



О. О. Герус¹, Ю. В. Шабатура²

¹ Національний лісотехнічний університет України, м. Львів, Україна

² Національна академія сухопутних військ ім. гетьмана П. Сагайдачного, м. Львів, Україна

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ДИНАМІЧНОГО СИНТЕЗУ ІНФОРМАЦІЙНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙ "ЗДОРОВЕ ЖИТТЯ"

Виявлено, що основною ознакою сьогодення є інтенсивне використання цифрових технологій в усіх сферах життя людей. Не є винятком і сфера охорони здоров'я, де добре відома система "Helsi". Наразі на ринку медичних технологій існує чимало спеціалізованих інформаційних систем для потреб медицини, проте з ними пересічний громадянин стикається тільки у процесі лікування або діагностики. Водночас, кожна людина чудово розуміє, що краще всього уникнути будь-якого захворювання, ніж потім його лікувати нехай навіть і найсучаснішими засобами. Варто не допускати, або принаймні мінімізувати ті впливи на організм, які в конкретній ситуації можуть призвести до загострення вже наявного захворювання пацієнта або до виникнення нового. Встановлено, що саме через зазначені причини є актуальним у науковому аспекті і важливим для практики створення інтелектуальної системи динамічного синтезу інформаційних рекомендацій для пацієнта, цільовою функцією якої буде надання конкретному пацієнту таких рекомендацій в усіх сферах його діяльності й інтересів, які мінімізуватимуть ризики ускладнень його захворювань, або потенційні ризики можливого погіршення стану його здоров'я загалом. Відзначено, що для аналізу величезної кількості медичних відомостей необхідна інтелектуальна система, яка здатна самостійно опрацьовувати усі дані, аналізувати поведінку пацієнта та асистувати йому для уникнення потенційно небезпечних для стану його здоров'я ситуацій. Проаналізовано методи та засоби для динамічного синтезу інформаційних рекомендацій. Запропоновано створити інтелектуальну дорадчу інформаційну систему, реалізовану у формі застосунку "Здорове життя", який враховує індивідуальні медичні та фізичні дані конкретного пацієнта, для вирішення означеної задачі. Визначено, що система повинна забезпечувати персоналізований підхід до інформування користувачів комп'ютерних мереж про особливості їхнього здоров'я та способу життя, а також надавати рекомендації під час здійснення ними пошукових запитів. Проаналізовано наукові публікації та дослідження на задану тематику, розглянуто наявні системи, які можуть вважатися альтернативами запропонованого рішення. Встановлено, що в запропонованій системі "Здорове життя" необхідним є використання алгоритмів прийняття рішень з нечіткою логікою. Окрім цього, спроектовано структуру застосунку, описано його основні модулі та наведено один із варіантів використання.

Ключові слова: нечіткі системи; алгоритми прийняття рішень; медицина; програмний застосунок.

Вступ / Introduction

На сучасному етапі розвитку технологій глобальна цифровізація з кожним днем відіграє щораз більше значення у повсякденному житті людини. Завдяки швидкому розповсюдженню доступу до мережі Інтернет та електронних гаджетів відкриваються нові можливості для покращення рівня комфорту людини у різних сферах її життя і діяльності. У цьому разі розроблення застосунків, які не тільки надають корисну інформацію пацієнту, але й активно супроводжують його під час прийняття рішень, є одним із актуальних напрямів досліджень сьогодення.

Очевидно, що галузь медицини та догляду за власним здоров'ям є типовими та важливими варіантами застосування таких програмних засобів. Значна частина користувачів, які щодня проводять час у всесвітній мережі, мають хронічні захворювання або обмежені фі-

зичні можливості. Ці чинники необхідно враховувати під час вибору товарів, послуг або активностей, проте часто люди свідомо та несвідомо ігнорують ці особливості. Це, водночас, може призвести до погіршення стану їх здоров'я чи інших небажаних наслідків.

Саме для вирішення цієї проблеми було запропоновано створення застосунку "Здорове життя", який надаватиме індивідуалізовані рекомендації користувачу. Цей застосунок буде мати інформацію про загальний стан особи (визначених на підставі раніше збережених даних зі забезпеченням їх конфіденційності), аналізуватиме пошукові запити та пропонуватиме корисні поради в режимі реального часу. Відповідно новостворена система стане дієвим інструментом, який допоможе своїм клієнтам більш свідомо ставитися до власних бажань та дій, що в перспективі сприятиме підтримці ними здорового способу життя.

Актуальність цього дослідження визначається пот-

Інформація про авторів:

Герус Олег Олександрович, аспірант, кафедра інформаційних систем та комп'ютерного моделювання.

Email: oleh.herus@nltu.edu.ua; <https://orcid.org/0009-0004-5337-883X>

Шабатура Юрій Васильович, д-р техн. наук, професор, кафедра електромеханіки та електроніки.

Email: shabaturayuriy@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0002-9961-1244>

Цитування за ДСТУ: Герус О. О., Шабатура Ю. В. Інтелектуальна система динамічного синтезу інформаційних рекомендацій "Здорове життя". Науковий вісник НЛТУ України. 2024, т. 34, № 7. С. 106–113.

Citation APA: Gerus, O. O., & Shabatura, Yu. V. (2024). Intelligent system for dynamic synthesis of information recommendations "Healthy life". *Scientific Bulletin of UNFU*, 34(7), 106–113. <https://doi.org/10.36930/40340714>

ребою створення та інтеграції програмних засобів, що дадуть можливість надання індивідуалізованих рекомендацій на підставі медичного та фізичного стану її пацієнта.

Об'єкт дослідження – динамічний синтез інформаційних рекомендацій.

Предмет дослідження – методи і засоби розроблення інтелектуальної системи динамічного синтезу інформаційних рекомендацій, що дасть змогу аналізувати поведінку користувача та медичні дані пацієнта в режимі реального часу, а також надавати йому персоналізовані рекомендації.

