

УДК 004.85:616.9:616.24-07

ПРОГРАМНИЙ МОДУЛЬ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ЛІКАРЕМ ПРИ ВИБОРІ ТАКТИКИ ЛІКУВАННЯ

Коваленко Олександр Сергійович¹

askov49@gmail.com

Козак Людмила Михайлівна¹

lmkozak52@gmail.com

Аверьянова Ольга Анатоліївна²

olgaaveryanova1207@gmail.com

м. Київ, Україна

Білявенко Леонід Володимирович¹

leoniditill@gmail.com

Куцяк Олександр Анатолійович¹

spirotech85@ukr.net

¹Інститут інформаційних технологій та систем
Національної академії наук України

м.Київ, Україна

²Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Анотація - Персоналізація лікувально-діагностичних заходів ґрунтується на аналізі великої кількості даних щодо лікування певних захворювань з метою визначення найбільш ефективних лікувальних впливів на здоров'я пацієнта.

Широке застосування смартфонів та інших мобільних пристроїв, але й для надання порад, зворотного зв'язку, інструктажу або з'єднань з іншими ресурсами, які можуть принести користь людині з певним станом або захворюванням. Це призвело до появи мобільних застосунків, призначених для підтримки лікування та надання результатів аналізу процесу лікування.

Програмний модуль, створюється для підтримки прийняття рішень лікарем при наданні медичної допомоги і створить умови спостереження стану пацієнтів (прогнози лікування, зміни показників, передбачення важкості стану тощо). Моделі, що пропонуються для аналізу клінічних даних базуються на методах Data mining. Програмний модуль складається з кількох блоків, які реалізують процеси збирання клінічних даних, створення бази даних, аналіз та формування лікарських рішень щодо персоналізації надання медичної допомоги. Програмні засоби розроблені на мові Python з використанням відповідних бібліотек. Загальний процес роботи із даними починається зі створення бази даних, яка реалізована на PostgreSQL. БД розташована у хмарі та наповнюється в трьох умовних режимах: розмічені дані; актуальні дані для обробки та класифікації (вносять лікарі, асистенти, мед сестри тощо);внесення фактичних клінічних даних, за результатами пацієнтів (за наявності). База даних складається з декількох умовних сегментів, структура яких залежить від способу введення клінічних даних. Після проведеного аналізу та отримання результатів, вони надсилаються на мобільний застосунок.

Ключові слова: цифрова медицина, підтримка прийняття медичних рішень, програмні засоби

I. ВСТУП

Сьогодні охорона здоров'я у всьому світі переживає етап цифрової трансформації, що може допомогти підвищити якість надання медичної допомоги. Цей процес може вплинути, насамперед, на вибір тактики лікування, визначення ризиків лікарських призначень та в цілому на персоналізацію лікувально-діагностичних заходів.

Персоналізація лікувально-діагностичних заходів ґрунтується на аналізі великої кількості даних щодо лікування певних захворювань з метою визначення найбільш ефективних лікувальних впливів на здоров'я пацієнта.

Цій проблемі присвячені роботи ряду авторів [1-7]. Ними доводиться, що застосування методів Data mining дає позитивний результат щодо вибору тактики лікування та прогнозування кінцевого його результату.

Широке застосування смартфонів та інших мобільних пристроїв привернуло увагу багатьох дослідників у сфері охорони здоров'я як до засобів не лише для збору даних про здоров'я за допомогою різноманітних «застосунків», але й для надання порад, зворотного зв'язку, інструктажу або з'єднань з іншими ресурсами, які можуть принести користь людині з певним станом або захворюванням. Це призвело до появи мобільних застосунків, призначених для підтримки лікування та надання результатів аналізу процесу лікування. [8-11].

II. МЕТА СТАТТІ

Метою цієї статті є обґрунтування розроблення програмного модуля підтримки роботи лікаря при персоналізації лікувальних заходів.

III. ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ

Використання машинного навчання для аналізу супутніх захворювань та виявлення пацієнтів, які потребують тривалої штучної

вентиляції легенів та встановлення трахеостоми було застосовано Joshua Parreso із колегами для аналізу 30 супутніх захворювань[12,13]. У дослідженні були використані класифікатори з алгоритмом градієнтно-підсиленнях дерев рішень. В якості параметрів використовувалися шість різних оцінок тяжкості захворювання, включаючи їх компоненти та 30 супутніх захворювань. Важливо, що також була кількісно оцінена важливість фізіологічних показників. Найбільш впливовим параметром для прогнозування виявився легеневий компонент логістичної оцінки органної дисфункції (13%), а найбільш важливим супутнім захворюванням для прогнозування трахеостомії була серцева аритмія (12%).

Інші дослідження використовували алгоритми інтелектуального аналізу для ідентифікації важливості супутніх захворювань, та інших клінічних параметрів для прогнозування дисфункції та відмови органів. [12]

Qiu Qiu, Yong-jian Nian, Yan Guo із колегами прогнозували поліорганну недостатність при гострому панкреатиті середнього та важкого ступенів тяжкості за допомогою машинного навчання [9]. Ними було відібрано та оцінено три методи Data mining. Попередньо за допомогою одновимірного аналізу були визначені параметри для побудови моделей машинного навчання. На основі цих факторів були побудовані моделі: опорних векторів (SVM), логістичного регресійного аналізу (LRA) та штучних нейронних мереж (ANN). Також була використана п'ятикратна перехресна валідація при навчанні кожної з моделей. Прогностична ефективність оптимальних комбінацій ознак за допомогою SVM, LRA та ANN була майже однаковою (AUC = 0,840, 0,832 та 0,834 відповідно), так само як і оцінка гострої фізіології та хронічної оцінки здоров'я II (AUC = 0,814, $P > 0,05$). Дослідники дійшли висновку, що всі три моделі можуть бути

ефективними прогностичними інструментами. Рекомендується ANN, яка потребує лише чотирьох загальних параметрів [14].

Подібні дослідження були проведені і при лікуванні серцево-судинних хвороб. Особливо, для моделювання прогностичної оцінки ризиків для пацієнтів. В цьому напрямку широко використовуються так звані «контрольовані алгоритми». Серед найпопулярніших можна зазначити — ANN і SVM, які мають високу точність для роботи з великими та складними даними. Також слід зазначити і інші розповсюджені методи: випадковий ліс, дерева рішень тощо. Вони можуть застосовуватися при менших наборах даних та простіші у використанні, але мають меншу точність.

Окрім «контрольованих алгоритмів» використовуються «неконтрольоване навчання», в основі якого переважно лежить кластеризація. Ці підходи мають свою нішу застосування. Один з критичних моментів подібних алгоритмів – чутливість до початкового визначення кластерів, що може спричинити помилки. [15]

У своїй дослідницькій роботі Bharath Ambale-Venkatesh із колегами перевіряли здатність випадкових лісів прогнозувати 6 ускладнень серцево-судинних захворювань у порівнянні зі стандартними оцінками ризику виникнення цих ускладнень. Для дослідження було використано дані майже семи тисячам учасників віком від 45 до 84 років. Було отримано 735 змінних із різних джерел (стосовно учасників дослідження). На основі цих даних був застосований алгоритм випадкових лісів виживання для кожної категорії результатів (ризик інсульту, ішемічної хвороби тощо). Такий підхід дозволяє оцінити найважливіші показники для результату в категорії. Вік був найважливішим предиктором смертності від усіх причин [16]. Методика випадкових лісів показала кращі результати, ніж встановлені оцінки ризику, з підвищеною точністю прогнозування

(зниження балів за шкалою Брієра на 10%-25%). Подібні методи можуть призвести до кращого розуміння субклінічних маркерів захворювання без апіорних припущень про причинно-наслідковий зв'язок. [16]

Дослідження, проведене Juan Zhao, QiPing Feng разом із колегами, продемонструвало поєднання даних з електронних медичних карток та генетичних даних, що дало позитивні результати в прогнозуванні серцево-судинних захворювань. Було зібрано та агреговано дані за 7 років спостереження.

