

УДК 004.048+004.85

DOI <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2024.6.9>

ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА РЕКОМЕНДАЦІЙ КОСМЕТИЧНИХ ЗАСОБІВ ПО ДОГЛЯДУ ЗА ШКІРОЮ

Парфененко Ю. В. – кандидат технічних наук,
доцент кафедри інформаційних технологій Сумського державного університету
ORCID ID: 0000-0003-4377-5132

Пузач О. А. – студентка магістратури факультету електроніки
та інформаційних технологій Сумського державного університету
ORCID ID: 0009-0004-0097-0311

Зростання асортименту косметичних засобів по догляду за шкірою з активними компонентами, а також можливість їх придбання без призначення лікаря-косметолога, спричиняє проблему появи негативних наслідків їх використання. Підбір косметологічних засобів є завданням, яке може бути вирішене із застосуванням методів машинного навчання, таких як нейронні мережі. Стаття присвячена питанню удосконалення інформаційного забезпечення підбору косметологічних засобів шляхом розроблення рекомендаційної інформаційної системи. Проведено дослідження предметної області і в якості моделі надання рекомендацій обрано нейронну мережу типу FNN. Побудовано моделі нейронних мереж для підбору найбільш підходящого компоненту косметологічного засобу залежно від типу шкіри та проблеми, а також рекомендації косметологічних засобів. Результати обчислювальних експериментів показали високу точність моделей понад 90%. Це свідчить про те, що впровадження машинного навчання в процес формування рекомендацій дозволяє якісно і точно підібрати потрібний косметологічний засіб. Розроблено інтегровану інформаційну систему надання рекомендацій, яка складається із клієнтського мобільного інтерфейсу, а також програмних модулів надання рекомендацій, написаних мовою Python. Взаємодія між компонентами інформаційної системи здійснюється через API інтерфейс. Користувач у мобільному додатку може внести інформацію про тип шкіри, дерматологічні проблеми та одержати відповідні рекомендації по догляду за шкірою. Використання розробленої інформаційної системи при підборі доглядової косметики дозволить уникнути використання засобів із несумісними компонентами і уникнути негативних наслідків для здоров'я шкіри.

Ключові слова: інформаційна система, рекомендаційна система, нейронна мережа, класифікація, машинне навчання.

Parfenenko Yu. V., Puhach O. A. Information system for recommendations of cosmetic skin care products

The growth of the range of skin care cosmetics with active components, as well as the possibility of their purchase without the appointment of a cosmetologist, causes the problem of the appearance of negative consequences of their use. The selection of cosmetic products is a task that can be solved using machine learning methods, such as neural networks. The article is devoted to the issue of improving the information support for the selection of cosmetic products by developing a recommendation information system. A study of the subject area was conducted and a FNN neural network of was chosen as a model for providing recommendations. Neural network models were built to select the most suitable component of a cosmetic product depending on the skin type and problem, as well as recommendations for cosmetic products. The results of computational experiments showed a high accuracy of the models of over 90%. This indicates that the introduction of machine learning into the process of forming recommendations allows for a high-quality and accurate selection of the desired cosmetic product. An integrated information system for providing recommendations has been developed, which consists of a client mobile interface, as well as software modules for providing recommendations written in Python. The interaction between the components of the information system is carried out through the API interface. The user in the mobile application can enter information about skin type, dermatological problems and receive appropriate recommendations for skin care. Using the developed information system when selecting care cosmetics will allow to avoid the use of products with incompatible components and avoid negative consequences for skin health.

Key words: information system, recommendation system, neural network, classification, machine learning.