Мета роботи – розробити систему динамічного синтезу інформаційних рекомендацій, яка дасть змогу в режимі реального часу аналізувати запити користувача та надавати йому найбільш прийнятні поради та рекомендації залежно від його особистих медичних показників, які мінімізуватимуть ризики ускладнень його захворювань, або потенційні ризики можливого погіршення стану його здоров'я загалом.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

1. Проаналізувати тренди в області використання алгоритмів синтезу рекомендацій, що дасть змогу зрозуміти, як можна адаптувати ці алгоритми для створення більш точних і своєчасних порад, враховуючи індивідуальні особливості користувачів.
2. Проаналізувати алгоритми прийняття рішень під час роботи з нечіткою логікою, що дасть змогу покращити процес синтезу обґрунтованих рекомендацій, враховуючи неструктуровану інформацію про медичні та фізичні показники користувача.
3. Проаналізувати сучасні дослідження та наявні засоби, що дасть змогу виявити переваги та недоліки наявних управлінських рішень.
4. Спроекувати систему динамічного синтезу рекомендацій на підставі пошукових запитів користувача та її основні модулі, що дасть змогу забезпечити користувачів індивідуальними рекомендаціями в режимі реального часу, враховуючи їх поточні медичні показники та запити, що підвищить актуальність і точність наданих порад.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Автори роботи [16] здійснили ґрунтовний аналіз сучасних алгоритмів рекомендаційних систем на підставі глибокого навчання. Дослідники описали різноманітні моделі, зокрема багаторівневі перцептрони, автоенкодера, рекурентні та згорткові нейронні мережі та систематизували наявні методи. Автори наголошують на важливості персоналізації рекомендацій з урахуванням індивідуальних особливостей користувачів, таких як поведінкові дані та уподобання. Вони також обговорюють виклики, пов'язані з обробленням великих обсягів. На їхню думку, важливими є такі питання та проблеми:

- удосконалення алгоритмів для можливості їх використання у задачах, що стосуються різних доменів;
- надання пояснень того, як саме та чому саме ті чи інші рекомендації були сформовані;
- масштабованість нейронних мереж для синтезу рекомендацій;
- потребу в уніфікованих та чітких оцінках роботи таких алгоритмів.

Це дослідження є цінним для розуміння трендів у використанні алгоритмів рекомендацій та того, як адаптувати ці алгоритми для створення більш точних і своєчасних порад.

Автори роботи [8] проаналізували алгоритми прийняття рішень в умовах невизначеності. Головним досягненням роботи є розроблення нових моделей нечіткого групового прийняття рішень, які можуть ефективно обробляти неструктуровану та невизначену інформацію. Автори пропонують методи інтеграції індивідуальних переваг учасників рішення з використанням нечітких множин та відношень. Це дає змогу враховувати неточні або розмиті оцінки, що є типовими у медичних даних. Результати дослідження показують, що такі методи можуть покращити процес синтезу рекомендацій, роблячи їх більш гнучкими та адаптивними.

Автори роботи [4] досліджують питання вимірювання якості пояснень, що надаються системами штучного інтелекту. Вони вказують на те, що у медичному контексті особливо важливо, щоб такі системи не просто надавали рекомендації або діагнози, але й пояснювали причини таких рішень, аби медичні працівники могли довіряти цим системам та ефективно їх використовувати. Автори розробили метричний інструмент, який дає змогу вимірювати, наскільки добре пояснення допомагає користувачу зрозуміти причинно-наслідкові зв'язки, що знаходяться в основі рішення, та демонструють, як їхня шкала може бути інтегрована у процес розроблення та тестування, надаючи розробникам зворотний зв'язок щодо того, як покращити пояснення для кінцевих користувачів.

Основна частина робіт, пов'язаних з медичною сферою застосування алгоритмів динамічного синтезу рекомендацій у медицині, присвячена аналізу та зіставленню даних пацієнта з історичними даними. Можна виділити такі основні напрями досліджень:

- персоналізація лікування: запропонувати оптимальні методи лікування, враховуючи індивідуальні особливості кожного пацієнта та доступну історію інших пацієнтів;
- рання діагностика: виявити ранні ознаки захворювань, що дає змогу розпочати лікування на ранніх стадіях;
- оптимізація процесів: автоматизувати рутинні завдання, такі як призначення проходження аналізів або пошук медичної літератури;
- підтримка прийняття рішень: надати лікарям додаткову інформацію для більш обґрунтованого вибору методів лікування.

Одним із ключових досліджень у сфері інтеграції штучного інтелекту в медицину є робота [15], де автор аналізує перспективи поєднання людського та штучного інтелекту для трансформації охорони здоров'я. Він вказує на, що використання алгоритмів рекомендацій може персоналізувати лікування та покращити результати для пацієнтів шляхом аналізу великих обсягів медичних даних. Автор наголошує на потенціалі штучного інтелекту в автоматизації рутинних завдань, що дасть змогу лікарям зосередитися на складніших особливостях догляду за пацієнтами, проте відзначає потребу збереження людського контролю під час лікування.

У контексті цього дослідження важливо розглянути наявні системи прийняття рішень, які призначені для допомоги лікарям у прийнятті клінічних рішень на підставі аналізу медичних даних.

Серед відповідного програмного забезпечення, наявного на широкому ринку, найпопулярнішими та найвідомішими засобами є "Watson for Oncology" від "IBM" [17], та "DXplain" (застосунок Массачусетського університету [9]). "Watson for Oncology" від IBM допомагає лікарям у прийнятті клінічних рішень щодо лікуван-

ня раку на підставі аналізу великих обсягів медичних даних. Його цільовою аудиторією є лікарі та медичні фахівці. Область застосування: онкологія. Основними використаними технологіями є штучний інтелект та машинне навчання. Їхня розробка мала на меті постановку діагнозу, беручи за основу симптоми та попередні результати досліджень пацієнта.

Обидва програмні застосунки активно використовують різні алгоритми штучного інтелекту для аналізу результатів і машинного навчання для покращення точності отриманих результатів. Його цільовою аудиторією є медичні працівники, а основна сфера використання – діагностика [9].