Була використана інформація лонгitudних даних ЕКГ. Відсутні фізичні або лабораторні показники були замінені на найближчу наявну дату. Дослідники використали 5 моделей машинного навчання (LR, RF, GBT, CNN і LSTM) для різних комбінацій вхідних ознак. Методи були реалізовані за допомогою мови Python (Scikit-Learn, Keras, Tensorflow, mlxtend). [17]

Показове дослідження було проведене Babak Ehteshami Bejnordi із колегами [13]. У своєму дослідженні вони оцінювали ефективність алгоритмів безпосередньо і в порівнянні із клінічними даними. Було доведено, що 7 алгоритмів глибокого навчання (з 32) були ефективнішими ніж дані групи з 11 лікарів, які працювали у змодельованій обстановці наближеній до реальних умов (обмеження часу тощо). Найкращій результат якості (AUC) алгоритму 0,994 проти 0,884 у найкращого лікаря з групи. П'ять найкращих алгоритмів мали середнє значення AUC, яке можна порівняти із результатами наданими лікарями, які інтерпретували дані за відсутності часових обмежень. Таким чином, що клінічну користь алгоритмів, потрібно оцінювати в клінічних умовах. [18]

Як видно з огляду світового досвіду, використання різних методів машинного навчання, а інколи, комбінації методів, надзвичайно актуальне.

В той же час використання цих методів не можливо без втілення їх у вигляді програмних застосунків.

Сучасні медичні інформаційні системи стають дедалі складнішими, оскільки включають додатки у вигляді електронних медичних документів, мобільних додатків та великих баз клінічних даних, за допомогою яких можна здійснювати процес персоналізації лікувального процесу. Зазвичай, заклади охорони здоров'я щодня генерують великий обсяг даних, через що зберігання таких великих даних стає складним завданням, особливо даних з пристроїв, підключених до діагностичних приладів чи спеціальних програмних засобів, які у вигляді відповідних сервісів знаходяться в хмарах. Хмарні платформи є також хорошим варіантом для зберігання великої кількості медичних даних, оскільки вони масштабовані, безпечні, надійні, забезпечують повсюдний доступ і мають високу доступність [The Fusion of Internet of Things, Artificial Intelligence, and Cloud Computing in Health Care]

Застосування медичних інформаційних систем все більше набирає обертів і різноманіття і в Україні. Серед реалізованих систем: «Хелсі», «Каштан», «Epic Systems», «Cerner», «OpenMRS» тощо.

Подібні системи впроваджені у різних країнах (США, Канада тощо) Деякі з систем мають більш глобальний застосунок «OpenMRS» (Африка, Азія та Америка). Ці системи зосереджені на зборі, зберіганні та обробці медичних даних та подальшому їх аналізі. Оскільки ці системи переважно комерційні і мають закритий код, тому достовірно дізнатись, які саме алгоритми використовуються ними, не завжди можливо.[21,22]

В США системи, які були розроблені для військових, починають використовуватись та адаптуватись до цивільного сектору. Наприклад WorldVistA — це відкрита версія медичної інформаційної системи VistA. Вона

призначена для використання в цивільних медичних закладах і забезпечує управління електронними медичними записами, підтримку клінічних процесів та інтеграцію з іншими системами охорони здоров'я. Вона дозволяє зберігати медичну інформацію про пацієнтів, які включені до електронних медичних документів, підтримує клінічні рішення за допомогою вбудованих алгоритмів, а також забезпечує інтеграцію з іншими медичними системами для обміну даними (інтероперабельність). [23]

Отже, світовий досвід реалізації подібних програмних засобів свідчить про важливість таких досліджень.

IV. ОТРИМАНІ РЕЗУЛЬТАТИ

Запропонований програмний модуль створений для підтримки роботи лікаря підчас надання медичної допомоги пацієнтові. Він розрахований для використання в закладах охорони здоров'я для персоналізації лікувально-діагностичних заходів. Його перевагою можна вважати можливість використання методів машинного навчання підчас призначення лікарем терапевтичних процедур.

Подібний підхід пропонується для використання в екосистемі цифрової медицини, як засіб інтелектуальної підтримки роботи лікаря.

Відповідно до поставленої мети була розроблена структура програмного модуля, яка повинна відбивати бізнес-процеси, що пов'язані з роботою лікаря (користувача), формуванням бази даних (клінічні дані), обробкою та аналізом цих даних (класифікація, обробка тощо) та взаємодії із користувачем.