Вступ. Сьогодні у торговельній мережі представлено широкий асортимент доглядових засобів, таких як креми, сироватки тощо. Різноманітної продукції стало дуже багато після популяризації саме азіатського ринку, а через доступність інформації, компанії використовують агресивніші формули і компоненти, ніж раніше. Більшість косметичних засобів є доступною у роздрібній мережі і не потребує рецепту для придбання. Тому зараз постає питання, як підібрати якісний, косметичний засіб і, як правильно його використовувати, щоб не травмувати свою шкіру через те, що окремі компоненти не підходять конкретному типу шкіри або є несумісними для одночасного використання. Впровадження машинного навчання в процес формування рекомендацій дозволяє якісно і точно підібрати потрібний косметичний засіб, позбавляючи користувача необхідності аналізувати велику кількість інформації про склад продукції, сумісність компонентів тощо. Наразі існує багато моделей машинного навчання, які можна дослідити і обрати найточнішу у прогнозуванні модель саме для рекомендаційної системи. Машинне навчання використовується для якісної і швидкої обробки великого обсягу даних. Базуючись на минулих вподобаннях користувача, а також його потребах, інформаційна система формує набір продуктів, який може зацікавити для придбання.

Постановка проблеми. Предметом дослідження є застосування машинного навчання у інформаційній системі надання рекомендацій, яке за допомогою обробки великої кількості даних може спрогнозувати реакцію шкіри на певний косметичний інгредієнт або ж підібрати потрібний косметичний засіб базуючись на стані шкіри. Наукова проблема полягає в удосконаленні інформаційного забезпечення надання рекомендацій по догляду за шкірою за рахунок розробленої моделі надання рекомендацій та її реалізації в інформаційній системі.

Інформаційна система повинна надавати рекомендації косметичних засобів, а також підказки реакції шкіри на певні компоненти з використанням методології машинного навчання. Надання рекомендацій має здійснюватися нейронною мережею із використанням попередньо підготовленого набору вхідних даних. Набір даних для модуля формування рекомендацій має складатись з інформації про косметичний засіб (назва, склад, тип шкіри) та компонент (назва, реакція шкіри негативна і позитивна, час використання компоненту). Реалізувати нейронну мережу для задач класифікації можна за допомогою бібліотеки TensorFlow та Keras на мові Python.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Вчені Janiesch C., Zscheck P., Heinrich K. висвітлюють сучасний стан машинного навчання та глибокого навчання [1]. У статті [2] пропонується огляд основних алгоритмів машинного навчання. Робота могла б бути дуже корисною для вибору відповідного алгоритму машинного навчання для системи рекомендацій, якби не обмежена кількість розглянутих алгоритмів.

Ідею розробки інформаційної системи надання рекомендацій має робота, описана у статті [3]. В ній описується розробка системи рекомендацій, яка допомагає споживачам легко вибрати косметику, яка відповідає їхнім уподобанням. У роботі [4] авторами скомбіновано ряд технологій, які разом створюють інтелектуальну платформу, що аналізує риси обличчя та здоров'я шкіри, використовуючи комп'ютерне зір і машинне навчання для надання індивідуальних рекомендацій щодо догляду за шкірою [4]. Рекомендаційна система косметики для допомоги користувачам приймати обґрунтовані рішення при виборі продуктів, які відповідають їхнім конкретним потребам, описана у роботі [5]. Один із методів фільтрації використовується і у статті [6], де автори представили новий підхід до

рекомендацій щодо продукту, який поєднує три ключові методи: алгоритми класифікації, спільну фільтрацію на основі користувачів і косинусну міру подібності. У статті [7] представлено систему, яка використовує глибоке навчання та OpenCV для класифікації шкіри обличчя як нормальної або жирної, і надає індивідуальні рекомендації щодо догляду за шкірою на основі класифікації.

Нейронні мережі типу CNN використовуються для вирішень проблеми рекомендації косметичних продуктів на основі індивідуальних типів шкіри. У статті [9] CNN використовується для прогнозування відповідних продуктів шляхом аналізу типів шкіри, включаючи суху, жирну та нормальну шкіру. Подібним чином у статті [10] використовується алгоритм CNN, навчений на наборі даних про різні типи шкіри, щоб надавати індивідуальні рекомендації щодо засобів догляду за шкірою. Веборієнтовану інформаційну систему надання рекомендацій по догляду за шкірою, яка базується на моделі нейронної мережі типу CNN, представлено в роботі [11].

За темою догляду за шкірою було написано велику кількість досліджень та статей, що свідчить про актуальність проблеми. Але більша частина робіт заснована лише на аналізі стану шкіри та її класифікації. Проблема ж, яку треба вирішити, полягає у аналізі потреб доглядових засобів для певного типу шкіри та, як наслідок, підбору косметичних засобів.

