

122 КОМП'ЮТЕРНІ НАУКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 004.056

doi: 10.31498/2225-6733.45.2022.276220

© Федосова І.В.¹, Альошин С.В.², Котихова Л.Д.³, Сидорова А.Г.⁴

СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДІАГНОСТИКИ АНЕМІЇ НА ОСНОВІ НЕЧІТКОЇ МОДЕЛІ

Анемія вважається однією з найпоширеніших захворювань, які уражують організм людини. У разі тривалого існування вона може призвести до розвитку хронічних захворювань в зв'язку з надлишковим навантаженням на органи життєзабезпечення. Ефективні методи лікування доступні за умови раннього виявлення хвороби та значною мірою залежать від її основної причини. За ступенем враженості анемію можливо умовно поділити на легку, середньої тяжкості та тяжку відповідно до рівня гемоглобіну. Морфологічна класифікація передбачає поділ анемії на мікроцитарну, нормоцитарну та макроцитарну залежно від середньої величини об'ємів еритроцитів. За вмістом гемоглобіну анемія може бути гіпохромна, нормохромна та гіперхромна. В статті досліджено науково-технічну інформацію з класифікації і нечіткої логіки та описано розробку системи підтримки прийняття рішень діагностики анемії з використанням моделі нечіткого логічного виведення. У ході аналізу існуючої літератури було виявлено, що для вирішення завдання визначення анемії оптимальним є використання найвних методів Байєса. Але існує ймовірність виникнення незначних помилок у процесі виміру ознак, тому необхідно використовувати теорію нечітких множин. Модулювання нечіткого логічного виведення було реалізовано з використанням алгоритму Мамдані. Розроблена інформаційна система має два рівні. На першому рівні визначається ступінь тяжкості анемії. Другий рівень відповідає за приналежність до одного з класів: мікроцитарного гіпохромного, нормоцитарного нормохромного та макроцитарного. Програмне забезпечення було написано мовою Java на основі власної бібліотеки для реалізації обчислювального алгоритму морфологічної класифікації анемії та класифікації за ступнем тяжкості відповідно до показників гематологічних лабораторних досліджень. Застосування запропонованого архітектурного проєкту системи зберігає час на прийняття рішень та усуває необхідність у потребі додаткової робочої сили для вирішення задач інформаційно-аналітичної підтримки прийняття управлінських рішень при супроводі бізнес-процесів моніторингу анемії.

Ключові слова: анемія, механізм прийняття рішень, алгоритм класифікації.

I.V. Fedosova, S.V. Aloschin, L.D. Kotykhova, A.G. Sydorova. Decision support system for anemia diagnosis based on fuzzy model. Anemia is considered one of the most common diseases that affect the human body. In case of prolonged existence, it can lead to the development of chronic diseases due to excessive load on the vital organs. Effective treatments are available with early detection of the disease and largely depend on its underlying

¹ д-р пед. наук, професор, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: 0000-0003-3923-8270, irivasilevna1964@gmail.com

² ст. викладач, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, alioshin.serg@gmail.com

³ асистент, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: 0009-0006-5008-622X, kotykhova_l_d@pstu.edu

⁴ студент, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро

cause. In terms of severity, anemia can be divided into mild, moderate, and severe according to the level of hemoglobin. The morphological classification provides for the division of anemia into microcytic, normocytic, and macrocytic depending on the average volume of red blood cells. According to the hemoglobin content anemia can be hypochromic, normochromic and hyperchromic. The article explores scientific and technical information on classification and fuzzy logic as well as describes the development of a decision support system for anemia diagnosis using a fuzzy logic inference model. During the analysis of existing literature, it was found that the use of naive Bayesian methods is optimal for solving the problem of determining anemia. But there is a possibility of minor errors in measuring features, so it is necessary to use the theory of fuzzy sets. Modulation of fuzzy logic inference was implemented using the Mamdani algorithm. The developed information system has two levels. The first level determines the severity of anemia. The second level is responsible for belonging to one of the classes: microcytic hypochromic, normocytic normochromic, and macrocytic. The software was written in Java on the basis of its own library to implement a computational algorithm for morphological classification of anemia and classification by severity according to the indicators of hematological laboratory tests. The application of the proposed architectural design of the system saves time for decision-making and eliminates the need for additional manpower to solve the problems of information and analytical support for management decision-making in support of business processes of anemia monitoring.

