

РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА ПЛАНУВАННЯ ДОЗВІЛЛЯ В УМОВАХ КАРАНТИНУ

Олег Верес¹, Яна Левус²

Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра інформаційних систем і мереж

¹ Oleh.M.Verese@lpnu.ua, ORCID 0000-0001-9149-4752,

² yana.levus.msa.2020@lpnu.ua, ORCID 0000-0003-3702-1510

© Верес О., Левус Я., 2022

Досліджено проблему планування організації дозвілля у періоди вимушеного перебування вдома із використанням засобів інформаційних технологій.

У роботі описано проблеми, які виникають у мешканців міст під час карантинних обмежень, та їх вплив на психоемоційне здоров'я людини. Визначено потребу в адаптації та модифікації звичних форм активності дозвілля до нового формату, оскільки найвідоміші сучасні інформаційні системи, які надають послуги із дозвілля, є вузькоспеціалізованими. Вони генерують рекомендації, які пов'язані з медіа-сервісами. Досліджено методи надання рекомендацій. Для вирішення проблемної ситуації побудовано дерево цілей. Розглянуто альтернативні засоби реалізації інформаційної системи. За допомогою методу аналізу ієрархії (MAI) вибрано оптимальний тип системи для реалізації пропонованого рішення – рекомендаційну систему. Описано алгоритм роботи рекомендаційної системи, що пропонує альтернативи проведення вільного часу у періоди вимушеного перебування вдома. Використано механізм зваженого гібриду для надання рекомендацій. Для створення портрета користувача використано метод індикаторів типів особистості. За допомогою засобів мови UML спроектовано концептуальну модель системи. Для реалізації прототипу мобільного застосунку системи вибрано мови програмування Java, JavaScript, фреймворк React Native. Для роботи із базою даних вибрано систему управління бази даних MySQL. Наведено приклад використання системи у вигляді мобільного застосунку. Описано основні етапи взаємодії користувача із рекомендаційною системою, що сприяє організації проведення вільного часу в періоди вимушеного перебування вдома.

Робота рекомендаційної системи спрямована на послаблення негативних наслідків перебування у режимі вимушеного карантину на психоемоційний стан людини. Особливістю рекомендацій розробленого прототипу інформаційної системи є надання пропозицій, які містять, окрім пасивних видів проведення дозвілля, також активні, що враховують особливості кожного її користувача.

Застосування рекомендаційної системи не обмежується лише карантинним чинником. Послугами рекомендаційної системи доцільно скористатись людям з обмеженими можливостями, після фізичних травм, що призвели до тимчасової малорухомості, та в період реабілітації від їх наслідків.

Ключові слова: карантин; методи рекомендацій; метод індикатора типів особистості; психоемоційний стан людини; рекомендаційна система.

Вступ

Глобальний доступ до будь-якої інформації частіше вважають перевагою, аніж недоліком. У людини є можливість переглянути багато альтернатив, порівняти їх та вибрати оптимальний для себе варіант. Перебування у такому постійному потоці альтернативних пропозицій призвело до того, що самостійно опрацювати корисні позиції стало непростим завданням.

Вирішити проблему такого інформаційного перевантаження допомагають рекомендаційні системи [1]. Основне завдання рекомендаційної системи – надання персоналізованих рекомендацій користувачу, які враховують його уподобання під час вибору предметів (товарів, об'єктів або послуг). Алгоритми надання рекомендацій можуть донести до користувачів корисні пропозиції, наприклад, щодо фільмів, книжок, відеороликів, музичних треків, туристичних поїздок, одягу, спортивних тренувань, потенційних знайомих у соціальних мережах тощо.

Сьогодні одним із популярних напрямів для використання алгоритмів рекомендаційних систем є планування дозвілля. Це можуть бути інформаційні системи, що рекомендують користувачам, які саме кафе, масові заходи чи події варто відвідати, враховуючи різноманітні відомості про користувача.

2020 р. несподівано вніс корективи у всі сфери життя людей. Рівень актуальності рекомендаційних систем, що рекомендують проведення часу поза домом, починає знижуватись. Пов'язано це з вибухом пандемії коронавірусної хвороби 2019 (COVID-19). Здійснивши дослідження, Всесвітня організація охорони здоров'я дійшла висновку, що оптимальний спосіб зменшити швидкість поширення небезпечного вірусу – це залишатись вдома, аби уникнути контактів з людьми. Уряди більшості держав світу ухвалили рішення про введення карантинних обмежень на своїх територіях. Це передбачає тимчасове закриття багатьох структур, закладів на невизначений термін та, за можливості, переведення їхньої діяльності у дистанційний режим.

Як наслідок, у людей абсолютно змінився звичний спосіб життя. Робота та навчання перейшли в онлайн-формат. Зустрічі з друзями та рідними – по відеозв'язку. Заняття зі спортивним тренером або через спеціальну онлайн-платформу, або теж із використанням відеозв'язку. Замість відвідування кінотеатру – підписка на медіа-сервіси для перегляду програм телебачення, фільмів. Якість заходів дозвілля вдалось адаптувати до нових реалій, а для інших довелось шукати альтернативи.

Постановка проблеми

В умовах карантинних обмежень через пандемію COVID-19 під негативним впливом перебуває психоемоційний стан кожного мешканця [2]. По-перше, з дня на день надходять сумні новини щодо ситуації в світі. Наслідок – високий рівень тривожності та стресу. Для розради потрібно зайнятися якоюсь цікавою справою. Проте вибір теж значно звужується, оскільки покидати дім здебільшого заборонено. Крім того, під час адаптаційного періоду облаштувати нову щоденну рутину не просто, адже більшість населення ніколи не здобувала досвід абсолютних обмежень щодо звичної діяльності.

Виникла потреба в налаштуванні проведення вільного часу в періоди вимушеного перебування вдома. Необхідно знайти рішення, яке зможе підбирати варіанти проведення часу, ґрунтуючись на особливостях кожної людини або загальних тенденціях. Тому дослідження та розроблення рекомендаційної системи організації проведення дозвілля, у якій буде використано метод надання рекомендації, аби пропонувати користувачам релевантні пропозиції щодо активних дій під час перебування вдома, є дуже актуальними.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Одним із заходів охорони здоров'я для мінімізації поширення вірусу COVID-19 є впровадження тривалих періодів локдауну. Це стало загальноновживаним терміном, який характеризує час, коли робота будь-якої інфраструктури обмежена або зовсім недоступна, а великим групам населення рекомендують залишатися у межах своїх домогосподарств. Отже, для людини в таких умовах стають недосяжними її звичні щоденні справи та заняття у різних сферах життя, що сприймалися як належне. Наслідки таких миттєвих та неочікуваних змін негативні, оскільки змушують пристосовуватись до нових реалій щодення.

Із поширенням карантинних заходів на більшість країн світу почастишали заклики від спільноти медиків та науковців звернути увагу та вивчити вплив локдауну на психологічне здоров'я та благополуччя населення [2]. Є загальна потреба зрозуміти, що саме переживає в душі людина у цей

період, а також як щонайкраще підтримати здоров'я під час відновлення нормального життя або радше “адаптивної ситуації” у найближчі місяці та роки.

Дослідження наслідків у контексті грипу H1N1 не виявило негативного психологічного ефекту карантину в деяких випадках, коли карантин не був всезагальним (наприклад, лише для тих, хто контактує із інфікованими людьми) [3]. Однак під час епідемії SARS зафіксовані в чотири рази вищі показники стресу для прояву посттравматичного стресового розладу (ПТСР) у тих, хто перебуває в ізоляції, ніж у тих, які не мають обмежень [4]. Дослідження в Індії дали подібні результати [5], а подальші дослідження у Китаї виявили, що у людей посилюються симптоми депресії та симптоми тривоги, і вони можуть зазнати негативних психологічних наслідків через пандемію COVID-19 [6].

Введено спеціальний термін “епідемія самотності” [7]. Вона характеризується не лише тим, що людина не могла впродовж тривалого періоду фізично контактувати з іншими: рідними, друзями, однолітками, колегами, сусідами тощо. Нудьга та розчарування, відчуття ізолюваності пов'язані також із втратою можливості займатися більшістю звичних видів діяльності, пов'язаних як з професійною, так і з особистою сферами життя.

Стан людини під час пандемії характеризують так: 38 % відчували втому чи нестачу енергії; 36 % мали порушення сну; 25 % почувались у безвиході, пригніченими чи безнадійними; 24 % мали труднощі з концентрацією уваги; 43 % відчували нервозність, занепокоєння або переживання; 36 % повідомили, що не можуть перестати хвилюватися; 35 % відзначили, що їм важко розслабитися [8].

У Сполученому Королівстві дослідження з більшими вибірками населення виявили подібні результати [9]. Серед учасників 25 % вважають, що їх тривога та депресія під час локдауну істотно посилились, а 37,5 % відповідали клінічним критеріям загальної тривожності, депресії або тривоги, що спричинили проблеми зі здоров'ям (квітень 2020 р.).

Період пандемії COVID-19 характеризується зростанням ролі інформаційних технологій, збільшенням кількості ІТ-продуктів та їх активним поширенням на ринках. Перший квартал 2020 р. для магазинів застосунків став найуспішнішим в історії [10]. Завантажено понад 31 млрд нових застосунків, а більше ніж 23,4 млрд доларів клієнти витратили на покупки, пов'язані з мобільними застосунками. Популяризуються ІТ-рішення у нових галузях, які абсолютно змінюють їх. Так, спортзал тепер можна замінити добіркою онлайн-тренувань у фітнес-застосунку, похід у кінотеатр – прокатом фільму в медіа-стрімінговому сервісі, спостерігається перехід на дистанційну форму роботи та навчання тощо.