Методологія надання рекомендацій в інформаційній системі з використанням нейронних мереж. У даній роботі було використано Feedforward neural network (FNN) – модель нейронних мереж, яка складається з шарів, проходження яких відбувається лише в одному напрямку, тобто немає зворотного напрямку. Її архітектура побудована таким чином, що між вхідним і вихідним шаром є приховані шари, які містять нейрони, їх кількість, як і кількість самих шарів зазначаються відповідно до якості даних, бажаної точності. Завдяки можливості оптимізації моделі різними типами регуляції та кількості шарів є можливість отримати високу точність на створеному наборі даних. Набір даних для навчання нейронної мережі надання рекомендацій було сформовано з результатів дослідження, представленого у роботі [12].

Архітектура нейронної мережі надання рекомендацій доглядових засобів представлена на рис. 1.

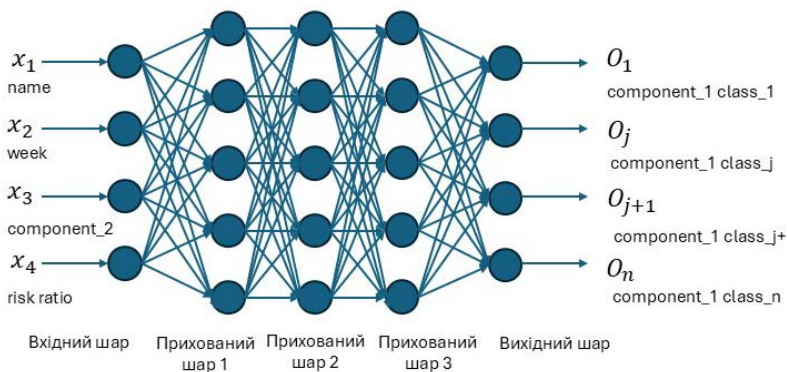


Рис. 1. Схема архітектури n-шарової FNN моделі

Значення вхідного шару нейронної мережі математично можна представити у вигляді множини вхідних параметрів:

$$X = [x1, x2, x3, x4] \quad (1)$$

де:

x1 = Name – назва ефекту.

x2 = Week – тиждень використання.

x2 = Component_2 – категорична ознака, закодована як числове значення.

x3 = Risk Ratio – коефіцієнт ризику.

Вихідне значення кожного прихованого шару обчислюється як:

$$z_j = \sum_{i=1}^{n_l-1} w_{ij}^{(l)} \cdot h_j^{(l)} + b_j^{(l)}, n = 1, 2, \dots, 520 \quad (2)$$

де $h_j^{(l)}$ – вихід j -го нейрона на l -му шарі, $w_{ij}^{(l)}$ – вага зв'язку між j -м нейроном попереднього шару $l - 1$ та j -им нейроном поточного шару, $b_j^{(l)}$ – зсув (bias) для j -го нейрона l -го шару.

$$h_j^{(l)} = ReLU(z_j), j = 1, 2, \dots, n, \quad (3)$$

де $ReLU(z) = \max(0, z)$ – активаційна функція, $h_j^{(l)}$ – вихід j -го нейрона на l -му шарі.

На кожному прихованому шарі виконується Dropout з ймовірністю $p = 0.1$. Функція вимикає частину нейронів під час навчання, щоб запобігати перенавчанню моделі. У результаті одержуємо формулу, яка змінює значення, так, щоб сума даних не змінювалась після встановлення 0-го значення деяким нейронам:

$$\tilde{h}_j^{(l)} = \begin{cases} 0, \text{ з ймовірністю } p, \\ \frac{h_j^{(l)}}{1-p}, \text{ з ймовірністю } 1 - p, \end{cases} \quad (4)$$

де $h_j^{(l)}$ – вихід j -го нейрона на l -му шарі, p – ймовірність встановлення 0-го значення нейронам.

Значення вхідного шару обчислюються як:

$$O_j = Softmax(o_j) = \frac{\exp(z_j)}{(\sum_{k=1}^n \exp(z_k))}, j = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

де z_j – вхідне зважене значення нейрона j -го класу у вихідному шарі, O_j – ймовірність, що приклад належить до j -го класу Component_1.