На рис.1 показано структуру бізнес процесів, що реалізується в програмному модулі. Загальний процес роботи із даними починається зі створення бази даних, яка реалізована на PostgreSQL (реляційна). БД розташована у хмарі та наповнюється в трьох умовних режимах:

1. Розмічені дані
2. Актуальні дані для обробки та класифікації (вносять лікарі, асистенти, мед сестри тощо)
3. Внесення фактичних клінічних даних, за результатами пацієнтів (за наявності)

База даних складається з декількох умовних сегментів, структура яких залежить від способу введення клінічних даних.

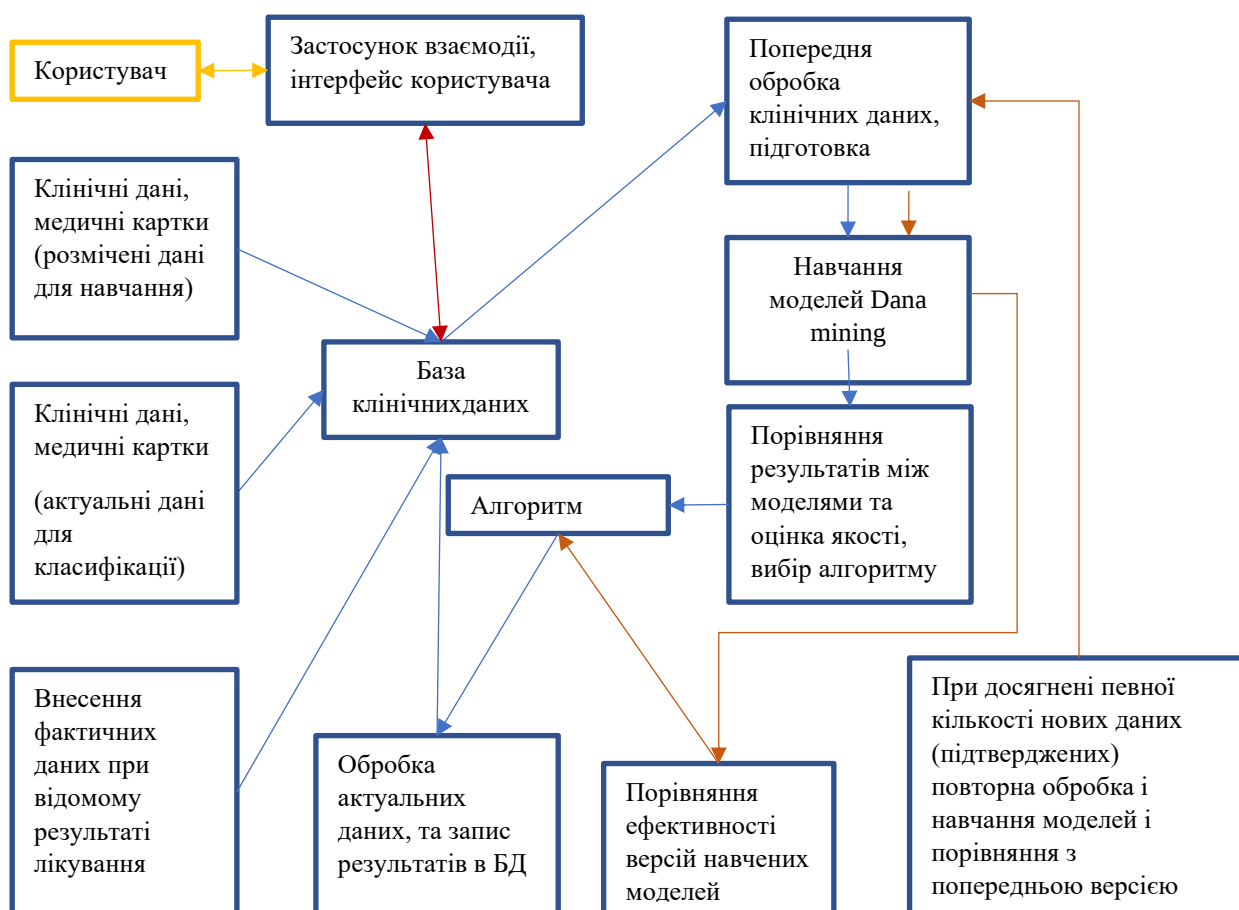


Рис.1 Структура бізнес-процесів

Такий підхід до заповнення БД має на меті зниження кількості невалідних даних, які необхідно виключати із навчальних множин для підвищення реальної точності системи, що не завжди можливо.