Отже, відсутність попереднього досвіду перебування у затяжному карантині породжує невідомість, страх, переживання. Тому людина шукає способів абстрагування від цих проблем, варіантів пристосування до нових умов життя та урізноманітнення діяльності. Підтримкою у вирішенні цієї проблеми є інформаційні системи, які розширюють можливості людини, допомагають ухвалювати кращі рішення та надають цінні рекомендації, ґрунтуючись на особливостях того чи іншого користувача. Важливим фактором є те, що користувачі очікують досвіду персоналізації від таких систем, тобто хочуть отримати послуги, які враховують особливості вподобань, поведінки та інші характеристики.

Огляд алгоритмів, що використовуються у рекомендаційних системах

Потреба в алгоритмах, які зможуть фільтрувати елементи за їхньою релевантністю для користувача, виникла разом із поширенням популярності використання електронної пошти як одного із основних способів комунікації між колегами та працівниками установ. Науково-дослідницький центр PARC створив одну із перших рекомендаційних систем, яка фільтрувала електронні листи на основі тем, що користувач вказав як важливі [11].

Рекомендаційні системи прогнозують вподобання користувачів, орієнтуючись на інформацію, яку вони надають про себе, отримують дані у явній (користувач свідомо надає деяку інформацію про себе) та неявній формах (система самостійно робить певні спостереження за поведінкою користувача в інтернеті).

Рекомендаційні системи – один із найпопулярніших застосунків інтелектуального аналізу даних та машинного навчання в сфері інтернет-бізнесу. Вони аналізують поведінку користувачів інтернет-сервісу, після чого дають кількісну та якісну оцінку вподобань користувачів того чи іншого об'єкта. Об'єктами рекомендацій можуть бути товари в інтернет-магазині, набір розділів Web-сайту, медіа-контент, інші користувачі Web-сервісу.

Сучасні рекомендаційні системи можна класифікувати за методами фільтрації, а саме: колаборативна (спільна) фільтрація, контентна (вмісту) фільтрація, гібридна фільтрація.

Колаборативна фільтрація (*collaborative filtering*) використовує відомі оцінки групи користувачів для прогнозування невідомих переваг іншого активного користувача. Ці методи відповідно створюють рекомендації тільки на основі виявлених попередніх взаємодій між користувачами та елементами. Кожна нова рекомендація залежить від знань про поведінку користувача. Вважається, що даних про минулі взаємодії достатньо для виявлення подібних користувачів та/або подібних елементів і відповідно здійснення прогнозів на основі оцінок встановленої подібності [12]. А методи колаборативної фільтрації містять три основних підходи: підхід, що ґрунтується на даних (*memory/heuristic-based*); підхід, що ґрунтується на моделях (*model-based*); гібридний підхід. Ключовою перевагою підходів колаборативної фільтрації є те, що вони зовсім не покладаються на аналіз вмісту елементів чи характеристики користувачів. Для пошуку подібності, вироблення рекомендацій не потрібно опрацьовувати сам елемент, щоб зрозуміти його. Чим активніше користувачі взаємодіють з елементами, тим точнішими стають нові рекомендації [13].

Контентна фільтрація (*content-based filtering, CBF*) використовує інформацію про властивості предметів. Такими властивостями, наприклад, для фільмів, можуть бути жанр, кіностудія, провідний актор, режисер тощо. Ідея контентної фільтрації полягає у тому, що предметам із подібним контентом користувачі надають подібні переваги. Фільтрацію вмісту можна використати у таких системах, де наперед передбачається наявність описових даних [14].

Фільтрація за демографічними показниками (**демографічна фільтрація**, *Demographic*) – надає рекомендації на основі демографічного (наприклад, віку, професії) профілю користувача [14]. Рекомендовані продукти можна створювати для різних демографічних ніш, поєднуючи рейтинги користувачів у цих нішах.

Фільтрація на основі знань (**Knowledge-based**) – пропонує продукти на основі висновків про потреби та вподобання користувачів, вибір предметів та основу для рекомендацій [14].

Поєднання методів колаборативної фільтрації та фільтрації вмісту називають гібридними методами побудови рекомендаційних систем [14]. **Гібридна фільтрація** (*hybrid filtering*) поєднує колаборативну фільтрацію із демографічною фільтрацією, контентною фільтрацією або з демографічною фільтрацією і контентною фільтрацією разом. Цей метод є найперспективнішим для розв'язання задач прогнозних рекомендацій.

Аналіз наявних інформаційних систем у сфері надання рекомендацій щодо проведення дозвілля

Основні відомості про інформаційні системи, які генерують рекомендації користувачам, наведено у таблиці. Стосовно проблеми адаптації та пристосування до карантинних умов наведені аналоги вирізняються певними недоліками.

Огляд програмних рішень

Назва	Сфера застосування	Особливості
1	2	3
Flinder	Онлайн-сервіс рекомендації діяльності поза домом	Рекомендування активних дій, які ґрунтуються на отриманій інформації про локацію, час доби та погоду
Gravvy	Онлайн-сервіс рекомендації діяльності поза домом	Рекомендації, щодо занять, оснований на настройах користувача. Крім того створюється сторінка з трендовими рекомендаціями

Продовження табл. 1

1	2	3
YouTube	Відеохостинг	Рекомендації двох типів: світові тренди; особисті рекомендації – відео, які пропонують на основі минулих переглядів конкретного користувача
Netflix	Провайдер відеоконтенту	Рекомендації фільмів та серіалів на основі використання машинного навчання, що робить їх із часом для кожного користувача точнішими. Використання надзвичайно точних жанрів і груп користувачів
Google Calendar	Онлайн-планер-календар	Абсолютно відсутня функція генерування рекомендацій Користувач самостійно заповнює календар різноманітними подіями, завданнями тощо
Microsoft To Do	Онлайн-список "To-do"	Відсутня функція генерування рекомендацій. Проте система пропонує додати до актуального списку завдання, не відзначені як виконані за попередні дні Користувач самостійно вносить до списку різноманітні завдання. Крім того може отримувати відповідь, сформовану на основі аналогічного запиту іншого користувача системи

Перші дві системи не адаптувались до нових умов: пропоновані активності стосувалися подій, що відбуваються у громадських місцях. Як наслідок, бази їхніх рекомендацій стали набагато меншими за обсягом, а один із застосунків взагалі перестав функціонувати.

YouTube та Netflix вирізняються значними досягненнями у модифікації та розробленні алгоритмів надання рекомендацій, але характеризуються вузькою спеціалізацією на відео- та аудіо-контенті. В умовах "локдауну" такі системи не зможуть повністю задовольнити потреби людини, лише якусь її частинку – відвідини кінотеатру. Функціонування цих систем не було розраховано на ту кількість одночасних потреб користувачів, які виникли під час пандемії. Унаслідок цього користувачі з різних країн стикались з проблемами повільного з'єднання або абсолютно відсутнього доступу впродовж якогось часу.

Google Calendar і Microsoft To Do не мають вбудованих рекомендаційних алгоритмів.

Netflix – американська компанія, що надає платні послуги стримінгу фільмів та серіалів. З переходом до онлайн-послуг значення компанії щодо трендів методів рекомендаційних систем почало стрімко зростати. Власники Netflix визначили на основі аналізу поведінки користувача, що у рекомендаційній системі є близько 90 с для формування альтернатив на допомогу користувачу в пошуку цікавої стрічки, перш ніж він покине платформу та звернеться до іншого сервісу. Саме тому основна цінна пропозиція Netflix – надавати релевантні рекомендації своїм клієнтам. Рекомендаційні системи охоплюють різні алгоритмічні підходи: навчання із підкріпленням, нейронні мережі, причинну модель, імовірнісні графічні моделі, факторизації матриць вподобань тощо [15].

YouTube – соціальна мережа від Google, що ґрунтується на поширенні відео між користувачами. У 2008 р. компанія розробила рекомендаційну систему для платформи. Система порівнювала користувачів та шукала схожі поведінкові характеристики, а також була запроваджена система оцінювання відео за популярністю. У 2011 р. запровадили аналіз інших дій користувача: натискання, час перегляду, систематичні опитувальники, вподобання, надсилання відео іншим користувачам або на інші платформи.

Сьогодні алгоритми рекомендацій YouTube передбачають дві цілі: знайти правильне відео для кожного користувача та спонукати переглядати його якнайдовше [16].

Для YouTube, як і для Netflix, працює правило: чим частіше користувач звертається до сервісів платформи, тим краще вона розуміє його та надає влучніші рекомендації.

Формулювання цілі статті

Дослідження тенденцій сучасного ринку інформаційних технологій показало, що останні роки характеризуються підвищенням попиту на ІТ-продукти. Такий тренд диктує зміни у сферах життя людей, що пов'язані із наслідками пандемії COVID-19. Відбувається адаптація звичного життя до нових умов карантинних обмежень. Зростає потреба у ІТ-продуктах для таких напрямів, як освіта та розваги, що пов'язано не лише із постійною популярністю ігор, а й з тим, що люди шукають, якими новими активностями наповнити вільний час, проведений вдома.

Підтримати пошук нових занять та урізноманітнити дозвілля можуть інформаційні системи, у яких застосовано методи надання рекомендацій. Наявні сьогодні аналоги вузькоспеціалізовані. Актуальність розроблення інформаційної системи полягає у необхідності формування множини рекомендацій щодо проведення вільного часу, адаптованих до вимушених періодів перебування вдома.