Key words: anemia, decision making, classification algorithm.

Постановка проблеми. Анемія вважається одним з найпоширеніших захворювань, які уражують організм людини. Близько 30% від загальної чисельності населення світу страждає на цю хворобу. Особливо високі темпи розповсюдження анемії спостерігаються в країнах, де брак харчів та кишкові паразити є нагальною проблемою [1]. У разі тривалого існування вона може призвести до розвитку хронічних захворювань в зв'язку з надлишковим навантаженням на органи життєзабезпечення. Ефективні методи лікування доступні за умови раннього виявлення хвороби та значною мірою залежать від її основної причини. Тяжкість анемії може бути визначена на основі симптомів і ознак пацієнта та кількістю гемоглобіну в крові, яка виявляється за допомогою гематологічних лабораторних досліджень, таких як загальний аналіз крові або ручний диференціальний/ручний периферичний огляд мазка.

З розвитком технологій у всьому світі з'явилися засоби обробки значних об'ємів даних. Інтелектуальний аналіз даних і методи машинного навчання дозволяють перетворити наявні дані в цінну інформацію, яку можна використовувати для аналізу, прогнозування та прийняття рішень. Комп'ютерна діагностика має низку переваг. Вона має меншу собівартість, зберігає час на прийняття рішень та усуває необхідність у потребі додаткової робочої сили. Це особливо актуально для країн з низьким або середнім рівнем доходу, де анемія є найбільш розповсюдженою.

Метою даної роботи є створення системи підтримки прийняття рішень діагностики анемії на основі нечіткої логіки для вирішення задач інформаційно-аналітичної підтримки прийняття управлінських рішень при супроводі бізнес-процесів моніторингу синдромів анемії.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Питання впровадження комп'ютерної діагностики різних захворювань неодноразово підіймалось науковою спільнотою. Кількість даних, які виробляє медична галузь, безперервно зростає. Інтелектуальний аналіз даних та методи машинного навчання дозволяють перетворити наявні дані в цінну інформацію, яку можна використовувати для аналізу, прогнозування та прийняття рішень.

У роботі [2] розглядаються алгоритми машинного навчання для прогнозування захворювань на анемію: наївний класифікатор Байєса, випадковий ліс і алгоритм дерева рішень. Прогнозування анемії виконується за допомогою даних повного аналізу крові, зібраних із патологічних центрів. Результати показують, що наївний класифікатор Байєса перевершує з точки зору точності.

У роботі [3] запропоновано систему, яка дозволяє розпізнавати анемію в умовах загальної клінічної практики. Для цієї системи модель побудована з використанням чотирьох різних методів штучного навчання. Як алгоритми класифікації використовуються методи штучних нейронних мереж, опорних векторів, наївний класифікатор Байєса та ансамблі дерев рішень. Моделі

оцінюються за набором даних із 1663 зразків і використовують 25 атрибутів, включаючи дані гемограми та загальну інформацію, таку як вік, стать, хронічні захворювання та симптоми, для діагностики 12 різних типів анемії. Дані збираються шляхом вивчення файлів пацієнтів в університетській лікарні в Туреччині. На додаток до всіх даних, які використовували лікарі, модель також використовувала вісім різних наборів даних, створених за допомогою певних методів вибору ознак. Дані класифікуються за допомогою чотирьох різних алгоритмів, і для кожного виходить прийнятний коефіцієнт успішності. Кожна модель перевіряється за допомогою показників: помилка класифікації, площа під кривою, точність, відкликання та F-показник. Найвища точність (85,6%) досягнута за допомогою Bagged Decision Trees, потім йдуть Boosted Trees (83,0%) і штучна нейронна мережа (79,6%).