Розмічені дані необхідні для початкового аналізу, тестування та навчання алгоритмів ІІІ. Розробки загальної структури блоку аналізу, виокремлення найважливіших ознак, порівняння алгоритмів тощо.

Актуальні дані безпосередньо вносить користувач. В результаті користувач, в

залежності від запиту, після внесення отримує результуючу інформацію стосовно пацієнта – прогнозуючи результати чи тощо.

Внесення фактичних даних за результатами аналізу здійснюється за допомогою мобільного застосунку на відповідний мобільний телефон. Після завершення лікування користувач у відповідному розділі БД проставляє «фактичний діагноз» пацієнта. Такий підхід дозволяє збільшувати навчальну вибірку на розмічених лікарем даних. При досягненні певної кількості нових даних система

повторює «блок аналізу» з початку та порівнює ефективність нових моделей із попередніми.

В блоці аналізу будуть використані три алгоритми машинного навчання для порівняння між собою. Випадковий ліс, Gradient Boosting та нейронна мережа. У кожного з цих методів є переваги та недоліки.

Випадковий ліс – ансамблевий метод, який менш вибагливий до кількості даних та не схильний до перенавчання завдяки випадковості в побудові дерев. Також варто зазначити швидкість алгоритму та не вибагливість до ресурсів.

Gradient Boosting також ансамблевий метод, який теж використовує дерева рішень, але за іншим принципом. Метод схильний до перенавчання, та більш вибагливий до кількості даних ніж випадковий ліс, а також повільніший та вибагливий до ресурсів. Але має більше точність при достатній кількості даних та ретельних налаштуваннях гіперпараметрів.

Обидва ці алгоритми використовують дерева рішень, основна відмінність спосіб комбінування дерев.

Випадковий ліс – використовує метод bagging (bootstrap aggregating), який будує багато дерев незалежно, а потім комбінує їх результати для остаточного рішення.

Gradient Boosting – boosting, де кожне дерево будується послідовно, і кожне наступне дерево намагається виправити помилки попереднього.

Стосовно нейронної мережі – найвибагливіший алгоритм, потребує значних обчислювальних ресурсів та часових, велика кількість налаштувань (кількість нейронів, шарів, темпу навчання, епох, функції активації), необхідність у великих обсягах даних для якісної генералізації, дуже схильна до перенавчання. Але серед переваг найкраще виявлення складних, нелінійних взаємозв'язків та точність.

Перелічені алгоритми були обрані оскільки вони мають ефективність за різних умов, що дозволяє адаптивно підійти до завдання. Адже певні алгоритми ефективно почнуть працювати із самого початку впровадження продукту, деякі отримають перевагу через певний час із збільшенням вибірки. Також різна вибагливість до ресурсів дозволяє враховувати наявні обчислювальні потужності.

Також слід зазначити, що ефективність випадкового лісу не залежала від того чи масштабовані дані. Оскільки випадковий ліс, як і Gradient Boosting, не чутливий до масштабування, на відміну від нейронної мережі.

Використання методів Data mining дозволяє серед набору ознак, які впливають на цільовий параметр виокремити найвпливовіші. Оскільки взаємозв'язки в медицині здебільшого складні та не тривіальні (між параметрами та цільовим показником) не завжди можливо це звичайними статистичними методами. Такий перелік впливовості ознак може бути корисним для практикуючих лікарів, для покращення розуміння, діагностування тощо.

V. ВИСНОВКИ

Розроблювальний програмний модуль створюється для підтримки прийняття рішень лікарем і надасть можливість їм відслідковувати стан пацієнтів (прогнози лікування, зміни показників, передбачення важкості стану тощо). Моделі, що пропонуються для аналізу клінічних даних базуються на методах Data mining. Вибір певного алгоритму залежить від конкретних умов застосування (потужності, кількості даних, швидкості обробки тощо). Програмний модуль реалізований на мові Python з використанням відповідних бібліотек.

Розроблений програмний модуль може бути впроваджений в практику охорони здоров'я України та стати важливою

складовою Електронної системи охорони здоров'я.

Фінансування. Дане дослідження не отримувало зовнішнього фінансування.