Метою розроблення рекомендаційної системи у періоди вимушеного перебування вдома є надання влучних рекомендацій користувачам стосовно проведення дозвілля вдома, щоб допомогти підтримувати на належному рівні психоемоційний стан людини у періоди довготривалого карантину. Рекомендації ґрунтуватимуться на множині особливостей, зацікавлень та вподобань користувача. Ці фактори інформаційна система вивчатиме за рахунок взаємодії користувача з такими функціями системи, як надання персональних та вибір популярних рекомендацій. Опрацювання кількісних та якісних оцінок таких рекомендацій дасть змогу надавати релевантніші пропозиції та підвищити рівень точності вирішення проблеми користувача. Мотивація до частого використання інформаційної системи ґрунтуватиметься на дружньому інтерфейсі користувача, підтримці постійного зворотного зв'язку та системі нарахування нагород чи бонусів. За рахунок цього вибудуватиметься зв'язок з користувачем.

Основні цілі проєктованої рекомендаційної системи

Криза COVID-19 призвела до емоційного та психологічного дискомфорту, що стали наслідком довготривалого перебування населення у невизначеності, в різко обмежених умовах перебігу звичного плину життя. Традиційні способи розваг та проведення вільного часу стали частково недоступними, а діяльності, що людина сама вибирає, перебуваючи вдома, характеризуються високим рівнем одноманітності. Це пов'язано з тим, що людина покладається на власний або чужий досвід, суб'єктивні думки чи поради, а під час вибору рішення не може систематизувати усі фактори та оцінити їх вплив на кінцевий результат. Відповідно він не завжди оптимальний та не обов'язково вирішує саме глибинну проблему. Як наслідок, особа повертається до стану загостреного смутку та тривожності, почуття безвиході. Сучасним алгоритмам та технологіям під силу супроводжувати людину в цьому стані та надавати корисні рекомендації, що допоможуть підвищити рівень задоволення та емоційного благополуччя.

Результатом роботи рекомендаційної системи повинна бути множина актуальних пропозицій користувачеві щодо проведення вільного часу. Підвищення рівня точності рекомендацій необхідно забезпечити, аналізуючи діяльність користувача у системі, взаємодію з її елементами та використання і модифікацію методів рекомендаційних систем. За допомогою систематичного опитування користувача (як через певний визначений період, так і випадково) накопичуватимуться дані, що стосуватимуться особливостей вподобань користувача. Окрім того, необхідно здійснювати аналіз та моніторинг поведінки користувача всередині системи та визначати її модель, розпізнавати взаємозалежності. У цьому полягає призначення рекомендаційної системи з погляду користувача.

Високорівневі потреби користувачів зафіксовано у переліку тверджень історій користувачів. Такий метод формулювання вимог подається у форматі речень "*Як користувач (довільне вказання типу), я хочу (ціль), аби (користь)*". Для опису користувацьких вимог застосовано висловлювання користувача або клієнта, які дають змогу зрозуміти, як саме особа використовуватиме систему та

які результати очікуються. Розроблено основні користувацькі історії, що стосуються *рекомендаційної системи проведення дозвілля у періоди вимушеного перебування вдома*:

- “Як користувач я хочу мати можливість ознайомитися з призначенням та функціями системи, аби вирішити, чи система допоможе мені у вирішенні моїх проблем”.
- “Як користувач я хочу зареєструватися в системі за допомогою електронної пошти, щоб одержати доступ до функціоналу системи”.
- “Як користувач я хочу отримувати рекомендації щодо діяльностей, аби урізноманітнити свою щоденну рутину”.
- “Як користувач я хочу сприяти побудові свого психологічного портрета в системі, щоб мати змогу отримувати корисні та цікаві рекомендації щодо видів діяльності, щоб пробувати себе у нових заняттях”.
- “Як користувач я хочу відповідати на опитувальники, аби отримувати кращі рекомендації щодо проведення часу”.
- “Як користувач я хочу фіксувати свої досягнення і моніторити свій щоденний прогрес”.
- “Як користувач я хочу оцінювати пропозиції та рекомендації, щоб відкинути нерелевантні”.

Для аналізу проблемної ситуації та обґрунтування вибору типу інформаційної системи організації проведення дозвілля у період карантину застосовано методи системного аналізу [17]. Основне призначення системи – надання влучних рекомендацій користувачам стосовно активного проведення часу вдома, щоб допомогти підтримувати на належному рівні психоемоційний стан людини у періоди довготривалого карантину. Для порівняння та оцінювання альтернативних типів інформаційних систем використано метод аналізу ієрархій [18–20]. Відповідно до побудованого дерева ієрархії виконано розрахунки векторів пріоритетів, а також здійснено ієрархічний синтез з метою визначення вектора пріоритету альтернатив щодо їх критеріїв й аспектів ієрархії. Аналіз значень отриманого вектора пріоритетів альтернатив відносно фокуса показав, що найдоцільнішим варіантом реалізації інформаційної системи організації проведення дозвілля у період карантину є рекомендаційна система.

Описання механізмів роботи рекомендаційної системи

Будь-яка рекомендаційна система проходить через такі фази формування рекомендацій: фаза збирання даних; фаза навчання; фаза формування рекомендацій (або передбачень).

Рекомендаційна система проведення вільного часу у періоди вимушеного перебування вдома працюватиме за принципом, відображеним на рис. 1.



Рис. 1. Основні фази роботи рекомендаційної системи

Перша фаза полягає у збиранні інформації про користувачів, щоб створити профіль або модель користувача для формування рекомендацій, урахувавши атрибути користувача, поведінку або вміст альтернатив, до яких користувач отримує доступ [21]. Рекомендаційній системі потрібно мати якомога більше інформації про користувача, щоб надати обґрунтовані рекомендації. Під час первинної взаємодії користувача із рекомендаційною системою проведення дозвілля у періоди вимушеного перебування вдома користувачу необхідно пройти анкетування. Це дасть змогу рекомендаційній системі отримати базові дані для ініціювання побудови портрета, тобто моделі користувача.

Для створення портрета користувача використано метод індикаторів типів особистості за Маєрс – Бріггс [22]. Тип особистості формує поєднання чотирьох уподобань (тобто рис). Ці чотири уподобання формуються на основі чотирьох шкал:

- шкала Е-І (екстраверсія – інтроверсія) – вказує, на що спрямована свідомість;
- шкала S-N (конкретність – інтуїція) – визначає, як сприймається інформація ззовні;
- шкала Т-F (роздуми – відчуття) – відображає, на основі чого ухвалюють рішення;
- шкала J-P (судження – прийняття) – вказує, які способи підготовки до дії будуть використані.

Застосування цієї методики у рекомендаційній системі дасть змогу повніше розуміти портрет користувача, прогнозувати вподобання інших користувачів.

Системи рекомендацій покладаються на різні типи вхідних даних для одержання оцінок від користувача. Найзручнішим та найпростішим методом збирання даних є явний зворотний зв'язок. Він не передбачає визначення вподобань користувачів на підставі його дій, а також забезпечує прозорість наданих рекомендацій, що забезпечує дещо якісніші рекомендації та більшу довіру до рекомендацій [23]. Неявне збирання даних про користувача відбувається через формування опосередкованого висновку про вподобання користувача через спостереження за його поведінкою у системі, взаємодії з її елементами. На відміну від явного, неявний зворотний зв'язок зменшує навантаження на користувачів, визначаючи їхні вподобання за їх взаємодією з рекомендаційною системою. Неявні дані про вподобання насправді можуть бути об'єктивнішими, оскільки не виникає упередженості, немає проблем із самовиявленням чи потребою у підтриманні іміджу для інших [23]. Метод характеризується як менш точний порівняно з явним збиранням даних.

Сильні сторони як неявного, так і явного зворотного зв'язку можна об'єднати в гібридну систему, щоб мінімізувати їхні недоліки та отримати найкращу систему збирання даних про користувачів. Такий метод використано у рекомендаційній системі проведення дозвілля у періоди вимушеного перебування вдома. Неявно зібрані дані використовуватимуться для прогнозування та розроблення рекомендації щодо вподобань, а також для перевірки явно наданих оцінок. Дані, зібрані обома способами, доповнюють одне одного та постійно оновлюють профіль користувача. Отримані дані вирізняються високим рівнем точності, що дасть можливість будувати коректні моделі користувачів і, як наслідок, виробляти релевантніші рекомендації.

Профіль користувача у рекомендаційній системі проведення дозвілля у періоди вимушеного перебування вдома – це набір особистих даних кожного із користувачів, а саме: інтереси, уподобання користувача, звички, темперамент та взаємодія із системою. Профіль користувача використовується для отримання даних, необхідних для побудови моделі користувача. Отже, профіль користувача описує просту модель користувача. Успіх будь-якої рекомендаційної системи багато в чому залежить від її здатності представляти поточні інтереси користувача. Точні моделі незамінні для отримання відповідних і надання точних рекомендацій із використанням будь-яких методів.

Під час другої фази, фази навчання, застосовують алгоритми навчання до зібраних даних про користувачів. Завдяки цьому система може розпізнавати шаблони поведінки та вподобань користувача в умовах певної ситуації [24]. Розгортання такого алгоритму потрібне, щоб гарантувати, що побудована модель може фільтрувати атрибути користувача, ґрунтуючись на зібраних даних. Мета фази навчання – забезпечити навчання рекомендаційної системи для адаптації до нових даних для того, аби оптимізувати та підвищити точність наданих рекомендацій (прогнозування вподобань).

Фаза надання рекомендацій полягає у формуванні рекомендацій для користувача за допомогою застосованого методу їх надання.