Зростання популярності мобільних технологій призвело до появи численних додатків і переносних пристроїв для моніторингу здоров'я. "Fitbit", "Garmin", "Apple Watch" пропонують функції відстеження фізичної активності, серцевого ритму, сну та інших показників. Додатки, такі як "MyFitnessPal" та "Apple Health", дають можливість пацієнтам вести щоденники харчування, контролювати споживання калорій та отримувати базові рекомендації щодо способу життя. Проте, як зазначено в дослідженні [14], хоча ці пристрої надзвичайно ефективні у збиранні даних, однак вони часто не надають глибокого аналізу або персоналізованих медичних рекомендацій, особливо з урахуванням комплексних медичних даних пацієнта.

Проаналізувавши останні дослідження та наявну літературу, можна зробити висновок про те, що дослідження алгоритмів синтезу інформаційних рекомендацій залишаються актуальними через їх різноманітність, а також з огляду на велику потенційну сферу застосування їх результатів.

Матеріали та методи дослідження. Використано комплексний підхід, який полягав у проведенні пошуку та аналізу літератури, моделюванні поведінки та проектуванні системи. Також проведено порівняльний аналіз запропонованого засобу з його конкурентами. Це дало змогу отримати первинну інформацію (інформація, яка є результатом безпосередніх експериментальних досліджень, вивчення практичного досвіду тощо) та вторинну інформацію (це результат аналітичного оброблення первинної інформації).

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Система динамічного синтезу інформаційних рекомендацій "Здорове життя" призначена для надання персоналізованих рекомендацій, що матимуть позитивний вплив на стан і здоров'я користувача, попереджаючи його та запобігаючи потенційному завданню шкоди самому собі. Такий засіб має широкий перелік користувачів, у т.ч. пацієнтів без медичної освіти. Область застосування такого рішення є веббраузер, що дає змогу охоплювати велику частину населення. Перевагою є інтерактивність системи, оскільки вона надає прості та зрозумілі рекомендації.

Прийняття рішень на підставі нечіткого аналізу. Нечітка система – це система, що використовує нечітку логіку для прийняття рішень, оброблення інформації та вирішення задач, пов'язаних з невизначеністю та нечіткістю даних [12]. Це можуть бути завдання прогнозування, класифікації, управління, діагностики або оптимізації. Таку систему можна подати у вигляді багатошарової штучної нейронної мережі, що складається з входного, двох прихованих і вихідного шарів (рис. 1).

рової штучної нейронної мережі, що складається з входного, двох прихованих і вихідного шарів (рис. 1).

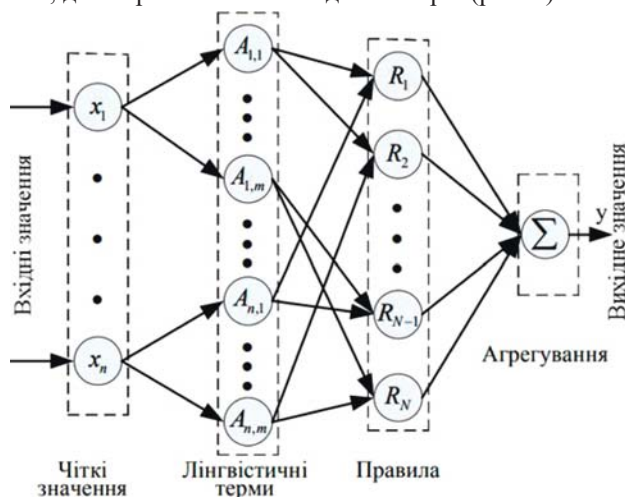


Рис. 1. Структура системи нечіткого логічного аналізу / Structure of the fuzzy logic analysis system [7]

Основні етапи роботи нечіткої системи охоплюють декілька ключових процесів. Спочатку відбувається фазифікація входних даних, де чіткі значення перетворюються у нечіткі шляхом визначення ступеня належності кожного значення до відповідних нечітких множин за допомогою функцій належності. Далі застосовуються нечіткі правила виведення результатів правил, об'єднуючи виходи всіх активних правил у єдину нечітку множину за допомогою операцій об'єднання чи інших методів. Наприкінці виконується дефазифікація, перетворюючи агрегований нечіткий результат у чітке вихідне значення за допомогою спеціальних методів, таких як метод центру ваги або середнього максимуму, щоб отримати конкретне числове значення для прийняття рішення або виконання дії.

Входи $\vec{x} = (x_1 | \dots | x_n)$ (наприклад, вага, зріст) та вихід у (стадія ожиріння) є чіткими контрольованими величинами. Кожному входному параметру x_i , $i = 1 \dots n$ ставиться у відповідник нечіткий відповідник у вигляді лінгвістичної змінної $\tilde{X}_i = \{A_{ij} | j = \overline{1, m_i}\}$, $i = \overline{1, n}$. Лінгвістична змінна $\tilde{X}_i$ складається з m_i термів A_{ij} , кожен з яких є нечіткою множиною. Правила R_k , $k = 1 \dots N$ перевіряють значення кожної лінгвістичної змінної, тому максимально можлива кількість правил становить $N_{\max} = \prod_{i=1}^n m_i$. Реальну кількість правил позначимо через $N \leq N_{\max}$. Вихід правила – це лінгвістична змінна $\tilde{Y} = \{B_j | j = \overline{1, m}\}$, яка набуває значення одного із термів B_j .

Для узагальнення правил відбувається агрегування їх нечітких виходів в одну нечітку множину з її подальшим перетворенням на чітке вихідне значення.

Проектування архітектури системи "Здорове життя". Найбільш доречним для побудови браузерного застосунку є використання принципів клієнт-серверної архітектури (рис. 2). Комунікація з користувачем відбуватиметься за допомогою додатку до браузера ("Google Chrome"), тому фронт-енд частина відсутня у цій архітектурі. Оскільки медичні та фізичні дані користувачів можуть мати різну структуру та вигляд, то доцільнішим є використання нереляційних баз даних. Окрім цього, в майбутньому NoSQL сховища даватимуть значно меншу тривалість відгуку, оскільки матимуть можливість горизонтального масштабування.