Аналізуючи існуючу літературу можна зауважити те, що для вирішення завдання визначення захворювання оптимальним є побудова системи підтримки прийняття рішень з використанням наївних методів Байєса.

Виклад основного матеріалу. Наївні байєсовські методи є набором алгоритмів навчання з учителем, які відомі своєю розробкою простих, але добре працюючих моделей, зокрема в області класифікації та прогнозування хвороби, і базуються на застосуванні теореми Байєса з «наївним» припущенням про умовну незалежність між кожною парою ознак, заданою значенням змінної класу [4]. Теорема Байєса встановлює наступне співвідношення для заданої змінної класу y і залежного вектору ознак x_1 через x_n :

$$P(y | x_1, \dots, x_n) = \frac{P(y)P(x_1, \dots, x_n|y)}{P(x_1, \dots, x_n)}, \quad (1)$$

де $P(y | x_1, \dots, x_n)$ – апостеріорна ймовірність приналежності до класу при заданих ознаках;

$P(x_1, \dots, x_n | y)$ – ймовірність заданого значення ознаки при заданому класі;

$P(x_1, \dots, x_n)$ – апіорна ймовірність при значенні ознаки;

$P(y)$ – апіорна ймовірність класу.

Діагностика анемії є нетривіальним завданням, так як в залежності від обраного підґрунтя вона може класифікуватися по різному. Характерною особливістю анемії є те, що наявні діагностичні ознаки мають досить сильний перетин з нечітко вираженими межами. Так як існує ймовірність виникнення незначних помилок у процесі виміру ознак, необхідно використовувати теорію нечітких множин для їх визначення. Кожній ознаці у відповідність ставиться функція приналежності, яка виражає ступінь експертної впевненості в наявності захворювання, зв'язаного з показником даної ознаки.

Використовуючи наївні байєсовські методи ми можемо тільки зробити припущення про наявність або відсутність анемії у пацієнта, що обмежує область застосування системи. В умовах неповноти та неточності інформації побудова точної математичної моделі виявляється проблематичною. В залежності від обраного підґрунтя анемія класифікується по-різному. Ці знання можуть допомогти у розробці наступних кроків лікування хвороби. У таких випадках найефективнішими є нечіткі методи моделювання.

Нечітка логіка значною мірою ґрунтуються на знаннях експертів, на підставі яких можуть бути отримані позитивні результати. Інформація у системах з нечітким логічним виведенням виражається у вигляді лінгвістичних висловлювань та правил, що вимагає застосування специфічних підходів для її аналізу. Одним з таких підходів є алгоритм Мамдані, який був запропонований у 1925 році англійським математиком Е. Мамдані. Відповідно до цього алгоритму етапи нечіткого логічного виводу описуються наступним чином:

1. Етап фазифікації. На цьому кроці ми оцінюємо, якою мірою задовольняється антецедент кожного правила «ЯКЩО – ТО» для заданого введення. Результатом цього кроку є число $\mu_{A_k}(x)$ для кожного правила «ЯКЩО $X \in A_k$ ТО $Y \in B_k$ » (тобто ступінь узгодженості між введенням і антецедентом кожного правила);

2. Етап логічного виведення. Результатом цього кроку для кожного правила «ЯКЩО $X \in A_k$ ТО $Y \in B_k$ » є нечітка множина B_k , що усічена на рівні $\mu_{A_k}(x)$, тобто набір $\mu_{outputk|x}$:

$$\mu_{outputk|x}(y) = \min(\mu_{Bk}(y), \mu_{Ak}(x)). \quad (2)$$

3. Етап композиції. На цьому кроці усічені нечіткі множини, що відповідають кожному спрацьованому правилу, об'єднуються, щоб отримати один нечіткий набір $\mu_{Mamdani|x}$, який визначається функцією приналежності:

$$\mu_{Mamdani|x}(y) = \max_k[\mu_{outputk|x}(y)] = \max_k[\min(\mu_{Bk}(y), \mu_{Ak}(x))]. \quad (3)$$

4. Етап дефазифікації перетворює агрегований нечіткий набір $\mu_{Mamdani|x}$ в одне чітке число. Стандартні системи Мамдані використовують метод центру важкості у якості методу дефазифікації [5].