Конфлікт інтересів. Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

Згода на публікацію. Отримано згоду на публікацію даної роботи від Інститу інформаційних технологій та систем НАН України.

ORCID ID та внесок авторів.

0000-0001-6635-0124 (A,D,E)

Kovalenko Oleksandr

0000-0002-7412-3041 (B,D,E,F)

Kozak Lyudmyla

0000-0002-4536-2174 (B,D,E)

Averyanova Olga

0009-0003-0602-1072 (C,D)

Bilyavenko Leonid

0000-0003-2277-7411 (C,D)

Kutsiak Oleksandr

A- концепція роботи та дизайн, B- аналіз даних, C- Відповідальність за статистичний аналіз, D- Написання статті, E- Критичний огляд, F- Остаточне схвалення статті.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Noura S. Abul-Husn, Eimear E. Kenny: «Personalized Medicine and the Power of Electronic Health Records» DOI: 10.1016/j.cell.2019.02.039
2. Laura H. Goetz, Nicholas J. Schork: «Personalized Medicine: Motivation, Challenges and Progress» doi: 10.1016/j.fertnstert.2018.05.006
3. Charles W. Drescher, Chirag Shah, Jason Thorpe, Kathy O'Brian, Garnet L. Anderson, Christine D. Berg, Nicole Urban, and Martin W. McIntosh «Longitudinal Screening Algorithm That Incorporates Change Over Time in CA125 Levels Identifies Ovarian Cancer Earlier Than a Single-Threshold Rule» <https://doi.org/10.1200/JCO.2012.43.6691>
4. Alicia Curth, Richard W. Peck, Eoin McKinney, James Weatherall, Mihaela van der Schaar «Using Machine Learning to Individualize Treatment Effect Estimation: Challenges and Opportunities» <https://doi.org/10.1002/cpt.3159>
5. Висоцький А.А. Суріков О.О. Василюк-Зайцева С.В. «Розвиток штучного інтелекту в сучасній медицині» DOI: 10.32471/umj.1680-3051.154.241221
6. Melis N. Anahtar, Jason H. Yang, Sanjat Kanjilal «Applications of Machine Learning to the Problem of Antimicrobial Resistance: an Emerging Model for Translational Research» <https://doi.org/10.1128/jcm.01260-20>
7. Kaner EF, Beyer FR, Garnett C, Crane D, Brown J, Muirhead C, et al. «Personalised digital interventions for reducing hazardous and harmful alcohol consumption in community-dwelling populations. Cochrane Database Syst Rev.» <https://doi.org/10.1002/14651858.CD011479.pub2>
8. Iacoviello BM, Steinerman JR, Klein DB, Silver TL, Berger AG, Luo SX, et al. Clickotine, «A Personalized Smartphone App for Smoking Cessation: Initial Evaluation.» doi: 10.2196/mhealth.7226
9. Bettina B Hoepfner , Susanne S Hoepfner , Lourah Seaboyer , Melissa R Schick , Gwyneth W Y Wu , Brandon G Bergman , John F Kelly «How Smart are Smartphone Apps for Smoking Cessation? A Content Analysis» <https://doi.org/10.1093/ntr/ntv117>
10. Harveen Kaur Ubhi, Susan Michie, Daniel Kotz «Characterising smoking cessation smartphone applications in terms of behaviour change techniques, engagement and ease-of-use features» <https://doi.org/10.1007/s13142-015-0352-x>
11. Marco V. Perez, Kenneth W. Mahaffey, Haley Hedlin, John S. Rumsfeld «Large-Scale Assessment of a Smartwatch to Identify Atrial Fibrillation» DOI: 10.1056/NEJMoa1901183
12. Kevin B. Johnson, Wei-Qi Wei, Dilhan Weeraratne, Mark E. Frisse, Karl Misulis, Kyu Rhee, Juan Zhao and Jane L. Snowden: «Precision Medicine, AI, and the Future of Personalized Health Care» doi: 10.1111/cts.12884
13. Joshua Parreco, Antonio Hidalgo, Jonathan J. Parks, Robert, Rishi Rattan: «Using artificial intelligence to predict prolonged mechanical ventilation and tracheostomy placement» <https://doi.org/10.1016/j.jss.2018.03.028>
14. Qiu Qiu, Yong-jian Nian, Yan Guo, Liang Tang: «Development and validation of three machine-learning models for predicting multiple organ failure in moderately severe and severe acute pancreatitis» DOI: 10.1186/s12876-019-1016-y
15. Chayakrit Krittanawong, HongJu Zhang, Zhen Wang, Mehmet Aydar, Takeshi Kitai «Artificial Intelligence in Precision Cardiovascular Medicine» DOI: 10.1016/j.jacc.2017.03.571
16. Bharath Ambale-Venkatesh, Xiaoying Yang, Colin O. Wu «Cardiovascular Event Prediction by Machine Learning: The Multi-Ethnic Study of Atherosclerosis» <https://doi.org/10.1161/CIRCRESAHA.117.311312>
17. Juan Zhao, QiPing Feng, Patrick Wu, Roxana A. Lupu, Russell A. Wilke, Quinn S. Wells, Joshua C. Denny, Wei-Qi Wei «Learning from Longitudinal Data in Electronic Health Record and Genetic Data to Improve Cardiovascular Event Prediction» DOI: 10.1038/s41598-018-36745-x
18. Babak Ehteshami Bejnordi, Mitko Veta, Paul Johannes van Diest «Diagnostic Assessment of Deep Learning Algorithms for Detection of Lymph Node Metastases in Women With Breast Cancer» doi:10.1001/jama.2017.14585
19. <https://www.python.org/downloads/windows/>, <https://scikit-learn.org/stable/>, <https://www.tensorflow.org/>, <https://xgboost.readthedocs.io/en/stable/install.html>
20. Черниш К., Білошицька О. «Системи підтримки прийняття лікарських рішень» DOI:10.36074/grail-of-science.28.10.2022.021
21. Семенець А.В., Марценюк В.П. «Розробка платформи системи підтримки прийняття рішення для медичної інформаційної системи з відкритим кодом OPENEMR» DOI:10.11603/mie.1996-1960.2015.3.4999
22. Семенець А. В. «Організаційно-методичні підходи впровадження EMR-систем в охороні здоров'я України» // Медична інформатика та інженерія. - 2013. - № 3. - С. 35-43.
23. «WorldVista» Інформаційний ресурс: <https://worldvista.org/>

