, що зберігають 83,13% загальної інформативності. Цей метод для набору даних UCI вирізняє найбільш інформативні параметри, але такі параметри як *gender* і *age* є зміщеними, тому вони мають більш значний вплив на результати інформативності. Це свідчить, що метод спроможний визначити загальну інформативність та її значення співпадають з оцінкою PCA, проте надають ширшу інформацію по змінним.

Ми також розглянули використання модифікації методу інтегрованих градієнтів для визначення поточних значень інформативності. Типові результати використання цього методу наведені в таблиці 2. Можна вказати, які параметри мають найбільш значний вплив на рішення, що приймаються моделлю ШНМ. У цьому випадку параметри *oldpeak* і *ca*, можна визначити як найбільш впливові, незміщені прийняття рішення ШНМ. Також слід зазначити найбільш інформативні параметри загальної

інформативності виявилися найбільш інформативними в локальній інформативності, розрахованій модифікацією методу інтегрованих градієнтів, свідчить про те, що передбачувані методи спроможні точно обґрунтовано оцінити інформативність параметрів для навченої моделі ШНМ.

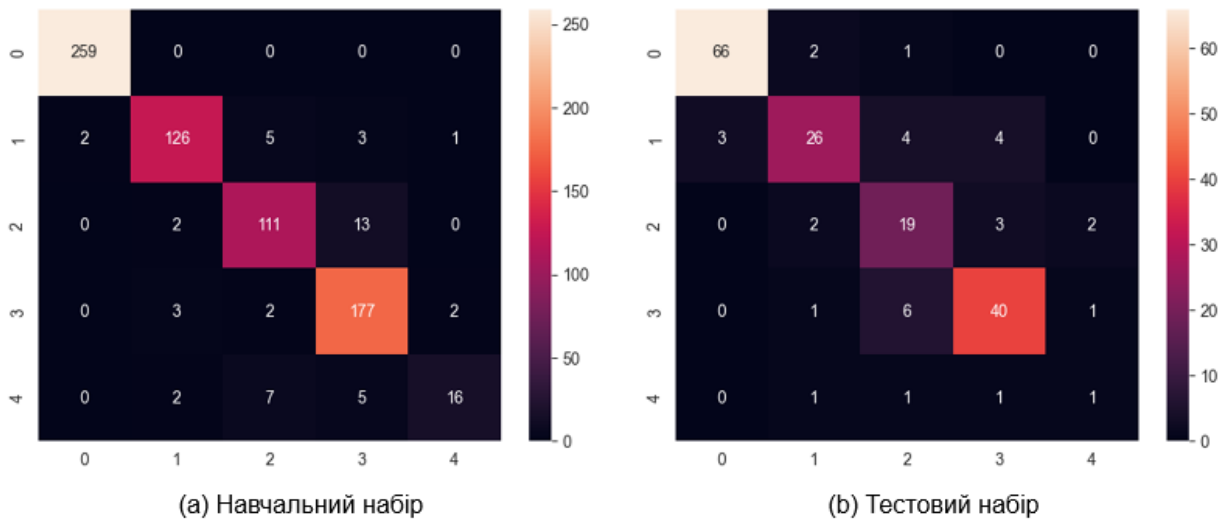


Рис. 2. Матриці плутанини для відображення точності навчання моделі ШНМ на даних UC1 для: (a) навчального набору, (b) тестового набору

Таблиця 1

Результат роботи градієнтного методу для обчислення загальної інформативності, параметри відсортовані за інформативністю

Параметр	Навчальний	Тестовий	Загальний	Кумулятивний
gender	0.0947	0.1183	0.1036	0.1036
age	0.1115	0.0950	0.1053	0.2090
chol	0.0970	0.0972	0.0971	0.3061
ca	0.0807	0.0872	0.0831	0.3892
oldpeak	0.0860	0.0801	0.0838	0.4731
exang	0.0807	0.0772	0.0793	0.5525
fbs	0.0699	0.0778	0.0729	0.6254
thalch	0.0704	0.0726	0.0712	0.6967
restecg	0.0693	0.0651	0.0677	0.7644
thal	0.0645	0.0706	0.0668	0.8313

Таблиця 2

Значення інформативності вхідних параметрів конкретного запису, розрахованих модифікацією методу інтегрованих градієнтів

Параметр	gender	oldpeak	age	ca	thal
Інформативність	0.4959	0.1028	0.0735	0.0733	0.0726
	<b>fbs</b>	<b>trestbps</b>	<b>chol</b>	<b>thalch</b>	<b>cp</b>
	0.0453	0.0386	0.0314	0.0284	0.016