Рис. 2. Узагальнена архітектура системи / Generalized system architecture

Усе опрацювання запитів і їхній аналіз відбуватиметься на серверній частині. Оскільки система є досить складною, то вона буде поділена на кілька модулів, що взаємодіятимуть між собою (рис. 3).

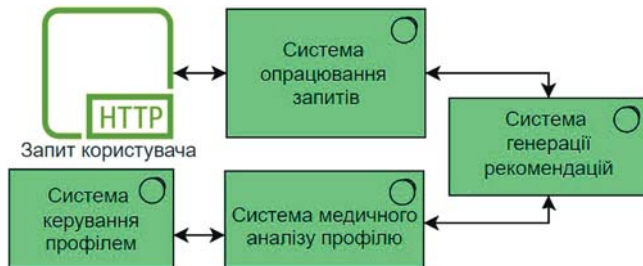


Рис. 3. Схема взаємодії підсистем та запиту користувача / Scheme of interaction between the system modules and the user request

Наведений дизайн системи дасть змогу впровадити використання мікросервісної архітектури, що сприяє підвищенню модульності системи та надає можливість використовувати, у разі потреби, різні мови програмування (враховуючи переваги та недоліки кожної з них) для різних задач. Також спроектована система є зручною для масштабування, у разі потреби. Ця проблема є актуальною, враховуючи, що різні модулі системи матимуть різне навантаження, відповідно, потребуватимуть більшу або меншу кількість ресурсів. Зокрема, системи аналізу запитів користувачів і генерування відповідальних рекомендацій вимагатимуть більшу обчислювальну потужність комп'ютерної техніки, оскільки будуть використовувати складні алгоритми під час роботи.

Комунікація між такими підсистемами відбуватиметься за допомогою API- та REST-архітектури. Враховуючи, що система працює з медичною інформацією, особлива увага має приділятися захисту даних, шифруванню та забезпеченню їх конфіденційності відповідно до загальнопоширених стандартів (зокрема, GDPR).

Опис модулів системи. Система "Здорове життя" містить 4 підсистеми:

- підсистема управління профілем;
- підсистема медичного аналізу профілю;
- підсистема опрацювання запитів користувача;
- підсистема генерування рекомендацій.

Профіль користувача є основним інтерфейсом взаємодії між базою даних та розробленою системою. Він зберігає всю медичну та фізичну інформацію, яка буде використана для аналізу і генерування рекомендацій. У ньому зберігаються такі дані:

- медична карта (діагнози, хронічні захворювання, скарги тощо);
- фізичні показники (зріст, вага, рівень активності, артеріальний тиск, пульс);
- дані, що можуть мати непрямий чи неочевидний вплив (генетична схильність до певних захворювань, історія сімейних хвороб);
- історія пошуку користувача та його відгуки.

У найближчій перспективі дані можна оновлювати як автоматично (наприклад, з пристроїв для моніторингу стану здоров'я), так і вручну шляхом введення пацієнтом або лікарем.

Підсистема медичного аналізу профілю користувача відповідає за оброблення медичних і фізичних даних для виявлення поточного стану та можливих ризиків. Вона отримує інформацію з профілю користувача, аналізує її, і, на підставі цього, визначає ключові характеристики здоров'я. Вихідний результат роботи цього модуля може містити такі дані:

- відомості про різні захворювання;
- виявлення взаємозв'язків між наявними захворюваннями та стилем життя;
- виявлення змін у фізичних показниках (наприклад, різке підвищення тиску).

У цьому модулі використовують або алгоритми машинного навчання, або правила на підставі експертної системи для аналізу медичних даних. Це можуть бути як прості порівняння із медичними стандартами, так і більш складні моделі прогнозування.

Основною метою підсистеми модуля опрацювання пошукових запитів є зрозуміти, що саме користувач шукає, і перетворити цей запит у контекстну інформацію. На цьому етапі доцільним є використання засобів оброблення природної мови NLP (англ. *Neuro-Linguistic Programming*) у цій складовій. Отримані відомості будуть використані для зіставлення побажань із станом здоров'я та, пізніше, генерування рекомендацій. Цей модуль може враховувати не тільки зміст запиту, але й історію пошукових запитів користувача для точнішого аналізу.

Підсистема генерування рекомендацій є основним елементом, оскільки поєднує результати роботи попередніх підсистем. Вона використовує результати медичного аналізу та оброблені запити користувача для надання рекомендацій. Основною особливістю є використання нечіткої логіки, яка дає змогу враховувати невизначені або розмиті дані для прийняття рішень.

Нечітка логіка тут відіграє ключову роль, оскільки багато медичних станів не мають чітких метрик, а також дає змогу адаптувати рекомендації на підставі індивідуальних характеристик і поточного стану.

Опис сценарію використання системи. Потенційний сценарій роботи системи: користувач із зайвою вагою шукає спортивне взуття для бігу. Вхідними даними, що розпочинають весь процес, є пошуковий запит: "купити кросівки для бігу".

Підсистема фільтрації запитів за допомогою методів оброблення природної мови виявляє, що користувач зацікавлений у значних фізичних навантаженнях, що не є притаманним для нього (біг). Модуль аналізу профілю користувача на підставі наявної інформації у базі даних встановлює, що показник маси тіла (ПМТ) вище норми, що може свідчити про зайву вагу. Окрім цього, відзначається біль у колінах.

Модуль генерування рекомендацій поєднує результати роботи попередніх підсистем та надає фінальний вердикт. Оскільки у користувача зайва вага і можливі проблеми з колінами, то біг визначається значним ризиком для суглобів. Відповідно до цього, система рекомендуватиме обрати інші варіанти взуття, призначені для менш інтенсивних навантажень.