UDC 004.85:616.9:616.24-07

SOFTWARE MODULE FOR DOCTOR DECISION- MAKING SUPPORT WHEN CHOOSING TREATMENT TACTICS

Oleksandr Kovalenko¹

askov49@gmail.com

Lyudmyla Kozak¹

lmkozak52@gmail.com

Olga Averyanova²

olgaaveryanova1207@gmail.com

Leonid Bilyavenko¹

leonidtil@gmail.com

Oleksandr Kutsiak¹

spirotech85@ukr.net

¹Institute of Information Technologies and Systems
of the National Academy of Sciences of Ukraine
Kyiv, Ukraine

²National Technical University of Ukraine
"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"
Kyiv, Ukraine

Abstract – Personalization of medical and diagnostic measures is based on the analysis of a large amount of data on the treatment of certain diseases in order to determine the most effective therapeutic effects on the patient's health.

Extensive use of smartphones and other mobile devices, but also to provide advice, feedback, coaching or connections to other resources that may benefit a person with a condition or illness. This has led to the emergence of mobile applications designed to support treatment and provide the results of the analysis of the treatment process.

The software module is created to support decision-making by the doctor during the provision of medical care and will create conditions for monitoring the condition of patients (treatment forecasts, changes in indicators, prediction of the severity of the condition, etc.). The models proposed for the analysis of clinical data are based on Data mining methods. The software module consists of several blocks that implement the processes of collecting clinical data, creating a database, analyzing and forming medical solutions for the personalization of medical care. Software tools are developed in the Python language using appropriate libraries. The general process of working with data begins with the creation of a database, which is implemented on PostgreSQL. The database is located in the cloud and is filled in three conditional modes: marked data; current data for processing and classification (entered by doctors, assistants, nurses, etc.); entry of actual clinical data, according to patient results (if available). The database consists of several conditional segments, the structure of which depends on the method of entering clinical data. After the analysis and receiving the results, they are sent to the mobile application.

Keywords: digital medicine, medical decision-making support, software tools