Для побудови моделі нечіткого логічного виводу визначення ступня тяжкості та типу анемії необхідно виділити вхідні та вихідні змінні, які приймають участь у проектуванні системи, та характеризувати їх нечітко.

Параметр статевої приналежності є категоріальною ознакою і приймає два чітких значення: чоловік та жінка. У якості нечітких характеристик для неї виступають наступні значення:

- лінгвістична змінна $\beta = \langle S \rangle$;
- область визначення $X = [0; 2]$;
- терм-множина значень лінгвістичної змінної $T = \{ \langle \text{«жінка»}, \langle \text{«чоловік»} \rangle \}$.

Створення нових термів не допускається предметною областю, тому значення G та M в описані лінгвістичної змінної не розраховуються.

Відповідно до аналізу існуючої літератури були визначені нечіткі властивості для кожного параметру, що характеризують анемію. Параметр гемоглобіну має наступні нечіткі характеристики:

- лінгвістична змінна $\beta = \langle Hb \rangle$;
- область визначення $X = [0; 180]$;
- терм-множина значень лінгвістичної змінної $T = \{ \langle \text{«дуже сильно низький»}, \langle \text{«сильно низький»}, \langle \text{«слабо низький»}, \langle \text{«нижче норми»}, \langle \text{«норма»} \rangle \}$.

Нечіткі характеристики вихідної змінної ступня тяжкості анемії є наступними:

- лінгвістична змінна $\beta = \langle \text{«Ступінь тяжкості»} \rangle$;
- область визначення $X = [0; 100]$;
- терм-множина значень лінгвістичної змінної $T = \{ \langle \text{«відсутня»}, \langle \text{«легка»}, \langle \text{«середньої тяжкості»}, \langle \text{«тяжка»} \rangle \}$.

Для значення змінної $T = \{ \text{«відсутня»} \}$ область визначення дорівнює $X = [0; 20]$. Значення змінної $T = \{ \text{«легка»} \}$ перебуває у діапазоні $X = [20; 40]$, а область визначення $X = [40; 60]$ відповідає значенню змінної $T = \{ \text{«середньої тяжкості»} \}$. Значення змінної $T = \{ \text{«тяжка»} \}$ перебуває у діапазоні $X = [60; 80]$.

Для параметру середнього корпускулярного гемоглобіну визначаються наступні нечіткі характеристики:

- лінгвістична змінна $\beta = \langle MCH \rangle$;
- область визначення $X = [0; 40]$;
- терм-множина значень лінгвістичної змінної $T = \{ \langle \text{«знижено»}, \langle \text{«норма»}, \langle \text{«підвищено»} \rangle \}$.

Для параметру середньої корпускулярної концентрації гемоглобіну визначаються наступні нечіткі характеристики:

- лінгвістична змінна $\beta = \langle MCHC \rangle$;
- область визначення $X = [0; 50]$;
- терм-множина значень лінгвістичної змінної $T = \{ \langle \text{«знижено»}, \langle \text{«норма»}, \langle \text{«підвищено»} \rangle \}$.

Для параметру середнього розміру еритроцитів визначаються наступні нечіткі характеристики:

- лінгвістична змінна $\beta = \langle MCV \rangle$;
- область визначення $X = [0; 120]$;
- терм-множина значень лінгвістичної змінної $T = \{ \langle \text{«знижено»}, \langle \text{«норма»}, \langle \text{«підвищено»} \rangle \}$.