**Висновки.** Підсумовуючи, це дослідження стосується важливого аспекту комп'ютерних систем медичного моніторингу визначення інформативності даних пацієнтів для покращення та обґрунтування стратегій лікування. Реальним медичним даним, пов'язаним із проблемами медичного моніторингу, притаманна упередженість, відсутність значень та велика розмірність. Запропоновані методи виявили залежність з результатами аналізу PCA та також виявили взаємозв'язок результатів обох методів, не дивлячись на вище зазначені проблеми. Також виявлена в даних незбалансованість проявилась в результатах інформативності параметрів, що свідчить про спроможність запропонованих методів визначати точно інформативність. Вимірюючи інформативність параметрів, ми отримуємо знання про те,

як окремі параметри впливають на прогнози моделі ШНМ. Ці знання дають медикам змогу приймати більш обґрунтовані та детальніші рішення.

Хоча ця робота є значним кроком до покращення медичного моніторингу, необхідні подальші дослідження щодо тестування підсистеми загальної стратифікації в системі медичного моніторингу. Ми розглянемо перевірку запропонованих методів інформативності з більшими наборами даних і різноманітними клінічними сценаріями, що необхідно для оцінки ефективності запропонованих підходів. Крім того, ми протестуємо представлену систему в різних сценаріях використання, щоб оцінити загальну надійність і точність системи та порівняти її з продуктивністю експертів на даних тестування.

#### Список використаних джерел:

1. Logeshwaran, J., Malik, J. A., Adhikari, N., Joshi, S. S., Bishnoi, P. IoT-TPMS: An innovation development of triangular patient monitoring system using medical internet of things. *International Journal of Health Sciences*. 2022. 6(S5), 9070-9084. DOI: 10.53730/ijhs.v6nS5.10765.
2. Yu, M., Li, G., Jiang, D., Jiang, G., Tao, B., Chen, D. Hand medical monitoring system based on machine learning and optimal EMG feature set. *Personal and Ubiquitous Computing*. 2019. 1 - 17.
3. Humayun, M., Jhanjhi, N.Z., Almotilag, A., Almufareh, M.F. Agent-Based Medical Health Monitoring System. *Sensors*. Basel, Switzerland. 2022. 22.
4. Miller, R., Acton, C., Fullerton, D.A., Maltby, J., Campling, J. Analysis of Variance (Anova). *The SAGE Encyclopedia of Research Design*. 2022.
5. Cozzi, M., Romano, S., Viccaro, M., Prete, C., Persiani, G. Wildlife Agriculture Interactions, Spatial Analysis and Trade-Off Between Environmental Sustainability and Risk of Economic Damage. 2015.
6. Chung, H., Ko, H., Kang, W.S., Kim, K.W., Lee, H., Park, C., Song, H., Choi, T., Seo, J.H., Lee, J. Prediction and Feature Importance Analysis for Severity of COVID-19 in South Korea Using Artificial Intelligence: Model Development and Validation. *Journal of Medical Internet Research*. 2021. 23.
7. Pereira, J.P., Stroes, E.S., Zwinderman, A.H., Levin, E. Covered Information Disentanglement: Model Transparency via Unbiased Permutation Importance. *ArXiv, abs/2111.09744*. 2021.
8. Ekanayake, I.U., Meddage, D.P., Rathnayake, U.S. A novel approach to explain the black-box nature of machine learning in compressive strength predictions of concrete using Shapley additive explanations (SHAP). *Case Studies in Construction Materials*. 2022.
9. Wu, Y., Zhou, Y. Hybrid machine learning model and Shapley additive explanations for compressive strength of sustainable concrete. *Construction and Building Materials*. 2022.
10. Lundstrom, D., Huang, T., Razaviyayn, M. A Rigorous Study of Integrated Gradients Method and Extensions to Internal Neuron Attributions. *ArXiv, abs/2202.11912*. 2022.
11. Enguehard, J. Sequential Integrated Gradients: a simple but effective method for explaining language models. *ArXiv, abs/2305.15853*. 2023.
12. Qi, Z., Khorram, S., Li, F. Visualizing Deep Networks by Optimizing with Integrated Gradients. *CVPR Workshops*. 2019.
13. Kovacs, I., Iosub, A., Topa, M.D., Buzo, A., Pelz, G. A Gradient-based Sensitivity Analysis Method for Complex Systems. *2019 IEEE 25th International Symposium for Design and Technology in Electronic Packaging (SIITME)*, 333-338. 2019.
14. Strilets, V., Bakumenko, N., Chernysh, S., Ugryumov, M., Donets, V. Application of Artificial Neural Networks in the Problems of the Patient's Condition Diagnosis in Medical Monitoring Systems. *Integrated Computer Technologies in Mechanical Engineering*. 2020.
15. В. Є. Стрілець, С. І. Шматков, М. Л. Угрюмов. *Методи машинного навчання у задачах системного аналізу і прийняття рішень* : монографія / Харків : Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна. 2020.
16. Janosi Andras, Steinbrunn William, Pfisterer Matthias, Detrano Robert. Heart Disease. UCI Machine Learning Repository. 1988.
17. Pereira, N. Using Machine Learning Classification Methods to Detect the Presence of Heart Disease. 2019.