Формальний опис процесу прийняття рішень на підставі нечіткої логіки. Першим є етап перетворення чітких вхідних даних у нечіткі значення (фазифікація).

Вхідні дані для заданого в умові прикладу:

- вага тіла – 82 кг;
- зріст – 170 см;
- проблеми з колінами (оцінка від 0 до 10 умовних одиниць): 5 умовних одиниць.

Для визначення ступеня проблем з колінами використовують три категорії ризику:

- високий: значні проблеми, які можуть заважати фізичній активності;
- середній: помірні проблеми, що потребують обережності їх вирішення;

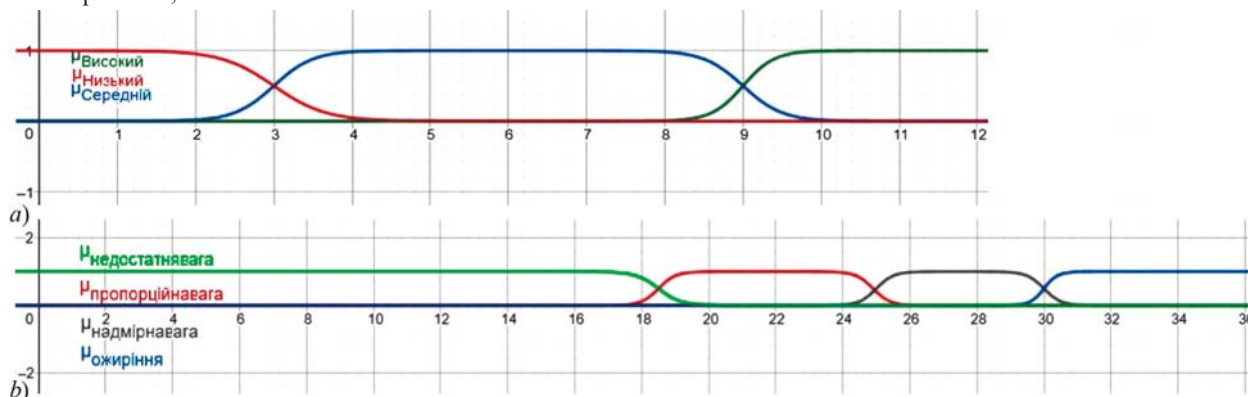


Рис. 4. Графічне подання функцій належності для / Graphical representation of the membership function for: a) функцій ваги / weight functions; b) показник маси тіла (ПМТ) / Body Mass Index (BMI)

Водночас, складемо функції належності для визначення показника маси тіла (рис. 4, b) для недостатньої ваги (4), здорового діапазону (5), надмірної ваги (6) та ожиріння (7):

$$\mu_{\text{недостатня_вага}}(x) = 1 - \frac{1}{1 + e^{3 \times (18.5 - x)}}; \quad (4)$$

$$\mu_{\text{пропорційна_вага}}(x) = \frac{1}{1 + e^{4 \times (18.5 - x)}} - \frac{1}{1 + e^{4 \times (30 - x)}}; \quad (5)$$

$$\mu_{\text{надмірна_вага}}(x) = \frac{1}{1 + e^{4 \times (25 - x)}} - \frac{1}{1 + e^{4 \times (30 - x)}}; \quad (6)$$

$$\mu_{\text{ожиріння}}(x) = \frac{1}{1 + e^{5 \times (30 - x)}}. \quad (7)$$

Наступним кроком є обчислення ступеня належності для отриманих функцій (таблиця).

Таблиця. Ступені належностей пацієнта до функції проблеми з колінами за різних вхідних значень / Degrees of membership of the user to the knee problem function for different input values

Показник болю, x	$\mu_{\text{Низький}}(x)$	$\mu_{\text{Середній}}(x)$	$\mu_{\text{Високий}}(x)$
0	0,999	0	0
1	0,998	0,001	0
2	0,953	0,018	0
3	0,5	0,5	0
4	0,047	0,982	0
5	0,003	0,999	0
6	0,001	1,0	0
7	0	0,999	0
8	0	0,982	0,007
9	0	0,5	0,5
10	0	0,018	0,993

Згідно з отриманими значеннями, ступені належності для значення, заданого в умові (5 умовних одиниць), будуть такими:

1) високий $\mu_{\text{Високий}}(5) = 0,003$;

- низький: незначні або відсутні проблеми.

Припустимо, що ступінь проблем з колінами визначається за шкалою від 0 до 10, де 0 – відсутність проблем, а 10 – серйозні проблеми.

Використаємо сигмоподібні функції належності для проблем з колінами (рис. 4, a) для значного ризику (1), середнього (2) та низького (3).

$$\mu_{\text{Високий}}(x) = \frac{1}{1 + e^{5 \times (9 - x)}}; \quad (1)$$

$$\mu_{\text{Середній}}(x) = \frac{1}{1 + e^{4 \times (3 - x)}} - \frac{1}{1 + e^{4 \times (9 - x)}}; \quad (2)$$

$$\mu_{\text{Низький}}(x) = 1 - \frac{1}{1 + e^{3 \times (9 - x)}}. \quad (3)$$

2) середній $\mu_{\text{Середній}}(5) = 0,999$;

3) високий $\mu_{\text{Низький}}(5) = 0$.

Для користувача, що має масу тіла 85 кг і зріст 1,6 м, ПМТ обчислюємо за такою формулою:

$$ПМТ = \frac{\text{вага(кг)}}{\text{зріст(м)}^2} = \frac{82}{1,7^2} = 28,4. \quad (8)$$

Відповідно до цього ступеня, належності для ПМТ = 28,4 будуть такими:

1. Недостатня вага: $\mu_{\text{недостатня_вага}}(28,4) = 0$.
2. Здоровий діапазон: $\mu_{\text{пропорційна_вага}}(28,4) = 0,143$.
3. Надмірна вага: $\mu_{\text{надмірна_вага}}(28,4) = 0,536$.
4. Ожиріння: $\mu_{\text{ожиріння}}(28,4) = 0,321$.