Вихідна змінна, яка визначає тип анемії, відрізняється наступними нечіткими характеристиками:

- лінгвістична змінна $\beta = \langle \text{«Тип анемії»} \rangle$;

- область визначення $X = [0;60]$;
- терм-множина значень лінгвістичної змінної $T = \{\text{«мікроцитарна гіпохромна»}, \text{«нормоцитарна нормохромна»}, \text{«макроцитарна»}\}$.

Значення змінної $T = \{\text{мікроцитарна гіпохромна}\}$ перебуває у діапазоні $X = [0;20]$. Для значення змінної $T = \{\text{нормоцитарна нормохромна}\}$ область визначення дорівнює $X = [20;40]$. Область визначення $X = [40;60]$ відповідає значенню змінної $T = \{\text{середньої тяжкості}\}$.

Реалізація нечіткого логічного виводу виконується з використанням алгоритму Мамдані та заснована на нечітких продукційних правилах, при складанні яких застосовується правило нечіткої кон'юнкції (рис. 1 та рис. 2).

If S is жінка and Hb is дуже сильно низький then Ступінь тяжкості is тяжка
If S is чоловік and Hb is дуже сильно низький then Ступінь тяжкості is тяжка
If S is жінка and Hb is сильно низький then Ступінь тяжкості is середньої тяжкості
If S is чоловік and Hb is сильно низький then Ступінь тяжкості is середньої тяжкості
If S is жінка and Hb is слабо низький then Ступінь тяжкості is легка
If S is чоловік and Hb is слабо низький then Ступінь тяжкості is легка
If S is жінка and Hb is нижче норми then Ступінь тяжкості is відсутня
If S is жінка and Hb is норма then Ступінь тяжкості is відсутня
If S is чоловік and Hb is нижче норми then Ступінь тяжкості is легка
If S is чоловік and Hb is норма then Ступінь тяжкості is відсутня

Рис. 1 – Продукційні правила для визначення ступеня тяжкості анемії

If MCH is знижено and MCHC is знижено and MCV is знижено then Тип анемії is мікроцитарна гіпохромна
If MCH is норма and MCHC is норма and MCV is норма then Тип анемії is нормоцитарна нормохромна
If MCH is підвищено and MCHC is норма and MCV is підвищено then Тип анемії is макроцитарна

Рис. 2 – Продукційні правила для визначення типу анемії

Система підтримки прийняття рішень діагностики анемії складається з двох рівнів. Перший рівень відповідає за визначення ступня тяжкості анемії, на другому рівні співвідноситься приналежність до одного з морфологічних класів: мікроцитарного гіпохромного, нормоцитарного нормохромного та макроцитарного. Діаграма компонентів зображена на рис. 3.

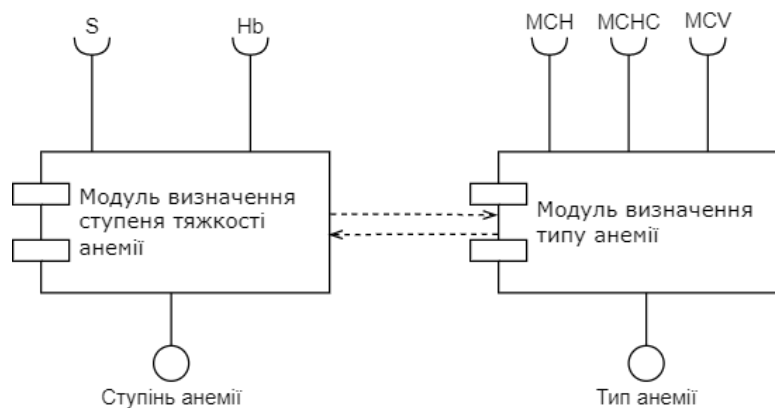


Рис. 3 – Взаємодія програмних компонентів

Після запуску програмного модуля діагностики анемії на екрані виводиться вікно, яке зображено на рис. 4, де можна побачити результати попереднього аналізу на виявлення ступня тяжкості та типу анемії. Для відстеження прогресу лікування можливо побудувати графік.