#### References:

1. Logeshwaran, J., Malik, J. A., Adhikari, N., Joshi, S. S., & Bishnoi, P. (2022). IoT-TPMS: An innovation development of triangular patient monitoring system using medical internet of things. *International Journal of Health Sciences*, 6(S5), 9070-9084. DOI: 10.53730/ijhs.v6nS5.10765.
2. Yu, M., Li, G., Jiang, D., Jiang, G., Tao, B., & Chen, D. (2019). Hand medical monitoring system based on machine learning and optimal EMG feature set. *Personal and Ubiquitous Computing*, 1 - 17.
3. Humayun, M., Jhanjhi, N.Z., Almotilag, A., & Almufareh, M.F. (2022). Agent-Based Medical Health Monitoring System. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 22.
4. Miller, R., Acton, C., Fullerton, D.A., Maltby, J., & Campling, J. (2022). Analysis of Variance (Anova). *The SAGE Encyclopedia of Research Design*.
5. Cozzi, M., Romano, S., Viccaro, M., Prete, C., & Persiani, G. (2015). Wildlife Agriculture Interactions, Spatial Analysis and Trade-Off Between Environmental Sustainability and Risk of Economic Damage.
6. Chung, H., Ko, H., Kang, W.S., Kim, K.W., Lee, H., Park, C., Song, H., Choi, T., Seo, J.H., & Lee, J. (2021). Prediction and Feature Importance Analysis for Severity of COVID-19 in South Korea Using Artificial Intelligence: Model Development and Validation. *Journal of Medical Internet Research*, 23.

7. Pereira, J.P., Stroes, E.S., Zwinderman, A.H., & Levin, E. (2021). Covered Information Disentanglement: Model Transparency via Unbiased Permutation Importance. *ArXiv, abs/2111.09744*.
8. Ekanayake, I.U., Meddage, D.P., & Rathnayake, U.S. (2022). A novel approach to explain the black-box nature of machine learning in compressive strength predictions of concrete using Shapley additive explanations (SHAP). *Case Studies in Construction Materials*.
9. Wu, Y., & Zhou, Y. (2022). Hybrid machine learning model and Shapley additive explanations for compressive strength of sustainable concrete. *Construction and Building Materials*.
10. Lundstrom, D., Huang, T., & Razaviyayn, M. (2022). A Rigorous Study of Integrated Gradients Method and Extensions to Internal Neuron Attributions. *ArXiv, abs/2202.11912*.
11. Enguehard, J. (2023). Sequential Integrated Gradients: a simple but effective method for explaining language models. *ArXiv, abs/2305.15853*.
12. Qi, Z., Khorram, S., & Li, F. (2019). Visualizing Deep Networks by Optimizing with Integrated Gradients. *CVPR Workshops*.
13. Kovacs, I., Iosub, A., Topa, M.D., Buzo, A., & Pelz, G. (2019). A Gradient-based Sensitivity Analysis Method for Complex Systems. *2019 IEEE 25th International Symposium for Design and Technology in Electronic Packaging (SIITME)*, 333-338.
14. Strilets, V., Bakumenko, N., Chernysh, S., Ugryumov, M., & Donets, V. (2020). Application of Artificial Neural Networks in the Problems of the Patient's Condition Diagnosis in Medical Monitoring Systems. *Integrated Computer Technologies in Mechanical Engineering*.
15. Strilets V.E., Shmatkov S.I. & Ugryumov M.L. (2020). *Metody mashynnoho navchannia u zadachakh systemnoho analizu i pryiniattia rishen [Methods of machine learning in the problems of system analysis and decision making: monograph]*. Karazin Kharkiv National University.
16. Janosi Andras, Steinbrunn William, Pfisterer Matthias, & Detrano Robert. (1988). Heart Disease. UCI Machine Learning Repository.
17. Pereira, N. (2019). Using Machine Learning Classification Methods to Detect the Presence of Heart Disease.