Наступним етапом є створення бази правил (англ. *Fuzzy Rule Base*), а саме:

1. Якщо $\mu_{\text{Високий}}$ та $\mu_{\text{ожиріння}}$, то рекомендувати спеціальне терапевтичне взуття.
2. Якщо $\mu_{\text{Високий}}$ та $\mu_{\text{надмірна_вага}}$, то рекомендувати взуття для піших прогулянок.
3. Якщо $\mu_{\text{Високий}}$ та $\mu_{\text{пропорційна_вага}}$, то рекомендувати всі типи взуття.
4. Якщо $\mu_{\text{Високий}}$ та $\mu_{\text{недостатня_вага}}$, то рекомендувати спеціальне терапевтичне взуття.
5. Якщо $\mu_{\text{Середній}}$ та $\mu_{\text{ожиріння}}$, то рекомендувати взуття для піших прогулянок.
6. Якщо $\mu_{\text{Середній}}$ та $\mu_{\text{надмірна_вага}}$, то рекомендувати взуття для піших прогулянок і взуття для бігу.
7. Якщо $\mu_{\text{Середній}}$ та $\mu_{\text{пропорційна_вага}}$, то рекомендувати всі типи взуття.
8. Якщо $\mu_{\text{Середній}}$ та $\mu_{\text{недостатня_вага}}$, то рекомендувати спеціальне терапевтичне взуття та взуття для піших прогулянок.
9. Якщо $\mu_{\text{Низький}}$ та $\mu_{\text{ожиріння}}$, то рекомендувати взуття для піших прогулянок і взуття для бігу.
10. Якщо $\mu_{\text{Низький}}$ та $\mu_{\text{надмірна_вага}}$, то рекомендувати взуття для бігу.
11. Якщо $\mu_{\text{Низький}}$ та $\mu_{\text{пропорційна_вага}}$, то всі типи взуття.
12. Якщо $\mu_{\text{Низький}}$ та $\mu_{\text{недостатня_вага}}$, то рекомендувати всі типи взуття.

Після цього необхідно провести агрегацію результатів, відповідно до якої користувач має середній рівень проблем з колінами та надмірну вагу. Цьому випадку відповідає правило № 6. Отриманим результатом є висновки про потребу надання поради щодо придбання взуття для піших прогулянок, або взуття для бігу.

Отримані результати демонструють, що систему можна використати для прийняття рішень у складних ситуаціях, де важко визначити чіткі межі між значеннями параметрів. Використання нечіткої логіки значно підвищує гнучкість і точність прийняття рішень, роблячи систему адаптивною до індивідуальних особливостей користувача.

Важливо відзначити здатність запропонованого підходу з точки зору навчання. Це даватиме можливість швидше та якісніше генерувати результати. Зокрема, така система може змінювати правила, додавати нові чи видаляти непотрібні на підставі історичних даних. Альтернативним рішенням є використання методів машинного навчання, які часто застосовують у поєднанні з нечіткою логікою для автоматичного налаштування функцій приналежності і правил на підставі великих обсягів даних. В тому числі, можуть використовуватись нейронні мережі, які здатні адаптуватися до нових умов.

Обговорення результатів дослідження. Прикладом доцільності та актуальності цього дослідження є робота [1]. Автори стверджують, що для отримання додаткових перспектив та полегшення прогнозування і діагностики необхідним є створення нових інтелектуальних систем. Згідно з оцінками та отриманими результатами досліджень багатьох авторів, продуктивність системи з використанням можливості глибокого навчання обмеженої машини Больцмана (англ. *RBM*) – коеволюційної нейронної мережі (англ. *CNN*) є швидшою, а точність – вищою.

У роботі [3] автори аналізують сучасні тенденції у сфері медичного оброблення природної мови (англ. *NLP*) за 2022 р., вказуючи на важливість впровадження моделей оброблення мови у біомедичній галузі. Дослідники зазначають, що значна кількість досліджень була зосереджена на аналізі даних, пов'язаних з пандемією COVID-19, зокрема щодо вакцинації, безпеки вакцин та сприйняття населенням цих питань, використовуючи методи аналізу настроїв та виявлення дезінформації у соціальних мережах. Автори відзначають зростання досліджень з оброблення медичних текстів на різних мовах, що свідчить про розширення застосування NLP у багатомовному контексті. Також підкреслено появу нових технологічних трендів, таких як підкріплювальне навчання та пояснюваний штучний інтелект, які сприяють покращенню ефективності аналізу медичних текстів. У роботі наголошено на тому, що доступність сучасних потужних моделей оброблення мови сприяє поширенню NLP-технологій у медичній практиці та підвищує якість синтезу рекомендацій, особливо під час роботи з неструктурованими даними.

У роботі [10] дослідники запропонували розробити розширення для браузера "Chrome", яке має на меті допомогти звичайним користувачам знаходити точну та достовірну медичну інформацію в мережі Інтернет. Розширення аналізує пошукові запити користувачів, пов'язані зі здоров'ям, і пропонує релевантні та надійні джерела інформації. Їхня система розрахована на людей, які можуть мати труднощі з пошуком достовірної інфор-

мації в мережі Інтернет, через брак необхідних знань у сфері медицини.

У роботі [6] автори представили інтелектуальну систему для прогнозування діабету, яка використовує великі дані та хмарні обчислення. Система інтегрує алгоритми машинного навчання, такі як дерева рішень, наївний класифікатор Байєса та метод опорних векторів (SVM), для аналізу медичних записів пацієнтів, у т.ч. історію хвороби та демографічні дані. Результати дослідження показали, що запропонована система досягла високої точності у прогнозуванні ризику розвитку діабету, при цьому алгоритм SVM продемонстрував найкращу продуктивність з точністю 94,73 %, точністю 95 % та повнотою 93 %. Інтеграція хмарних обчислень дала змогу обробляти великі обсяги даних ефективно та забезпечила масштабованість системи. Автори дійшли висновку, що поєднання технологій великих даних з алгоритмами машинного навчання може значно покращити процес прогнозування захворювань, таких як діабет, та сприяти ранньому втручанню.