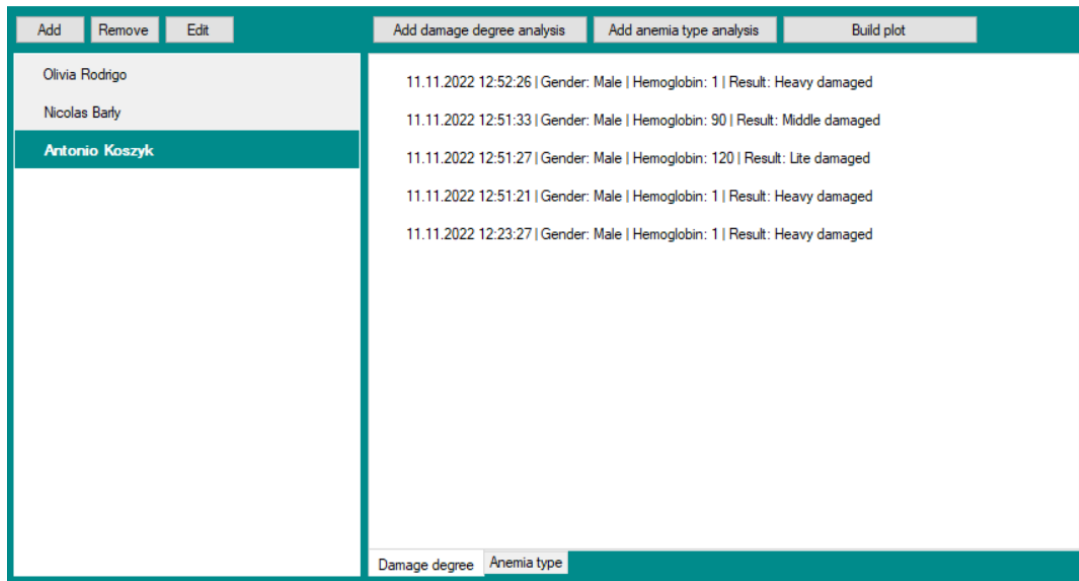


Рис. 4 – Головне вікно програми

Висновки

У ході виконання роботи було спроектовано модель з нечітким логічним виведенням для діагностики ступня тяжкості та типу анемії на основі клініко-гематологічних показників. Запропонований архітектурний проект системи можна застосовувати для вирішення задач інформаційно-аналітичної підтримки прийняття управлінських рішень при супроводі бізнес-процесів моніторингу синдромів анемії.

Перелік використаних джерел:

1. Журавльова Л.В. Клінічна гематологія. Частина 1. Анемії : метод. вказ. для студентів і лікарів-інтернів / упоряд. Л.В. Журавльова, О.О. Янкевич. – Харків : ХНМУ, 2015. – 44 с.
2. Jaiswal M. Machine Learning Algorithms for Anemia Disease Prediction / M. Jaiswal, A. Srivastava, T.J. Siddiqui // Recent Trends in Communication, Computing, and Electronics. Lecture Notes in Electrical Engineering. – 2019. – Vol 524. – Pp. 463-469. – Mode of access: https://doi.org/10.1007/978-981-13-2685-1_44.
3. Karagul Yildiz T. Classifying anemia types using artificial learning methods / T. Karagul Yildiz, N. Yurtay, B. Onec // Engineering Science and Technology, an International Journal. – 2021. – Vol. 24, iss. 1. – Pp. 50-70. – Mode of access: <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2020.12.003>.
4. Zhang H. The Optimality of Naive Bayes / H. Zhang // Proceedings of the Seventeenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference. – 2004. – Pp. 562-567.
5. Izquierdo S. Mamdani Fuzzy Systems for Modelling and Simulation: A Critical Assessment / S. Izquierdo, L.R. Izquierdo // Journal of Artificial Societies and Social Simulation. – 2018. – Vol. 21, iss. 3. – Pp. 1-15. – Mode of access: <https://doi.org/10.18564/jasss.3660>.