Щоб уникнути певних обмежень “чистих” рекомендаційних систем та мінімізувати проблеми, які створюють ці методи у наданні рекомендацій, застосовують гібридні методи [25–29]. Ідея полягає у тому, що комбінація алгоритмів дасть точніші та ефективніші рекомендації, ніж один алгоритм, оскільки недоліки одного алгоритму може подолати інший алгоритм.

Отже, зважений гібридний метод обчислює оцінку прогнозу як результати всіх рекомендаційних підходів, розглядаючи їх як змінні в лінійній комбінації. Припустимо, що наявні k

рекомендаційних підходів, що будуть поєднані у використанні зваженої стратегії. Оцінку прогнозування користувача t щодо елемента i можна обчислити так:

$$p_{m,i} = \sum_f^k \sigma_f p_{m,i}^{(f)}, \quad (1)$$

де σ_f – вага алгоритму $p_{m,i}$.

Оскільки поєднуватимуться два рекомендаційних підходи, то $k = 2$. Тоді одержимо:

$$p_{m,i} = \sigma_1 \times p_{m,i}^{(1)} + (1 - \sigma_1) \times p_{m,i}^{(2)} \quad (2)$$

А оптимізовану вагу можна отримати за допомогою обчислень [29]:

$$\sigma_1 = \frac{\sum_m \sum_i (p_{m,i} - p_{m,i}^{(2)}) (p_{m,i}^{(1)} - p_{m,i}^{(2)})}{\sum_m \sum_i (p_{m,i}^{(1)} - p_{m,i}^{(2)})^2}. \quad (3)$$

Саме гібридний підхід застосовано у системі для надання рекомендацій щодо проведення вільного часу (рис. 2). Тут об'єднуються результати різних рекомендацій для створення їх списку або передбачення із інтегруванням оцінок кожного із методів, що використовуються, за лінійною формулою (2).

Спочатку рекомендаціям, що отримані від колаборативної фільтрації та фільтрації вмісту, надається однакова вага. У міру підтвердження чи спростування прогнозів ваги коригуються [29]. Перевага зваженого гібриду полягає в тому, що всі сильні сторони системи рекомендацій використано під час їх надання у простий спосіб.



Рис. 2. Зважений гібридний метод надання рекомендації

Концептуальна модель системи

Розроблення концептуальної моделі рекомендаційної системи забезпечує ідентифікацію різних її сутностей та їх можливу взаємодію [30–33]. Проте виявлення таких вимог на цьому етапі надає можливість зекономити ресурси на подальших етапах життєвого циклу розробки, коли розкриття та позапланове введення нових компонентів рекомендаційної системи потребує більших зусиль та ресурсів.

Під час розроблення концептуальної моделі системи побудовано UML (Unified Modeling Language) – уніфікована мова моделювання) діаграми, які покликані спростити розуміння створеного проєкту інформаційної системи [34]. Діаграми поліпшують супровід проєкту та полегшують розроблення документації. Для описання функцій системи розроблено діаграму прецедентів (*use-case*) (рис. 3) – це відображення взаємодії користувача з рекомендаційною системою, тобто взаємозв'язку між користувачем та різними випадками використання, в яких задіяний користувач.

У системі наявні три актори: “Користувач” і “Гість”, що пов'язані відношенням узагальнення, та “Адміністратор”.

“Користувач” – це особа, яка успішно увійшла в систему. Вона має доступ до усієї системи та може користуватися усім функціоналом системи. На відміну від “Користувача”, “Гість” має право лише на ознайомлення із функціями рекомендаційної системи. Проте після авторизації “Гість” отримує усі права “Користувача”.

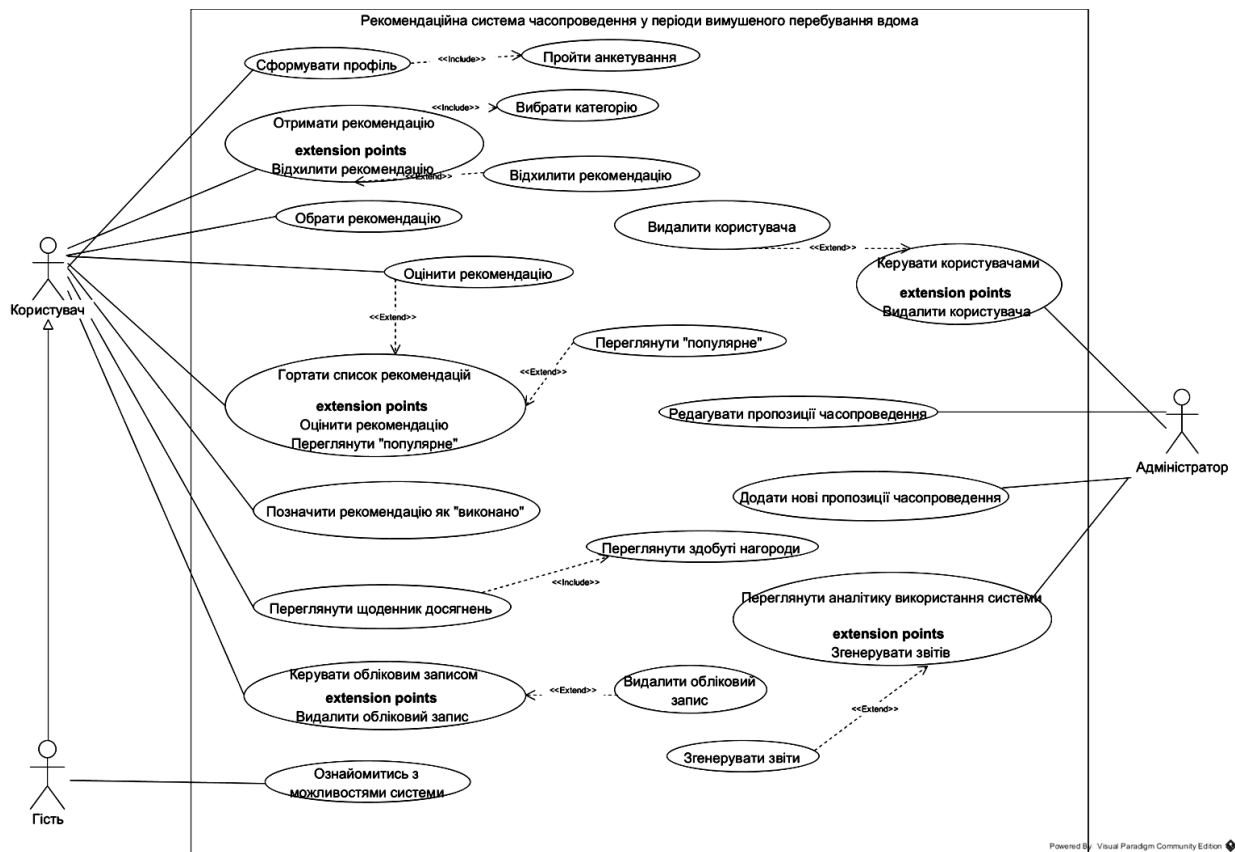


Рис. 3. Діаграма варіантів використання для рекомендаційної системи проведення дозвілля у періоди вимушеного перебування вдома

“Користувач” має можливість сформувати профіль – на основі одержаних даних вироблятимуться первинні рекомендації. “Користувач” може отримати рекомендацію, вибравши категорію різновиду дозвілля, можливе гортання списку рекомендацій. Також можна переглянути не лише власні рекомендації, а й перейти у категорію “популярне”. Будь-яку рекомендацію зі списку “Користувач” може позначити як виконану. Тоді вона стане доступною для перегляду в щоденнику досягнень. Крім того, “Користувач” може вносити зміни до параметрів власного профілю, тобто керувати своїм обліковим записом. Сформовано такі варіанти використання: “Сформувати профіль”; “Пройти анкетування”; “Гортати список рекомендацій”; “Переглянути “популярне””; “Отримати рекомендацію”; “Вибрати категорію”; “Відхилити рекомендацію”; “Вибрати рекомендацію”; “Оцінити рекомендацію”; “Позначити рекомендацію як “виконано””; “Переглянути щоденник досягнень”; “Переглянути здобуті нагороди”; “Ознайомитися з можливостями системи”; “Керувати обліковим записом”; “Видалити обліковий запис”. Варіанти використання “Сформувати профіль” та “Пройти анкетування” пов’язані відношенням включення, оскільки формування профілю передбачає додаткове проходження анкетування. Варіанти використання “Гортати список рекомендацій” та “Переглянути “популярне”, “Гортати список рекомендацій” і “Оцінити рекомендацію” пов’язані відношенням розширення, тобто функціональна поведінка другого варіанта використання задіюється як базова не завжди. Варіанти використання “Отримати рекомендацію” та “Вибрати категорію” пов’язані відношенням включення, ці кроки певною мірою взаємозалежні. Варіанти використання “Отримати рекомендацію” та “Відхилити рекомендацію” пов’язані відношенням розширення, бо користувач у деяких випадках, але не завжди, на власний розсуд може відхилити рекомендацію через її недоцільність для себе.

“Адміністратор” – це такий користувач, що займається налаштуванням рекомендаційної системи, керуванням користувачами та може отримувати аналітику, пов’язану із взаємодією користувачів із системою. Множина варіантів використання така: “Керувати користувачами”; “Видалити користувача”; “Редагувати пропозиції проведення вільного часу”; “Додати нові пропозиції проведення вільного часу”; “Переглянути аналітику використання системи”; “Згенерувати звіт”.