У роботі [11] дослідники запропонували модель широкомасштабного групового прийняття рішень із алгоритмом кластеризації на підставі хеш-функції, чутливої до локальності. Автори вважають, що мінлива динаміка прийняття рішень у реальному світі та висока складність досягнення консенсусу серед тих, хто приймає рішення, вимагають розроблення більш складних моделей для вирішення цих проблем. Враховуючи різноманітність і стабільність групових категорій, це дослідження пропонує широкомасштабну групову модель прийняття рішень на підставі хеш-функції, чутливої до місцевості. Насамперед в ній враховується нестабільність атрибутів у реальних сценаріях, і матриця рішень у часових рядах будується на підставі середніх темпів зростання, щоб зробити результати ближчими до реальності. Потім хеш-функції використовуються для відображення думок про рішення в різних вимірах і вираження подібності через відстань Хеммінга, що дає результати кластеризації з високою стабільністю та згуртованістю.

У роботі [2] автори представили систему рекомендацій для діагностики захворювань, яка поєднує нечітку логіку із хмарними обчисленнями. Основною метою дослідження було створення інтелектуальної платформи, здатної надавати точні та адаптивні медичні рекомендації, обробляючи великі обсяги медичних даних з урахуванням невизначеності та неоднозначності. Автори розробили архітектуру системи, яка використовує нечітку логіку для аналізу медичних даних пацієнтів, таких як демографічні характеристики, історія хвороби та поточний стан здоров'я. Запровадження хмарних технологій дало змогу забезпечити масштабованість та доступність системи, що важливо для оброблення великих обсягів даних у реальному часі. У процесі тестування система показала високу точність у наданні діагностичних рекомендацій, досягаючи 89 % точності, що свідчить про ефективність використання нечіткої логіки у медичних додатках.

Окрім цього, система продемонструвала здатність адаптуватися до індивідуальних потреб користувачів, надаючи персоналізовані поради щодо лікування та профілактики захворювань. Автори дійшли висновку, що інтеграція нечіткої логіки із хмарними обчисленнями значно покращує процес надання медичних рекомендацій, забезпечуючи високу точність та адаптивність сис-

теми. Вони відзначили, що така система може бути ефективно впроваджена в сучасні медичні інформаційні системи для підтримки прийняття рішень медичними працівниками. Окрім цього, результати роботи вказує на важливість подальшого вдосконалення алгоритмів нечіткої логіки та розширення функціональності системи для охоплення більшої кількості захворювань та медичних сценаріїв.

Іншим прикладом роботи за напрямом використання нечіткої логіки в медицині є праця [13]. Автори описали основи нечіткої логіки, її переваги та недоліки, а також зазначили, що така логіка має кілька сфер потенційного застосування у цій галузі, в т.ч. діагностику захворювань, вибір методів лікування та моніторинг даних пацієнтів у реальному часі. Серед недоліків можна виокремити складність розроблення нечітких правил та функцій належності, потребу в великій кількості медичних даних та експертизи, а також той факт, що вона не дає узагальнених результатів.

Отже, за результатами виконання роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість отриманих результатів.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – розроблено та адаптовано методику динамічного синтезу інформаційних рекомендацій для медичних застосунків шляхом інтеграції наявних методів нечіткої логіки та оброблення природної мови (NLP) у хмарному середовищі, що підвищує точність та ефективність персоналізованих медичних порад.

Практична значущість результатів дослідження – спроектовану систему можна застосувати для розроблення веббраузера, що аналізуватиме запити користувача в режимі реального часу і надаватиме йому ті поради, які сприятимуть покращенню його здоров'я та дасть змогу уникати тих активностей, що можуть заподіяти подальшу шкоду.

Висновки / Conclusions

Розроблено систему динамічного синтезу інформаційних рекомендацій, яка дає змогу в режимі реального часу аналізувати запити користувача та надає йому найбільш прийнятні поради та рекомендації залежно від його особистих медичних показників, які мінімізують ризики ускладнень його захворювань, або потенційні ризики можливого погіршення стану його здоров'я загалом. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі основні висновки.

1. Проаналізовано сучасний стан розвитку систем синтезу процедури генерування рекомендацій у медичній сфері та сфері догляду за здоров'ям, проаналізувавши схожі дослідження та засоби. Використання таких засобів є поширеним, проте все ще має великі перспективи для подальшого розвитку.
2. Проаналізовано алгоритми прийняття рішень під час роботи з нечіткою логікою, зокрема – досліджено методи нечітких множин та нечітких правил. Це дало змогу покращити процес синтезу рекомендацій, враховуючи неструктуровану інформацію про медичні та фізичні показники користувача. Підвищено гнучкість і точність рекомендаційної системи завдяки впровадженню адаптованих алгоритмів.
3. Проаналізовано потреби сучасної телемедицини у персоналізованих рекомендаціях. З огляду на сучасний розвиток методів синтезу рекомендацій та великі обсяги медичних даних, встановлено, що актуальним є розро-

блення засобу, який може в режимі реального часу допомагати користувачу уникати потенційних ризиків для здоров'я під час пошуку інформації в мережі Інтернет.

4. Спроектовано систему динамічного синтезу рекомендацій, що комбінує засоби оброблення природної мови та нечіткої логіки для підвищення актуальності і точності наданих порад у режимі реального часу.
5. Подано приклад реальних результатів застосування системи, для оброблення запиту користувача та його коригування з огляду на наявні медичні показники. Це відкриває нові перспективи для подальших наукових розробок і впровадження інноваційних рішень у сфері охорони здоров'я.