Нейронна мережа має надавати два результати для двох задач. Перша задача – це надання найбільш підходящого компоненту, а друга – це ефект, який буде отримано від використання компоненту. Обидва результати формуються внаслідок виконання задачі класифікації. Для отримання двох видів рекомендацій є потреба у створенні двох схожих моделей нейронних мереж.

Модель для надання рекомендації компонентів має п'ять шарів:

- вхідний шар (Name, Week, Component_2, Risk_Ratio);
- три прихованих шари, кількість яких було обрано після експерименту для оптимізації навчання нейронної мережі для досягнення більшої точності;
- вихідний шар (Component_1).

Вхідний шар приймає вектор набору характеристик для визначення ймовірності для класів Component_1. Кількість нейронів у вхідному шарі відповідає кількості характеристик – стовпців, тобто модель має чотири нейрони, так як передається лише Name, Week, Component_2 та Risk_Ratio.

Приховані шари мають кількість нейронів зазначену, як найкращу, а саме – 520, після експерименту з внесенням різних параметрів для навчання моделі.

Вихідний шар, який складається з унікальних значень Component_1 має, кількість нейронів, яка дорівнює кількості цих значень та функцію активації softmax, так як виконується завдання багатокласової класифікації.

Модель для надання ефектів, які впливають на стан шкіри, відрізняється даними для вхідного шару і вихідного. У вхідний шар замість Name має входити Component_1, а у вихідному шарі замість Component_1 має бути Name.

Для створення моделей надання рекомендацій для досягнення найбільшої точності було проведено обчислювальні експерименти, які полягали у зміні кількості нейронів прихованого шару, кількості самих прихованих шарів, значення ймовірності у функції dropout та кількості епох.

Порівняння впливу кількості нейронів на точність класифікації зображено на рис. 2.

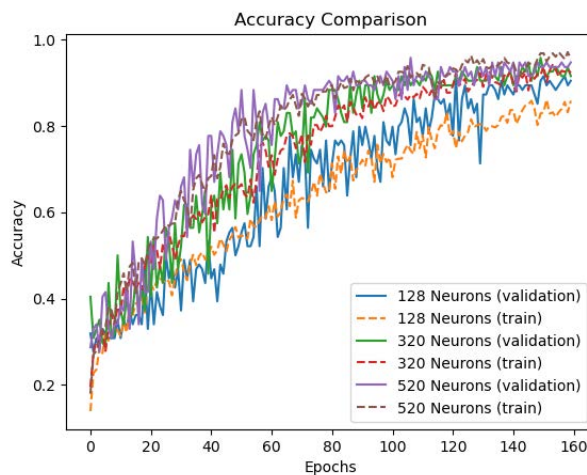


Рис. 2. Графік залежності точності моделі нейронної мережі від кількості нейронів

Проведено аналіз точності моделей для кількості нейронів: 128, 320 та 520. У результаті найбільша кількість нейронів дає найбільшу точність.

Проведено експерименти із визначення точності прогнозування моделі залежно від значення ймовірності у функції dropout. З результатів можна з точністю сказати, що dropout зі значенням 0,1 надає кращий результат.

На рис. 3 зображено залежність точності моделі нейронної мережі від кількості епох.

У результаті проведених обчислювальних експериментів для навчання моделей нейронних мереж було обрано такі значення: кількість нейронів для кожного прихованого шару = 520, кількість прихованих шарів = 3, значення ймовірності у функції dropout = 0,1, кількість епох = 160. Точність моделі з використаними параметрами – 0.9468, що є високим значенням для прогнозування.

Інформаційна система надання рекомендацій по догляду за шкірою. Інформаційна система складається з трьох компонентів: користувацький мобільний інтерфейс у Android застосунку, моделі машинного навчання, реалізовані у вигляді програмних модулів мовою Python і розміщені на Python сервері. В якості системи управління базами даних використано Firestore.