Засоби реалізації прототипу системи

Для реалізації прототипу мобільного застосунку проаналізовано наявні інструментальні засоби для імплементації системи та здійснено їх порівняння. У результаті вибрано мови програмування Java, JavaScript, фреймворк React Native. Для роботи з базою даних вибрано систему управління бази даних MySQL.

Система ґрунтується на архітектурному підході REST API для виконання операцій CRUD (Create, Read, Update, Delete) і запуску механізмів правил, за допомогою яких будуть вибрані та виконані операції із наборами даних користувачів. Однією із ключових переваг REST API є забезпечення високого рівня гнучкості. Дані не прив'язані до ресурсів або методів, тому REST може опрацьовувати декілька типів викликів, повертати різні формати даних і навіть змінювати структуру за допомогою правильної реалізації гіпермедіа.

Аналіз отриманих результатів

Основні етапи роботи прототипу мобільного додатка – рекомендаційної системи – проведення вільного часу в періоди вимушеного перебування вдома такі: реєстрація користувача; перегляд каталогу рекомендацій щодо проведення дозвілля; відхилення рекомендації щодо проведення вільного часу; виконання рекомендації; перегляд щоденника досягнень; завершення виконання рекомендації; надання оцінки рекомендації.

Після завантаження застосунку користувача вітає його перше вікно (рис. 4, а). Воно містить ілюстрації, вітальний текст, кнопки для входу в рекомендаційну систему або реєстрації. Основне значення першої сторінки застосунку – надати основну ідею його використання, запропонувати авторизуватись або зареєструватись для подальшого використання основної функціональності продукту.

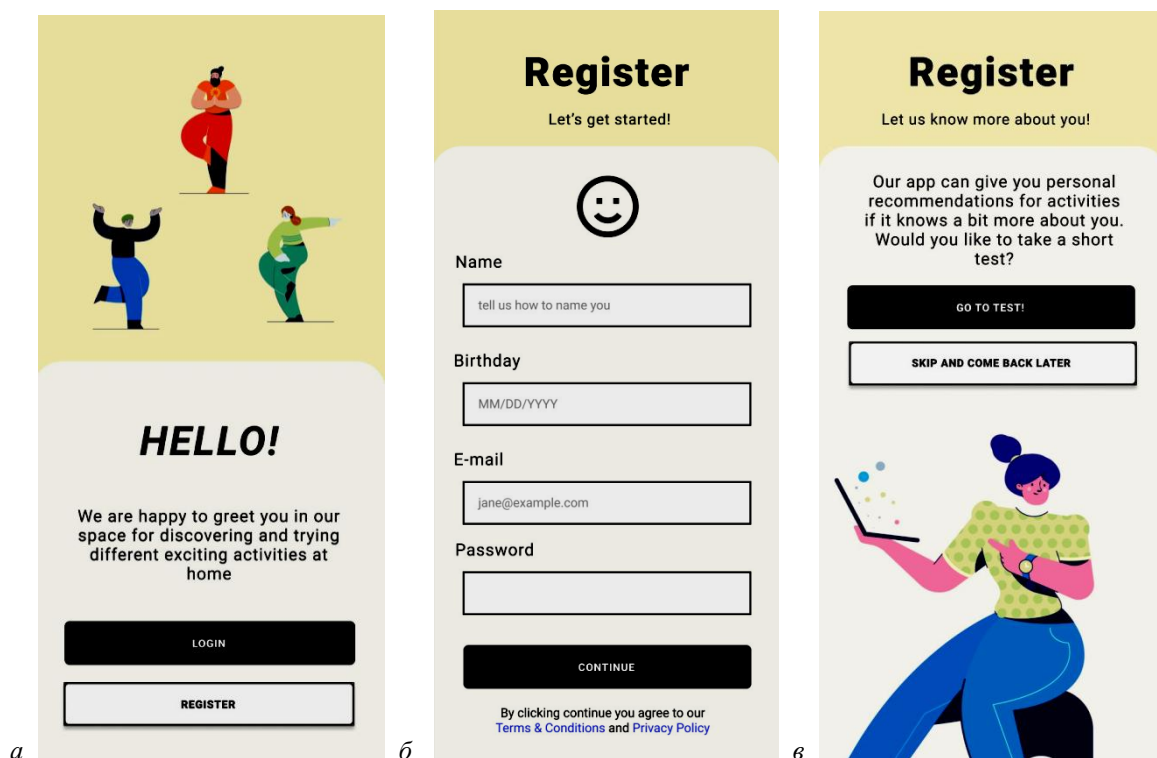


Рис. 4. Перше вікно застосунку із можливостями увійти до системи або зареєструватись (а); створення нового профілю користувача (б); перехід до реєстраційного опитувальника (в)

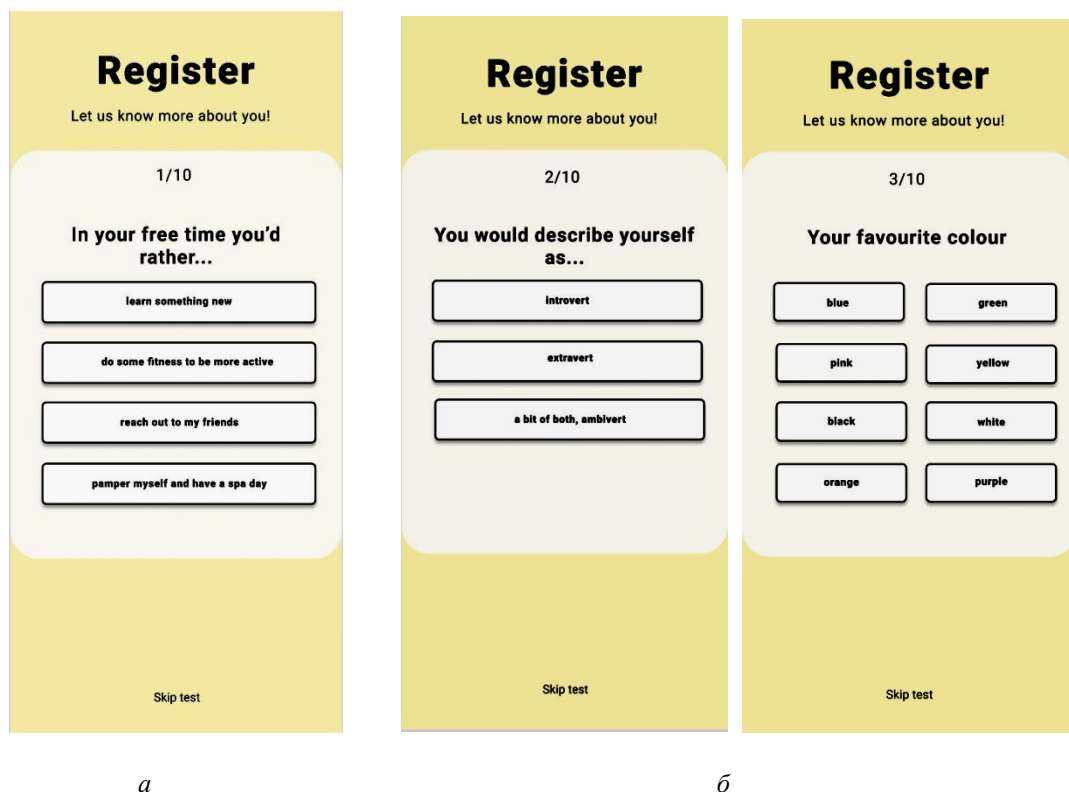
Якщо користувач ще не має створеного акаунту в рекомендаційній системі, потрібно пройти реєстрацію, що складається з двох кроків:

- створення акаунту;
- заповнення реєстраційної анкети.

Перший крок (рис. 4, б) полягає у введенні таких даних: Ім'я (може бути будь-який псевдонім); Дата народження; Електронна скринька; Пароль. Усі поля повинні обов'язково бути заповнені. Підтвердження та перехід до наступного кроку також означають, що користувач ознайомився та погоджується із правилами використання застосунку. Якщо всі поля реєстрації заповнено, то користувач може переходити до наступного кроку.

Перед стартом реєстраційної анкети із первинним набором питань, відповіді на які забезпечать створення первинної бази персональних рекомендацій, додано проміжний крок реєстрації (рис. 4, в). Тут користувачеві надано пояснення до реєстраційного опитувальника. Якщо користувач готовий дати відповіді на запитання, він може перейти до опитувальника. Проте користувачеві також надається можливість пропустити проходження реєстраційної анкети та перейти одразу до користування застосунком. Це передбачено для того, аби забезпечити зручний користувацький досвід.

Після того, як користувач вибере перехід до реєстраційного опитувальника, система відкриє перше вибране запитання із бази (рис. 5, а). Різним користувачам генеруються різні запитання. Максимальна кількість запитань для реєстрації вказана на рис. 5, б. Далі користувачі проходилимуть короткі опитування під час запиту на генерування персональних рекомендацій.



а

б

Рис. 5. Перше питання реєстраційного опитувальника (а); сторінки реєстраційного опитувальника (б)

Для відповіді на питання користувачеві потрібно натискати на пропоновані варіанти відповідей до опитувальника. Щоб користувач міг відстежити прогрес проходження опитувальника, до системи додано лічильник питань у форматі *кількість наданих відповідей/загальна кількість питань*. Також у користувача є можливість пропустити опитувальник на будь-якому кроці. Якщо надано три відповіді або менше, то для системи це означає, що користувач взагалі не надав відповідей. Такої кількості недостатньо для генерування персональних рекомендацій. Отже, ця база буде пустою для користувача, і він зможе лише гортати та вибирати популярні рекомендації.

Як тільки користувач закінчить повноцінне проходження опитувальника, етап реєстрації вважається завершеним.

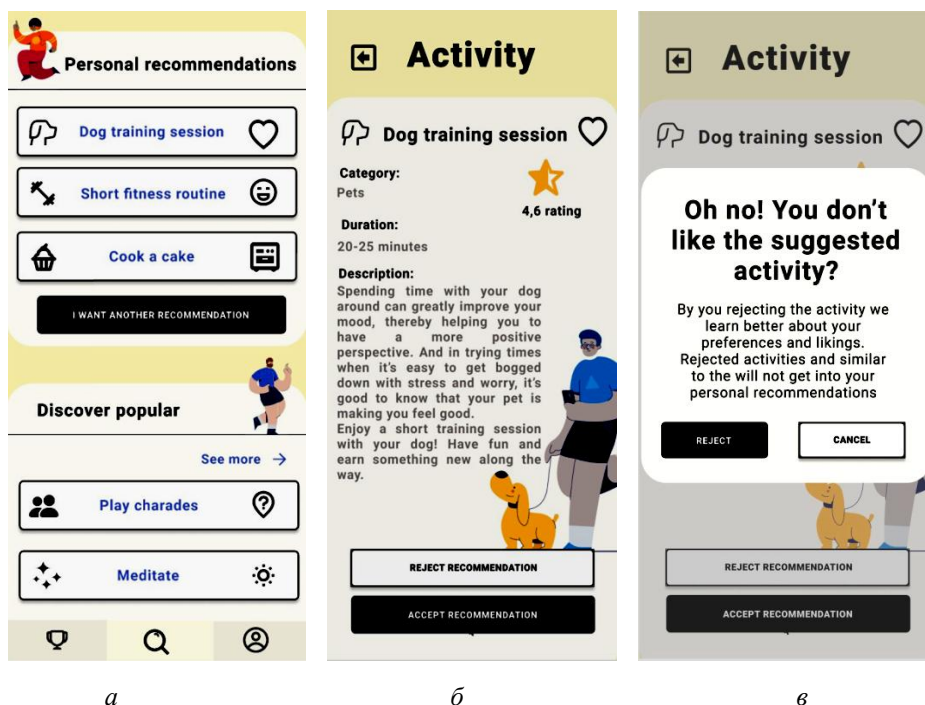
Застосунок складається із таких сторінок, як “Рекомендації проведення дозвілля”, “Щоденник досягнень” та “Налаштування профілю”.

Домашньою вважається сторінка “Рекомендації проведення дозвілля” (рис. 6, а). На сторінці користувач може переглянути список персональних рекомендацій, а також декілька популярних позицій із можливістю перейти до повного списку. Сторінка розділена на дві секції. У секції персональних рекомендацій користувач може вибрати одну із активностей або надіслати запит на генерування рекомендації. Важлива умова – згенерована рекомендація не повинна повторювати позиції вже наданих персональних рекомендацій, що містяться у списку.

Користувач може вибрати одну із рекомендацій і перейти на її сторінку (рис. 6, б). На сторінці рекомендації міститься її категорія, опис, рейтинг, який сформували користувачі. Користувач має можливість відхилити рекомендацію (рис. 6, в) або почати її виконувати.

Якщо користувач відхиляє рекомендацією, система розцінює це як негативну оцінку. Як і позитивні оцінки, її буде враховано під час надання майбутніх рекомендацій. Пропозиції, що вважаються подібними на відхилену, система відкидатиме і не пропонуватиме користувачеві.

Після того, як користувач почне виконувати рекомендацію щодо проведення вільного часу, вона з’явиться у щоденнику (рис. 7, а). За наявності активної рекомендації щоденник поділено на дві секції, які відповідають теперішнім виконанням рекомендації, та тим, що вже закінчені. У випадку новоствореного профілю користувача список завершених рекомендацій порожній.



а

б

в

Рис. 6. Сторінка з каталогом рекомендацій (а); сторінка опису рекомендації (б); відхилення рекомендації (в)

Завершивши виконання рекомендації щодо проведення дозвілля, користувач повинен залишити оцінку (рис. 7, б). Це обов’язковий крок, який не можна пропустити. У такий спосіб система збирає оцінки рекомендацій, які враховує, пропонуючи майбутні активності щодо проведення вільного часу. Оцінки зберігаються та відображаються користувачеві. Надана оцінка рекомендації впливає на її загальний рейтинг. Це означає, що після кожної оцінки рекомендація може піднятися вище у розділі популярних активностей або, навпаки, опуститись на декілька позицій нижче.

Коли користувач поставить оцінку, завершивши виконання рекомендації, вона переходить в історію щоденника досягнень (рис. 7, в). У такому разі список розпочатих рекомендацій є прихованим. Це означає, що у цей момент часу користувач не має більше активних рекомендацій щодо проведення вільного часу. Поєднання декількох рекомендацій допускається, і не важливо – коротко- чи довготривала ця активність.

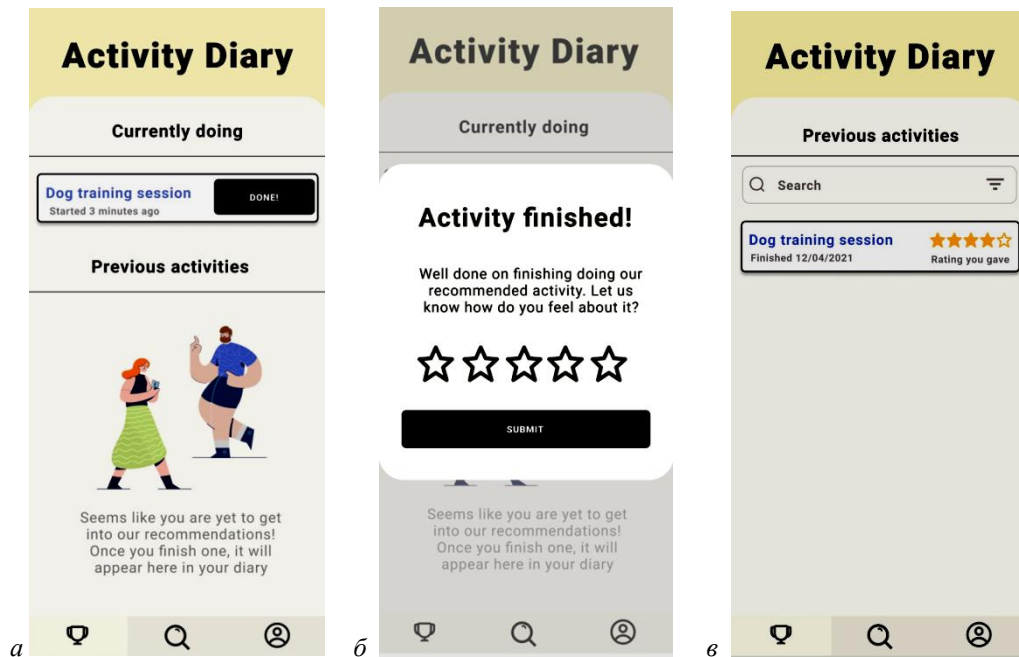


Рис. 7. Сторінка щоденника досягнень користувача (а);
завершення виконання рекомендації (б); щоденник досягнень із завершеною активністю (в)

Висновки

Для розроблення інформаційної системи організації проведення дозвілля у період COVID-19 досліджено базові механізми роботи рекомендаційних систем та окреслено алгоритм її роботи у періоди вимушеного перебування вдома. Визначено потребу в адаптації та модифікації звичних форм активності дозвілля до нового формату. Враховуючи отримані результати дослідження, за допомогою методу аналізу ієрархії вибрано оптимальний тип інформаційної системи для реалізації пропонуваного рішення, а саме: рекомендаційна система. У системі використано механізм зваженого гібриду для надання рекомендацій, що дає змогу надавати точніші рекомендації. За допомогою засобів мови UML спроектовано концептуальну модель рекомендаційної системи; для описання її основних аспектів використано діаграму варіантів використання. Прототип мобільного застосунку ґрунтується на архітектурному підході REST API.

Робота рекомендаційної системи спрямована на послаблення негативного впливу на психоемоційний стан людини, що перебуває в умовах вимушеного карантину. На відміну від інших рекомендаційних систем проведення дозвілля вдома, які пропонують лише пасивні види діяльності (наприклад, перегляд кіно, серіалів), серед рекомендацій розробленого прототипу є і активні види, звичайно, з урахуванням особливостей кожного користувача.

Результатом застосування рекомендаційної системи проведення дозвілля є:

- зниження рівня тривоги та хвилювання, що наростають через перебування вдома в ситуаціях невизначеності – застосування побудови психологічного портрета користувача дає змогу краще розуміти не лише зацікавлення та хобі людини, а і її темперамент, рівень активності, поведінкові особливості. Результат поєднання даних такого портрета з методами рекомендаційних систем – точніші, релевантніші та неочікуваніші пропозиції;
- підвищення у людини рівня задоволення собою як наслідок виконання рекомендацій та “людського” обличчя системи – важливим аспектом є відображення для користувача прогресу виконання діяльностей, ведення щоденника досягнень та заохочення у вигляді підтримки зворотного зв’язку і системи накопичення нагород;
- сприяння засвоєнню нових корисних звичок та знань – база різноманітних пропонованих активностей допоможе користувачам не лише просто заповнити свій вільний час вдома, але й відкрити для себе нові цікаві заняття. Рекомендуючи діяльності, система враховує певну логічну послідовність, яка надасть можливість користувачеві розвивати свої здібності у тій чи іншій галузі;

- підвищення рівня фізичного та психічного здоров'я людини – завдяки виконанню релевантних рекомендацій, що позитивно впливають на стан людини, буде спостерігатися стабілізація або підвищення рівня психічного, а заодно і фізичного здоров'я людини. А це доволі важливий фактор у період пандемії;

- економічний ефект – окрім того, що рекомендовані діяльності обмежені домом, для їх виконання достатньо буде підручних домашніх засобів, без залучення додаткових ресурсів.

Застосування рекомендаційної системи не обмежуються лише карантинном. Її послугами доцільно користуватись людям з обмеженими можливостями, які зазнали або лікуються унаслідок фізичних травм, що призвели до тимчасової малорухомості. Специфікацію таких особливостей потрібно буде отримати безпосередньо від користувача у ході проведення опитувань.

Список літератури

1. Melville, P., Sindhvani, V. (2017). Recommender Systems. In: Sammut C., Webb G. I. (eds) Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining. Springer, Boston, MA. DOI: 10.1007/978-1-4899-7687-1_964
2. The Guardian (2020). Mental health suffers under the lockdown. Retrieved from <https://www.theguardian.com/world/2020/apr/30/mental-health-suffers-under-the-lockdown>
3. Cavicchioli, M., Ferrucci, R., Guidetti, M., Canevini, M. P., Pravettoni, G., & Galli, F. (2021). What will be the impact of the Covid-19 quarantine on psychological distress? Considerations based on a systematic review of pandemic outbreaks. *Healthcare*, 9 (1), 101. DOI: 10.3390/healthcare9010101.
4. Brooks, S. K., Webster, R. K., Smith, L. E., Woodland, L., Wessely, S., Greenberg, N., & Rubin, G. J. (2020). The psychological impact of quarantine and how to reduce it: rapid review of the evidence. *The lancet*, 395 (10227), 912–920. DOI: 10.1016/S0140-6736(20)30460-8.
5. Saurabh, K., & Ranjan, S. (2020). Compliance and psychological impact of quarantine in children and adolescents due to Covid-19 pandemic. *The Indian Journal of Pediatrics*, 87 (7), 532–536. DOI: 10.1007/s12098-020-03347-3.
6. Qiu, J., Shen, B., Zhao, M., Wang, Z., Xie, B., & Xu, Y. (2020). A nationwide survey of psychological distress among Chinese people in the COVID-19 epidemic: implications and policy recommendations. *General psychiatry*, 33:e100213. DOI: 10.1136/gpsych-2020-100213.
7. Weissbourd, R., Batanova, M., Lovison, V., & Torres, E. (2021). Loneliness in America how the Pandemic Has Deepened an Epidemic of Loneliness and What We Can Do about it. *Making Caring Common*, 1–13. Retrieved from <https://mcc.gse.harvard.edu/reports/loneliness-in-america>.
8. Medical News Today. (n.d.). *How do people cope with the pandemic? Survey reveals worrying trends*. Retrieved from <https://www.medicalnewstoday.com/articles/how-do-people-cope-with-the-pandemic-survey-reveals-worrying-trends>.
9. Levita, L., Miller, J. G., Hartman, T. K., Murphy, J., Shevlin, M., McBride, O., & Bental, R. (2021). *Report1: Impact of Covid-19 on young people aged 13–24 in the UK-preliminary findings*. Retrieved from <https://psyarxiv.com/uq4rn>.
10. App Usage error data report. (n.d.). *Software Bugs Don't Shelter in Place: What app usage and error data reveal during COVID-19*. Retrieved from <https://www.bugsnag.com/covid-19-app-usage-error-data-report>.
11. Верес, О., & Левус, Я. І. (2021). Рекомендаційна система часопроведення у періоди вимушеного перебування вдома. Modern scientific research: achievements, innovations and development prospects. *Proceedings of the 6th International scientific and practical conference. MDPC Publishing. Berlin, Germany*. 244–248. Retrieved from <https://sci-conf.com.ua/vi-mezhdunarodnaya-nauchno-prakticheskaya-konferentsiya-modern-scientific-research-achievements-innovations-and-development-prospects-21-23-noyabrya-2021-goda-berlin-germaniya-arhiv/>
12. Bulut, O., Cormier, D. C., & Shin, J. (2020). An intelligent recommender system for personalized test administration scheduling with computerized formative assessments. *Front. Educ.* 5:572612. DOI: 10.3389/educ.2020.572612.
13. Falk, K. (2019). Practical recommender systems. Simon and Schuster.
14. Geetha, G., Safa, M., Fancy, C., & Saranya, D. (2018, April). A hybrid approach using collaborative filtering and content based filtering for recommender system. *Journal of Physics: Conf. Series* 1000 (2018) 012101. DOI: 10.1088/1742-6596/1000/1/012101.
15. Gomez-Uribe, C. A., & Hunt, N. (2016). The netflix recommender system: Algorithms, business value, and innovation. *ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)*, 6(4), 1–19. DOI: 10.1145/2843948.
16. How the YouTube algorithm works. Retrieved from <https://blog.hootsuite.com/how-the-youtube-algorithm-works>.

17. Катренко А. В. (2003). Системний аналіз об'єктів та процесів комп'ютеризації. *Львів: Новий світ*.
18. Saaty, T. L. (1990). Decision making for leaders: the analytic hierarchy process for decisions in a complex world. RWS publications.
19. Saaty, T. L., & Shang, J. S. (2011). An innovative orders-of-magnitude approach to AHP-based multi-criteria decision making: Prioritizing divergent intangible humane acts. *European Journal of Operational Research*, 214(3), 703–715. DOI: 10.1016/j.ejor.2011.05.019.
20. Saaty, T. L. (2013). On the measurement of intengibles. A principal eigenvector approach to relative measurement derived from paired comparisons. *Notices of the American Mathematical Society*, 60(2), 192–208. Retrieved from <https://dialnet.unirioja.es/ejemplar/323067>.
21. Tang, X., Chen, Y., Li, X., Liu, J., & Ying, Z. (2019). A reinforcement learning approach to personalized learning recommendation systems. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 72(1), 108–135. DOI: 10.1111/bmsp.12144.
22. Cherry, K. (2021, July). *An Overview of the Myers-Briggs Type Indicator*. Retrieved from <https://www.verywellmind.com/the-myers-briggs-type-indicator-2795583>.
23. Fayyaz, Z., Ebrahimian, M., Nawara, D., Ibrahim, A., & Kashef, R. (2020). Recommendation systems: Algorithms, challenges, metrics, and business opportunities. *applied sciences*, 10(21), 7748. DOI: 10.3390/app10217748.
24. Jalili, M., Ahmadian, S., Izadi, M., Moradi, P., & Salehi, M. (2018). Evaluating collaborative filtering recommender algorithms: a survey. *IEEE access*, 6, 74003–74024. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2883742.
25. Burke, R. (2007). Hybrid web recommender systems. *The adaptive web*, 377–408. Retrieved from https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-72079-9_12.
26. Ko, H., Lee, S., Park, Y., & Choi, A. (2022). A Survey of Recommendation Systems: Recommendation Models, Techniques, and Application Fields. *Electronics*, 11(1), 141. DOI: 10.3390/electronics11010141.
27. Javed, U., Shaukat, K., Hameed, I. A., Iqbal, F., Alam, T. M., & Luo, S. (2021). A review of content-based and context-based recommendation systems. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 16(3), 274–306. Retrieved from <https://www.learntechlib.org/p/219036/>
28. Beheshti, A., Yakhchi, S., Mousaeirad, S., Ghafari, S. M., Goluguri, S. R., & Edrisi, M. A. (2020). Towards cognitive recommender systems. *Algorithms*, 13(8), 176. DOI: 10.3390/a13080176.
29. Lin, W., Li, Y., Feng, S., & Wang, Y. (2014, June). The optimization of weights in weighted hybrid recommendation algorithm. In *2014 IEEE/ACIS 13th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*, 415–418. DOI: 10.1109/ICIS.2014.6912169.
30. Johnson, J. (2007). *GUI bloopers 2.0: common user interface design don'ts and dos*. Elsevier.
31. Parush, A. (2015). *Conceptual design for interactive systems: designing for performance and user experience*. Morgan Kaufmann.
32. de Schipper, E., Feskens, R., & Keuning, J. (2021, March). Personalized and Automated Feedback in Summative Assessment Using Recommender Systems. *Frontiers in Education*, 6. DOI: 10.3389/educ.2021.652070.
33. Veres, O., Kunanets, N., Pasichnyk, V., Veretennikova, N., Korz, R., & Leheza, A. (2019, September). Development and Operations-the Modern Paradigm of the Work of IT Project Teams. In *2019 IEEE 14th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, 3, 103–106. IEEE. DOI: 10.1109/STC-CSIT.2019.8929861.
34. OMG® Unified Modeling Language® (OMG UML®). Retrieved from <https://www.omg.org/spec/UML/2.5.1/PDF>.