References

1. Chinnasamy, P., Wong, W. K., Raja, A., Khalaf, O., Kiran, A., & Babu, J. (2023). Health recommendation system using deep learning-based collaborative filtering. *Heliyon*, 9(12). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e22844>
2. ElKafrawy, P., Elnemr, R., Aboghazalah, M., Elsayed, N., & Elsayed, A. (2022). Recommender Diagnosis System with Fuzzy Logic in Cloud Environment. *2022 20th International Conference on Language Engineering (ESOLEC)*, 20, 118–123. <https://doi.org/10.1109/ESOLEC54569.2022.10009214>
3. Grouin, C., & Grabar, N. (2023). Year 2022 in Medical Natural Language Processing: Availability of Language Models as a Step in the Democratization of NLP in the Biomedical Area. *Yearbook of Medical Informatics*, 32(1), 244–252. <https://doi.org/10.1055/s-0043-1768752>
4. Holzinger, A., Carrington, A., & Müller, H. (2020). Measuring the Quality of Explanations: The System Causability Scale (SCS). *KI – Künstliche Intelligenz*, 34, 193–198. <https://doi.org/10.1007/s13218-020-00636-z>
5. Hrytsiuk, Y. I. (2022). Comprehensive software quality assessment system. *Scientific Bulletin of UNFU*, 32(2), 81–95. <https://doi.org/10.36930/40320213>
6. Kaur, P., Sood, S. K., & Kaur, G. (2016). An Intelligent System for Diabetes Prediction Using Big Data in the Cloud. *Computing*, 98(1-2), 91–108. <https://doi.org/10.1007/s00607-015-0446-5>
7. Kravets, P., Kyrkalo, R., Kravets, P., & Kyrkalo, R. (2009). Decision-making systems with fuzzy logic. *Bulletin of Lviv Polytechnic National University*, 4(171), 115–123. URL: https://vlp.com.ua/files/special/17_0.pdf
8. Liao, H., Wu, Y., & Xu, Z. (2018). Fuzzy Group Decision-Making: A Perspective of Fuzzy/Soft Technology and Applications. *Computational Intelligence Magazine*, 13(1), 31–43. <https://doi.org/10.1109/MCI.2017.2767695>
9. Linton, N., & Prodrone, P. (2013). DXplain: Patterns of Use of a Mature Expert System. *Proceedings of the Annual Symposium on Computer Application in Medical Care*, 551–553. URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1560464>
10. Lopes, C. T., & Fernandes, T. A. (2016). Health Suggestions: A Chrome Extension to Help Laypersons Search for Health Information. *International Conference of the Cross-Language Evaluation Forum for European*, 9822, 241–246. https://doi.org/10.1007/978-3-319-44564-9_22
11. Mu, Zhangqian, Liu, Yuanyuan, & Yang, Youlong. (2025, January). A large-scale group decision making model with a clustering algorithm based on a locality sensitive hash function. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 140, article ID 109697. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109697>
12. Naeeni, A. F. (2004). Advanced Multi-Agent Fuzzy Reinforcement Learning. Master Thesis Computer Engineering, Nr: E3098D, Dalarna University, Sweden, 98. URL: <https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=f67810279c39e53bfcede5aca9a3ba6f2f5bf9b>
13. Ozsahin, D. U., Uzun, B., Ozsahin, I., & Mustapha, M. T. (2020). Fuzzy logic in medicine. *Biomedical Signal Processing and Artificial Intelligence in Healthcare*, 153–182. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818946-7.00006-8>

14. Piwek, L., Ellis, D. A., Andrews, S., & Joinson, A. (2016). The Rise of Consumer Health Wearables: Promises and Barriers. *PLoS Medicine*, 13(2). <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1001953>
15. Topol, E. J. (2019). High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nature Medicine*, 25(1), 44–56. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>
16. Zhang, S., Yao, L., Sun, A., & Tay, Y. (2019). Deep Learning based Recommender System: A Survey and New Perspectives. *ACM Computing Surveys*, 52(1), 1–38. <https://doi.org/10.1145/3285029>
17. Zhou, N., Zhang, T., Lv, H. Y., & Chen-Xing, H. (2018). Concordance Study Between IBM Watson for Oncology and Clinical Practice for Patients with Cancer in China. *The Oncologist*, 24(6), 812–819. <https://doi.org/10.1634/theoncologist.2018-0255>

O. O. Gerus¹, Yu. V. Shabatura²

¹ National Forestry University of Ukraine, Lviv, Ukraine

² Hetman Petro Sahaidachnyi National Army Academy, Lviv, Ukraine

INTELLIGENT SYSTEM FOR DYNAMIC SYNTHESIS OF INFORMATION RECOMMENDATIONS "HEALTHY LIFE"

A key feature of modern life is the extensive use of digital technologies across all sectors, including healthcare. Systems like "Helsi" are well-known to the public, and there are also other numerous specialized medical information systems. However, most individuals only engage with such systems during treatment or diagnosis. It is universally recognized that preventing illness is more effective than treating it, regardless of how advanced the treatment methods are. Additionally, it is crucial to avoid or minimize factors that could worsen existing health conditions or trigger new ones. For this reason, developing an intelligent system for dynamically synthesizing personalized recommendations is scientifically relevant and practically important. Such a system would provide individualized recommendations across various aspects of a person's life, aiming to reduce the risk of disease complications or overall health deterioration. To achieve this goal, the system must be capable of autonomously processing vast amounts of medical data, analyzing user behaviour, and assisting in avoiding health-threatening situations. Given these requirements, the proposed system "Healthy Life" is designed as an intelligent advisory tool that evaluates a user's medical and physical data to provide personalized health and lifestyle information. The system also generates specific recommendations based on user search queries. The authors reviewed existing scientific literature and examined current alternative systems to identify methods for dynamic recommendation synthesis. It was determined that decision-making algorithms based on fuzzy logic are essential for such a system to handle the inherent uncertainty in health-related data. The system architecture has been designed, its core modules described, and a practical example of the application provided. This intelligent system aims to support individuals in all areas of their life by minimizing risks associated with their health, enhancing prevention, and avoiding potential complications. It addresses the urgent need for tools that assist users in maintaining their well-being in a highly personalized, data-driven manner.

Keywords: fuzzy systems; decision-making algorithms; medicine; software.