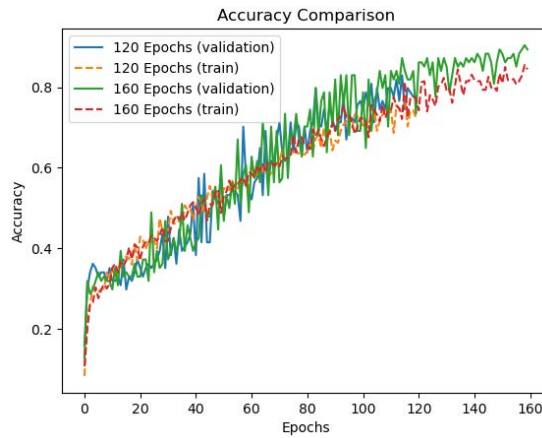


Рис. 3. Графік залежності точності моделі нейронної мережі від кількості epoch

На рис. 4 зображено архітектуру інформаційної системи надання рекомендацій.

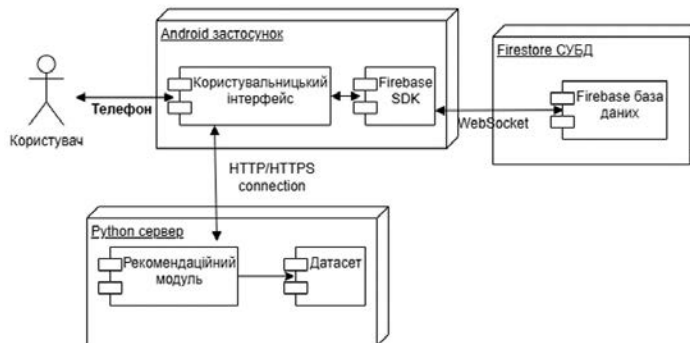


Рис. 4. Архітектура інформаційної системи надання рекомендацій по догляду за шкірою

Передача даних між Android застосунком та Python сервером відбувається за допомогою https запитів, які реалізовані за допомогою Restful API архітектури. Зв'язок з базою даних відбувається за допомогою Firebase SDK з набором інструментів для роботи з базою даних в реальному часі через WebSocket. Схема взаємодії Android застосунку з модулем для надання рекомендацій зображено на рис. 5.

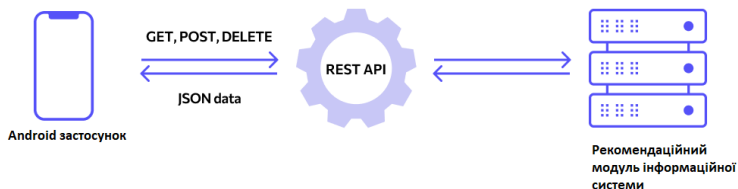


Рис. 5. Схема взаємодії Android застосунку з модулем для надання рекомендацій за допомогою Rest API

Для легкого та швидкого доступу до серверної частини використовувалась Restful API архітектура. Тож у серверній частині було використано flask для побудови запитів. Ця частина інформаційної системи була огорнута контейнером Docker для максимально легкого розгортання на будь-яких платформах. На стороні Android застосунку було підключено бібліотеку retrofit, яка надає можливість доєднатись до API сервісів.

Інтерфейс мобільного додатку показано на рис. 6. На головному меню можна побачити сьогоднішню дату та додати нотатку про використання продукту за цей день, також додати симптоми. Також з головного екрану викликається меню, за яким можна перейти до сторінок продуктів, типу шкіри, питань, а також вийти з додатку.

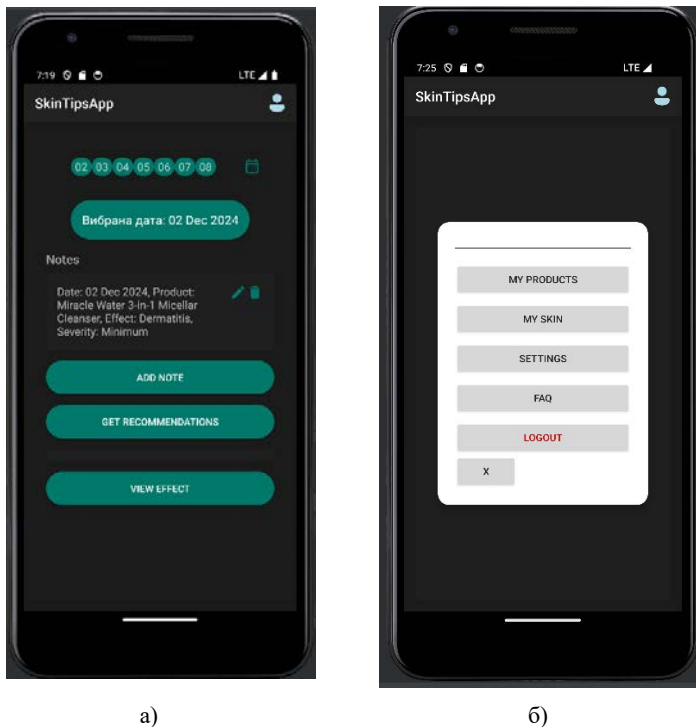


Рис. 6. Головний екран мобільного додатку та меню

У разі, якщо потрібно додати нотатки за інші дні, є кнопка календаря, за яким можна обрати день для внесення інформації.

Меню, в якому користувач може вказати косметичних засіб, відповідно до проблеми шкіри, на вирішення якої він націлений, показано на рис. 7а. Екран відображення типу шкіри користувача із можливістю редагування даних про тип шкіри, а також можливі наявні шкірні захворювання, такі як акне, зображено на рис. 7б.

Комунікація з Android застосунком здійснюється через API запити. Файл models.py містить моделі для навчання рекомендаційної системи, які потім використовуються у функціях для отримання рекомендацій.

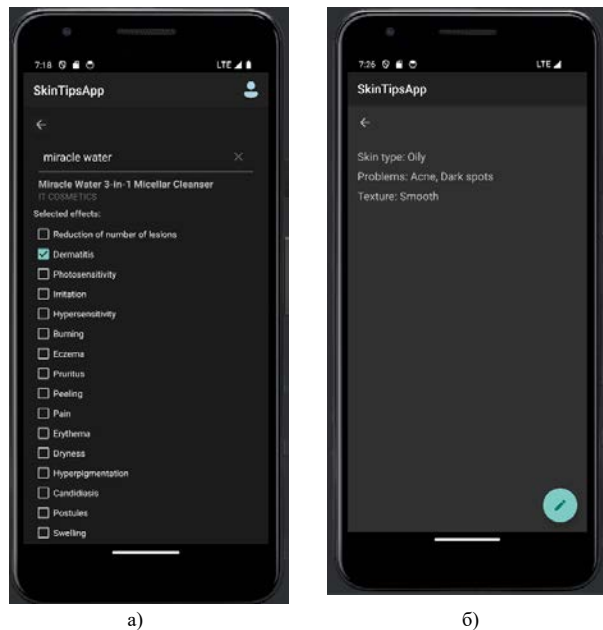


Рис. 7. Екран встановлення типу шкіри

У файлі func.py функції рекомендації компонентів та косметичних засобів. Функція рекомендації компонентів приймає вектор значень даних про шкіру, наприклад, тип жирний, акне, використовувався продукт з ретинолом протягом чотирьох тижнів. На виході функції маємо рекомендацію щодо впливу використаного продукту на стан шкіри, наприклад, покращення з висипами або помітні побічні ефекти у вигляді запалення шкіри. Повертає функція набір значень, а ось формування рекомендації у якості повного речення відбувається у функції process_effect_info.

На рис. 8 зображено екран Android застосунку зі сформованим впливом на шкіру.

Для того, щоб отримати рекомендацію косметичного засобу, при натисканні на кнопку «Get recommendations» викликається функція filter_product з внесеними даними про тип шкіри. Базуючись на інформації про тип шкіри, всередині функції буде викликано функцію компонентів для підбору найкращих компонентів, а вже потім базуючись ще й на підібраних компонентах буде сформовано рекомендації. На виході матимемо список з п'яти найкращих косметичних засобів. Відображення п'яти рекомендованих косметичних засобів можна побачити на рис. 8б.

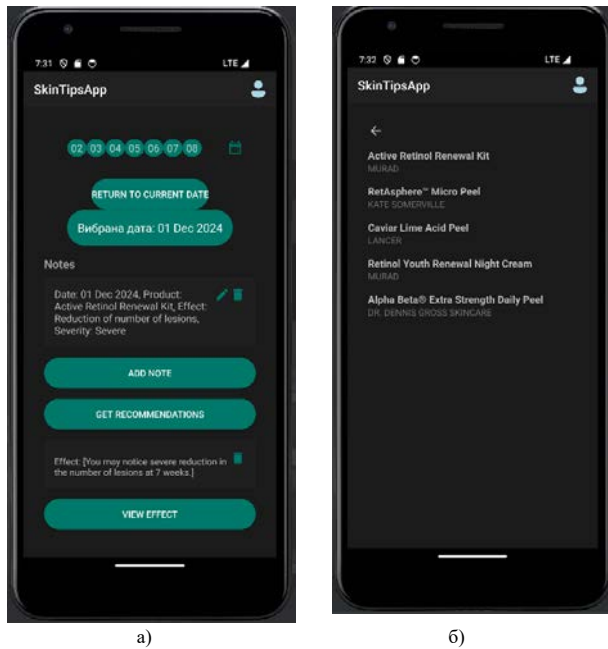


Рис. 8. Екрани мобільного додатку із визначенням впливу засобу на шкіру та рекомендацією косметологічних засобів

Висновки. У результаті огляду методів надання рекомендацій було вирішено застосувати FNN нейронні мережі прямого зв'язку для розробки рекомендаційного модулю інформаційної системи через можливість регуляції параметрами навчання мережі, що призводить до підвищення точності моделі. Для підвищення точності моделі надання рекомендацій було проведено експерименти з підбором кращих параметрів для моделі, за рахунок чого досягнуто точність моделі нейронної мережі 0,94.

Програмно реалізовано інформаційну систему з модулем надання рекомендацій та клієнтським інтерфейсом у Android застосунку. Інтеграція модулю надання рекомендацій на Python проведена за рахунок використання API. Для зберігання даних користувача використано Firebase сховище даних, яке інтегрується у мобільний застосунок, написаний мовою Kotlin. Інформаційна система за результатами тестування відповідає всім функціональним вимогам і може використовуватися як косметологами, так і користувачами при самостійному підборі косметики.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Janiesch, C., Zschech, P. & Heinrich, K. Machine learning and deep learning. *Electron Markets*, 2021. 31, 685–695. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>.
2. Ling Q. Machine learning algorithms review. *Applied and Computational Engineering*, 2023. 4(1):91-98. <https://doi.org/10.54254/2755-2721/4/20230355>.
3. Yoon, J., & Joung, S. A Big Data Based Cosmetic Recommendation Algorithm. *Journal of System and Management Sciences*, 2020. 10, 2, 40-52. <https://doi.org/10.33168/JSMS.2020.0203>.
4. Li, H., Liao, Y., Huang, Y., & Cheng, P. Based on machine learning for personalized skin care products recommendation engine. *2020 International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C)*, 2020. 460-462. <https://doi.org/10.1109/IS3C50286.2020.00125>
5. Gyeongun Lee, Xunfei Jiang, Natalie Parde. A Content-based Skincare Product Recommendation System. *2023 International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*. 2023. <https://doi.org/10.1109/ICMLA58977.2023.00308>.
6. Al-Hagery, M.A. A novel Based-Approach Composed of Clustering Algorithm & Cosine Similarity for Products Recommendation. *International Journal of Education and Information Technologies*, 2020. 14:133-141. <https://doi.org/10.46300/9109.2020.14.16>.
7. Sunnam, S., & Obulesh, A. Classification Facial Skin and Treatment Suggestions for Good Skin Using Deep Learning with Region of Interest (ROI) Patches. *International Journal of Engineering Research in Computer Science and Engineering*, 2022. 28-34.
8. Hemavathi, R. s, Jayasakthi, S, K., Latha, S. A, K., & Gopinath, N. Cosmetic Product Selection Using Machine Learning. *2022 International Conference on Communication, Computing and Internet of Things (IC3IoT)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/IC3IoT53935.2022.9767972>
9. Abishek, R., Ajeyan, T.R., Aravinth, N., Gokul, M., & Dhiyanesh, B. Advanced Skin Category Prediction System for Cosmetic Suggestion using Deep Convolution Neural Network. *2023 7th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)*, 2023. 627-631. <https://doi.org/10.1109/ICICCS56967.2023.10142521>.
10. Bhuvana, S., S, B.G., M, S.S., & V, S.J. Cosmetic Suggestion System Using Convolution Neural Network. *2022 3rd International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC)*, 2022. 1084-1089.
11. Hanchinal, T.K., Bhavani, V.D., & Mindolli, V.B. Intelligent Beauty Product Recommendation Using Deep Learning. *2024 1st International Conference on Cognitive, Green and Ubiquitous Computing (IC-CGU)*, 2024. 1-5.
12. Reynolds, Rachel V. et al. Supplementary Material for: Guidelines of care for the management of acne vulgaris. *Journal of the American Academy of Dermatology*, 2024. 90, 5. [https://www.jaad.org/article/S0190-9622\(23\)03389-3/fulltext](https://www.jaad.org/article/S0190-9622(23)03389-3/fulltext)

REFERENCES:

1. Janiesch, C., Zschech, P. & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electron Markets*, 31, 685–695 (2021). <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>.
 2. Ling Q. (2023). Machine learning algorithms review. *Applied and Computational Engineering*, 4(1):91-98. <https://doi.org/10.54254/2755-2721/4/20230355>.
 3. Yoon, J., & Joung, S. (2020). A Big Data Based Cosmetic Recommendation Algorithm. *Journal of System and Management Sciences*, 10, 2, 40-52. <https://doi.org/10.33168/JSMS.2020.0203>.
 4. Li, H., Liao, Y., Huang, Y., & Cheng, P. (2020). Based on machine learning for personalized skin care products recommendation engine. *2020 International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C)*, 460-462. <https://doi.org/10.1109/IS3C50286.2020.00125>
-

5. Gyeongun Lee, Xunfei Jiang, Natalie Parde. (2023). A Content-based Skincare Product Recommendation System. *2023 International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*. <https://doi.org/10.1109/ICMLA58977.2023.00308>.
 6. Al-Hagery, M.A. (2020). A novel Based-Approach Composed of Clustering Algorithm & Cosine Similarity for Products Recommendation. *International Journal of Education and Information Technologies*, 14:133-141. <https://doi.org/10.46300/9109.2020.14.16>.
 7. Sunnam, S., & Obulesh, A. (2022). Classification Facial Skin and Treatment Suggestions for Good Skin Using Deep Learning with Region of Interest (ROI) Patches. *International Journal of Engineering Research in Computer Science and Engineering*, 28-34.
 8. Hemavathi, R. s, Jayasakthi, S, K., Latha, S. A, K., & Gopinath, N. (2022). Cosmetic Product Selection Using Machine Learning. *2022 International Conference on Communication, Computing and Internet of Things (IC3IoT)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/IC3IoT53935.2022.9767972>
 9. Abishek, R., Ajeyan, T.R., Aravinth, N., Gokul, M., & Dhiyanesh, B. (2023). Advanced Skin Category Prediction System for Cosmetic Suggestion using Deep Convolution Neural Network. *2023 7th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)*, 627-631. <https://doi.org/10.1109/ICICCS56967.2023.10142521>.
 10. Bhuvana, S., S, B.G., M, S.S., & V, S.J. (2022). Cosmetic Suggestion System Using Convolution Neural Network. *2022 3rd International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC)*, 1084-1089.
 11. Hanchinal, T.K., Bhavani, V.D., & Mindolli, V.B. (2024). Intelligent Beauty Product Recommendation Using Deep Learning. *2024 1st International Conference on Cognitive, Green and Ubiquitous Computing (IC-CGU)*, 1-5.
 12. Reynolds, Rachel V. et al. (2024). Supplementary Material for: Guidelines of care for the management of acne vulgaris. *Journal of the American Academy of Dermatology*, 90, 5. [https://www.jaad.org/article/S0190-9622\(23\)03389-3/fulltext](https://www.jaad.org/article/S0190-9622(23)03389-3/fulltext)
-