References

1. Melville P., Sindhvani V. (2017). Recommender Systems. In: Sammut C., Webb G. I. (eds) Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining. *Springer, Boston, MA*. DOI: 10.1007/978-1-4899-7687-1_964.
2. The Guardian. (2020). *Mental health suffers under the lockdown*. Retrieved from <https://www.theguardian.com/world/2020/apr/30/mental-health-suffers-under-the-lockdown>.
3. Cavicchioli, M., Ferrucci, R., Guidetti, M., Canevini, M. P., Pravettoni, G., & Galli, F. (2021). What will be the impact of the Covid-19 quarantine on psychological distress? Considerations based on a systematic review of pandemic outbreaks. *Healthcare*, 9 (1), 101. DOI: 10.3390/healthcare9010101.
4. Brooks, S. K., Webster, R. K., Smith, L. E., Woodland, L., Wessely, S., Greenberg, N., & Rubin, G. J. (2020). The psychological impact of quarantine and how to reduce it: rapid review of the evidence. *The lancet*, 395 (10227), 912–920. DOI: 10.1016/S0140-6736(20)30460-8.
5. Saurabh, K., & Ranjan, S. (2020). Compliance and psychological impact of quarantine in children and adolescents due to Covid-19 pandemic. *The Indian Journal of Pediatrics*, 87(7), 532–536. DOI: 10.1007/s12098-020-03347-3.

6. Qiu, J., Shen, B., Zhao, M., Wang, Z., Xie, B., & Xu, Y. (2020). A nationwide survey of psychological distress among Chinese people in the COVID-19 epidemic: implications and policy recommendations. *General psychiatry*, 33:e100213. DOI: 10.1136/gpsych-2020-100213.
7. Weissbourd, R., Batanova, M., Lovison, V., & Torres, E. (2021). Loneliness in America how the Pandemic Has Deepened an Epidemic of Loneliness and What We Can Do about it. *Making Caring Common*, 1–13. Retrieved from <https://mcc.gse.harvard.edu/reports/loneliness-in-america>.
8. Medical News Today. (n.d.). *How do people cope with the pandemic? Survey reveals worrying trends*. Retrieved from <https://www.medicalnewstoday.com/articles/how-do-people-cope-with-the-pandemic-survey-reveals-worrying-trends>.
9. Levita, L., Miller, J. G., Hartman, T. K., Murphy, J., Shevlin, M., McBride, O., & Bental, R. (2021). *Report1: Impact of Covid-19 on young people aged 13-24 in the UK-preliminary findings*. Retrieved from <https://psyarxiv.com/uq4rn>.
10. App Usage error data report. (n.d.). *Software Bugs Don't Shelter in Place: What app usage and error data reveal during COVID-19*. Retrieved from <https://www.bugsnag.com/covid-19-app-usage-error-data-report>.
11. Veres, O., & Levus, J. I. (2021). Recommendation system of time management during the period of forced stay at home. *Modern scientific research: achievements, innovations and development prospects. Proceedings of the 6th International scientific and practical conference. MDPC Publishing. Berlin, Germany*. 244–248. Retrieved from <https://sci-conf.com.ua/vi-mezhdunarodnaya-nauchno-prakticheskaya-konferentsiya-modern-scientific-research-achievements-innovations-and-development-prospects-21-23-noyabrya-2021-goda-berlin-germaniya-arhiv/>
12. Bulut, O., Cormier, D. C., & Shin, J. (2020). An intelligent recommender system for personalized test administration scheduling with computerized formative assessments. *Front. Educ.* 5:572612. DOI: 10.3389/fe-2020.572612.
13. Falk, K. (2019). *Practical recommender systems*. Simon and Schuster.
14. Geetha, G., Safa, M., Fancy, C., & Saranya, D. (2018, April). A hybrid approach using collaborative filtering and content based filtering for recommender system. *Journal of Physics: Conf. Series* 1000 (2018) 012101. DOI :10.1088/1742-6596/1000/1/012101.
15. Gomez-Urbe, C. A., & Hunt, N. (2016). The netflix recommender system: Algorithms, business value, and innovation. *ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)*, 6(4), 1–19. DOI: 10.1145/2843948.
16. *How the YouTube algorithm works*. Retrieved from <https://blog.hootsuite.com/how-the-youtube-algorithm-works>
17. Katrenko, A. V. (2003). System analysis of objects and processes of computerization. *Lviv: New World*.
18. Saaty, T. L. (1990). *Decision making for leaders: the analytic hierarchy process for decisions in a complex world*. RWS publications.
19. Saaty, T. L., & Shang, J. S. (2011). An innovative orders-of-magnitude approach to AHP-based multi-criteria decision making: Prioritizing divergent intangible humane acts. *European Journal of Operational Research*, 214(3), 703–715. DOI: 10.1016/j.ejor.2011.05.019.
20. Saaty, T. L. (2013). On the measurement of intengibles. A principal eigenvector approach to relative measurement derived from paired comparisons. *Notices of the American Mathematical Society*, 60(2), 192–208. Retrieved from <https://dialnet.unirioja.es/ejemplar/323067>.
21. Tang, X., Chen, Y., Li, X., Liu, J., & Ying, Z. (2019). A reinforcement learning approach to personalized learning recommendation systems. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 72(1), 108–135. DOI: 10.1111/bmsp.12144.
22. Cherry, K. (2021, July). *An Overview of the Myers-Briggs Type Indicator*. Retrieved from <https://www.verywellmind.com/the-myers-briggs-type-indicator-2795583>.
23. Fayyaz, Z., Ebrahimian, M., Nawara, D., Ibrahim, A., & Kashef, R. (2020). Recommendation systems: Algorithms, challenges, metrics, and business opportunities. *applied sciences*, 10(21), 7748. DOI: 10.3390/app10217748.
24. Jalili, M., Ahmadian, S., Izadi, M., Moradi, P., & Salehi, M. (2018). Evaluating collaborative filtering recommender algorithms: a survey. *IEEE access*, 6, 74003–74024. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2883742.
25. Burke, R. (2007). Hybrid web recommender systems. *The adaptive web*, 377–408. Retrieved from https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-72079-9_12.
26. Ko, H., Lee, S., Park, Y., & Choi, A. (2022). A Survey of Recommendation Systems: Recommendation Models, Techniques, and Application Fields. *Electronics*, 11(1), 141. DOI: 10.3390/electronics11010141.
27. Javed, U., Shaukat, K., Hameed, I. A., Iqbal, F., Alam, T. M., & Luo, S. (2021). A review of content-based and context-based recommendation systems. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 16(3), 274–306. Retrieved from <https://www.learntechlib.org/p/219036/>

28. Beheshti, A., Yakhchi, S., Mousaeirad, S., Ghafari, S. M., Goluguri, S. R., & Edrisi, M. A. (2020). Towards cognitive recommender systems. *Algorithms*, 13(8), 176. DOI: 10.3390/a13080176.
29. Lin, W., Li, Y., Feng, S., & Wang, Y. (2014, June). The optimization of weights in weighted hybrid recommendation algorithm. In *2014 IEEE/ACIS 13th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*, 415-418. DOI: 10.1109/ICIS.2014.6912169.
30. Johnson, J. (2007). *GUI bloopers 2.0: common user interface design don'ts and dos*. Elsevier.
31. Parush, A. (2015). *Conceptual design for interactive systems: designing for performance and user experience*. Morgan Kaufmann.
32. de Schipper, E., Feskens, R., & Keuning, J. (2021, March). Personalized and Automated Feedback in Summative Assessment Using Recommender Systems. *Frontiers in Education*, 6. DOI: 10.3389/educ.2021.652070.
33. Veres, O., Kunanets, N., Pasichnyk, V., Veretennikova, N., Korz, R., & Leheza, A. (2019, September). Development and Operations—the Modern Paradigm of the Work of IT Project Teams. In *2019 IEEE 14th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, 3, 103–106. IEEE. DOI: 10.1109/STC-CSIT.2019.8929861.
34. OMG® Unified Modeling Language® (OMG UML®). Retrieved from <https://www.omg.org/spec/UML/2.5.1/PDF>.

RECOMMENDATION SYSTEM FOR PLANNING LEISURE IN QUARANTINE CONDITIONS

Oleh Veres¹, Yana Levus²

Lviv Polytechnic National University,

¹ Oleh.M.Verese@lpnu.ua, ORCID 0000-0001-9149-4752,

² Yana.Levus.msa.2020@lpnu.ua, ORCID 0000-0003-3702-1510

© Veres O., Levus Ya., 2022

The work is devoted to research on the problem of management and organization of free time during the period of forced stay at home by means of information technologies.

The paper describes the problems during quarantine restrictions and how this affects the psycho-emotional health of the person. The need to adapt and modify the usual forms of leisure activity to the new format has been determined. The most famous modern information systems, providing entertainment services are narrow-purpose systems. They generate recommendations related to media services. Methods of providing recommendations have been studied. A tree of goals was built to solve the problem situation. Alternative means of implementation of the information system are considered. Using the method of the hierarchical analysis, the optimal system type of implementation of the proposed solution is chosen – the recommendation system. The algorithm of work of the recommendation system of free time during the period of forced stay at home is described. The mechanism of weight optimization in the weighted hybrid recommendation algorithm was used to provide recommendations. When a user's portrait is created, the method of the personality type indicator is used. Using the UML language tools, a conceptual system model has been designed. For realization of the prototype of a mobile application of the system language programming Java, JavaScript, frame react Native is chosen. To work with the database the MySQL database management system has been selected. An example of using the system as a mobile application is given. The main stages of interaction of the user with the recommended system of free time during the period of forced stay at home are described.

The work of the recommendation system is aimed at mitigating the negative consequences on the psycho-emotional state of a person who is in the conditions of forced quarantine. The special feature of the recommendations of the developed prototype is to offer, in addition to passive activities, active actions that take into account the peculiarities of each user.

Application of the system is not limited only to quarantine. The services of the system will be appropriate for people with disabilities, in the case of physical injury transfer or liquidation, which led to temporary immobility.

Key words: quarantine; methods of recommendations; method of indicator of personality types; psycho-emotional state of a person; recommendation system.