References:

1. Zhurav'l'ova L.V., Iankevich O.O. *Klinichna gematologiya. Chastina 1. Anemii : metod. vказ. dlia studentiv i likariv-interniv* [Clinical hematology. Part 1. Anemia: guidelines for students and intern doctors]. Kharkiv, KhNMU Publ., 2015. 44 p. (Ukr.)
2. Jaiswal M., Srivastava A., Siddiqui T.J. Machine Learning Algorithms for Anemia Disease Prediction. *Recent Trends in Communication, Computing, and Electronics. Lecture Notes in Electrical Engineering*, 2019, vol. 524, pp. 463-469. doi: 10.1007/978-981-13-2685-1_44.
3. Karagul Yildiz T., Yurtay N., Onec B. Classifying anemia types using artificial learning methods. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 2021, vol. 24, iss. 1, pp. 50-70. doi: 10.1016/j.jestch.2020.12.003.

4. Zhang H. The Optimality of Naive Bayes. *Proceedings of the Seventeenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference*, 2004, pp. 562-567.
5. Izquierdo S., Izquierdo L.R. Mamdani Fuzzy Systems for Modelling and Simulation: A Critical Assessment. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2018, vol. 21, iss. 3, pp. 1-15. doi: 10.18564/jasss.3660

Рецензент: О.Є. П'ятикоп
канд. техн. наук, доц., ДВНЗ «ПДТУ»

Стаття надійшла 15.10.2022

УДК 004.032.26:658.8:621.31

doi: 10.31498/2225-6733.45.2022.276222

© Федосова І.В.¹, Котихова Л.Д.², Старовойт Д.В.³

ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ ПРОДАЖУ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ БАГАТОШАРОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Споживання енергії пов'язане з усіма видами господарської діяльності людини. Виробництво енергії істотно впливає на стан довкілля, тому якісне планування електроспоживання є пріоритетним питанням у стратегії розвитку будь-якої країни. Всі обов'язки з планування електроспоживання та купівлі електроенергії лягають на енергопостачальні компанії. Якісне планування електроспоживання призведе до зниження витрат енергопостачальних компаній, що матиме вплив на зниження витрат на створення кінцевої продукції для пересічного споживача. Дана стаття присвячена проблемі підвищення ефективності роботи енергопостачальних компаній для забезпечення потреб побутових споживачів. В роботі обґрунтовано необхідність планування поставок електроенергії в необхідному обсязі для забезпечення раціонального використання енергетичних і економічних ресурсів. Описано проблему виконання прогнозування людиною, коли результат залежить як від кваліфікації аналітика в предметній галузі, так і від його кваліфікації в методах аналізу. Наведено аргументацію щодо використання сучасних методів штучного інтелекту – нейронних мереж, які мають здатність до навчання на наборі даних та дозволяють виявити приховані взаємозв'язки і закономірності між даними. В статті приведено аналіз останніх досліджень та публікацій стосовно використання штучних нейронних мереж при прогнозуванні в енергетиці, який підтвердив доцільність використання обраного метода для визначеної проблеми. Описано процес використання багатошарової нейронної мережі для прогнозування обсягів продажу електроенергії споживачам. Наведено характер даних, що описують обсяги щомісячної погодинної купівлі електричної енергії для побутових споживачів, показано приклад часового ряду. Визначено особливості вхідних параметрів для нейронної мережі: місяць року, день тижня, тип дня (святковий чи робочий), середнє максимальне значення погодинної купівлі електричної енергії.

Ключові слова: прогнозування, нейронна мережа, обсяги купівлі електричної енергії.

I.V. Fedosova, L.D. Kotykhova, D.V. Starovoi. Forecasting volumes of electricity sales using a multilayer neural network. Energy consumption is related to all types of human economic activity. Energy production significantly affects the state of the environment;

¹ д-р пед. наук, професор, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: 0000-0003-3923-8270, irivasilevna1964@gmail.com

² асистент, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: 0009-0006-5008-622X, kotykhova_l_d@pstu.edu

³ магістр, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро