

Ладижець Віктор Іванович

Аспірант кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики,

<https://orcid.org/0000-0002-4326-7325>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

Теренчук Світлана Анатоліївна

Кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики, <https://orcid.org/0000-0001-6527-4123>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

**МОДЕЛІ, МЕТОДИ І ЗАСОБИ ПЛАНУВАННЯ
РАЦІОНУ ХАРЧУВАННЯ ЛЮДИНИ**

Анотація. Розглянуто питання планування раціону і режиму харчування людини та визначено фактори, що суттєво впливають на вибір їжі. Досліджено підходи, на основі яких працюють сучасні системи рекомендацій щодо збалансованого харчування. Надано класифікацію систем підтримки рішень щодо вибору раціону і режиму харчування за даними, на основі яких вони надають рекомендації. Показано обмеження лінійного поєднання факторів вибору користувача і елементів, що характеризують його профіль, при моделюванні великої кількості прихованих факторів, що впливають на раціон харчування користувача. Основний фокус дослідження спрямовано на аналіз моделей і методів, які застосовуються при розробці інтелектуальних систем підтримки рішень щодо збалансованого харчування. Аналіз переваг і недоліків інтелектуальних рекомендаційних систем засвідчив актуальність розробки цілісної системи, яка зможе надавати рекомендації з урахуванням великої кількості явних і неявних факторів впливу раціону і режиму харчування користувача на стан його здоров'я. На основі проведеного аналізу моделей і методів штучного інтелекту, що уже використовуються в таких системах, обґрунтовано перспективність розвитку моделей і методів машинного навчання та сформовано сферу інтересу подальшого дослідження. Ці дослідження планується спрямувати на побудову багатосарової системи глибокого машинного навчання, що зможе враховувати велику кількість факторів, від яких залежить правильність раціону і режиму збалансованого харчування кожного користувача.

Ключові слова: гібридна модель; матрична факторизація; машинне навчання; штучна нейронна мережа; фільтрація

Вступ

Вирішення питань харчування і планування меню розпочалося понад 50 років тому. Однак останнім часом через надмірну зайнятість людини в сучасному світі організація, витрати часу і ресурсів на складення меню і приготування їжі часто нівелюється [1; 2].

Нездорові харчові звички і незбалансоване харчування часто призводить до погіршення здоров'я, збільшуючи ймовірність ожиріння і таких захворювань, як діабет і гіпертонія. Це, своєю чергою, може бути причиною передчасної смерті. Проте, згідно з дослідженням Інституту показників і оцінки здоров'я, збалансоване харчування може запобігти кожній п'ятій з таких смертей [1].

Дієтологи зазвичай рекомендують регулярні фізичні вправи і індивідуальні раціони харчування, як профілактичні і лікувальні заходи. Але експерти з питань харчування часто занадто перевантажені, щоб вручну розробляти індивідуальні раціони харчування великій кількості пацієнтів.

Самостійний пошук людей, що не мають спеціальних знань, шляхів вирішення проблем

здоров'я за допомогою правильного харчування чи дієт у стрімко зростаючому інформаційному онлайн-просторі може призвести до інформаційного перевантаження і неправильного вибору раціону і режиму харчування. І перше, і друге, замість очікуваного порятунку, може спричинити додаткове погіршення стану здоров'я і якості життя людини.

Збереження часу в пошуках правильного раціону і режиму харчування, а також запобігання появи і розвитку хвороб лишається актуальною задачею, а стратегія розвитку розумних і доступних інтелектуальних систем підтримки рішень щодо збалансованого харчування (ІСПРЗХ) людини вважається найбільш ефективною в умовах сьогодення [1; 2].

**Аналіз останніх досліджень
і публікацій**

Підходи, на основі яких працюють наявні системи планування раціону харчування (СПРХ), поділяють на [3]:

- фільтрації вмісту;
- колаборативної фільтрації;
- гібридних моделей.

Класифікація СПРХ за підходами до розробки

Підхід на основі фільтрації вмісту передбачає побудову профілів чи класів елементів за їхніми характеристиками і описом.

Такими характеристиками можуть бути [3]:

- інгредієнти страви;
- спосіб та форма приготування страви;
- орієнтований час приготування страви;
- обладнання для приготування страви;
- смакові особливості і тому подібне.

При виборі користувачем одного елемента профілю, інші елементи цього профілю додаються до профілю користувача, оскільки є подібними до елемента, який відповідає його вподобанням.

Надалі рекомендації на основі фільтрації вмісту надаються з елементів профілю користувача. При цьому усі профілі користувачів є індивідуальними і алгоритм роботи системи з профілем одного користувача не потребує деталей профілю інших користувачів. Це забезпечує користувачам безпеку даних і конфіденційність.

Підхід на основі фільтрації вмісту дає змогу відносно легко вирішити проблему холодного старту, оскільки СПРХ може рекомендувати ті елементи, які ніколи не оцінювалися жодним користувачем [3].

Одним із основних недоліків СПРХ, робота яких базується на фільтрації вмісту, вважається те, що вони не найкращим чином масштабуються при розширенні вподобань користувача. Іншим суттєвим недоліком цього підходу є необхідність досконалого розуміння характеристик і особливостей елементів профілю, що впливають на вподобання користувача.

Підхід, на основі колаборативної фільтрації базується на використанні міри подібності між користувачами, а робота СПРХ, що працюють на основі колаборативної фільтрації, починається з пошуку групи (G) або колекції користувачів, чії вподобання подібні до вподобань користувача A [4].

Група G називається околom користувача A , тож користувачеві A система буде рекомендувати нові елементи, що сподобаються більшості користувачів його околу [4].

Основною перевагою підходу спільного фільтрування є незалежність від знань про особливості товару для створення рекомендації.

Крім того, СПРХ на основі колаборативної фільтрації розширюють інтереси користувача, рекомендуючи йому нові елементи, але ефективність роботи цих СПРХ суттєво залежить від точності знаходження околу цільового користувача. До того ж СПРХ на основі колаборативної фільтрації притаманні проблеми конфіденційності і холодного старту, оскільки цей підхід передбачає обмін даними користувачів.

Підхід на основі гібридних моделей ґрунтується на синтезі СПРХ різного характеру, а саме [3]:

- результат роботи однієї моделі може бути переданий як вхідні дані для іншої;
- результати обох моделей можуть бути змішані і подані як рекомендація гібридної моделі;
- рейтинги елементів різних систем можуть бути агреговані для обчислення єдиної рекомендації.

Згідно з класифікацією систем підтримки рішень щодо вибору раціону харчування, що запропонована в [5], усі наявні системи рекомендацій щодо харчування людини розподіляються на 4 типи. Цей розподіл зроблено за способами отримання вхідних даних, на основі яких надаються рекомендації.

Класифікація СПРХ за способами отримання вхідних даних

Перший тип СПРХ базується на використанні даних щодо харчових уподобань користувача, що отримуються з [6]:

- оцінок їжі користувачем в системі;
- історії харчування користувача;
- аналізу пошукових запитів користувача і його оцінок їжі в соціальних мережах.

Ці СПРХ підходять людям, які:

- не мають обмежень на вживання продуктів харчування за станом здоров'я;
- знають свої особисті потреби і обмеження та свідомо дотримуються правильного раціону і режиму харчування.

У другому випадку СПРХ першого типу враховують стан здоров'я користувача, оскільки особисті потреби і обмеження відображаються в джерелах інформації, з яких системи отримують дані для надання рекомендацій.

Другий тип СПРХ ураховує особливості потреб користувача в речовинах, які потрібні йому для покращення стану здоров'я і самопочуття [6].

Ці системи враховують обмеження на вживання продуктів харчування, від наслідків порушення яких суттєво залежить здоров'я і якість життя багатьох людей. Передусім до таких обмежень належить нетолерантність до певних продуктів. Найчастіше це глютеностійкі продукти, які містять лактозу і сприяють розвитку цукрового діабету.

Є низка інших обмежень, які за поширеністю можна поділити на «доволі поширені», «менш поширені» і «індивідуальні». Ці обмеження потрібно враховувати при реалізації СПРХ другого типу шляхом використання ефективних і простих в реалізації алгоритмів класифікації. Одним із таких є K -means кластеризація великих наборів даних, застосування якого в СПРХ другого типу допомагає автоматично відновлювати стан і продовжувати роботу рекомендаційних систем після збоїв [6].

Третій тип СПРХ – змішані системи, рекомендації яких щодо вживання найбільш корисних для здоров'я користувача продуктів харчування враховують не тільки особисті проблеми зі здоров'ям, фізичну активність і демографічні показники, а й уподобання користувача.

Змішані СПРХ розробляються для оптимізації рекомендацій, а урахування вподобань людини підвищує її зацікавленість у використанні СПРХ і робить більш залученим у процес складання меню. Надійний зворотний зв'язок надає можливість оптимізувати рекомендації щодо раціону харчування на основі отриманої від користувача інформації.

Четвертий тип СПРХ – це групові системи, що призначені для вирішення багатокритеріальної задачі складання меню колективних прийомів їжі.

Групові СПРХ можуть надати меню і планувати харчування родинам або колективам співробітників організації, враховуючи індивідуальні побажання та потреби кожної людини. Групові системи найменш досліджені, оскільки є набагато складнішими і потребують більшого ресурсу, проте розроблення цих СПРХ є актуальною і соціально значущою задачею.

В основу багатьох традиційних рекомендацій систем покладено лінійне моделювання, хоча воно не достатньо адекватно описує результат накладання великої кількості факторів, що впливають на раціон користувача та не завжди враховує неясні фактори впливу. Це суттєво обмежує можливості систем.

Саме тому в останні роки для реалізації систем підтримки рішень щодо збалансованого харчування людини застосовують штучні нейронні мережі (ШНМ) і методи машинного навчання. При цьому особлива увага приділяється моделі глибинного машинного навчання [7; 8].

Мета і задачі публікації

Метою цієї роботи є визначення викликів і завдань, які постають перед розробниками систем рекомендації здорового харчування і потребують першочергового вирішення.

Виклад основного матеріалу

Одним із перших завдань, які постають перед розробниками ІСПРХ, є розширення множини вхідних змінних для підтримки рішень щодо раціону і режиму харчування.

У перелік вхідних змінних сучасних СПРХ, окрім смакових уподобань користувача, харчової цінності страв і медичних та/чи дієтичних обмежень, потрапляє множина інших факторів, які суттєво впливають на вибір їжі, а саме:

- демографічні особливості;
- культурні тренди;
- обладнання для приготування їжі;

- навички приготування їжі;
- побажання щодо зміни раціону і/чи режиму харчування;

- групові вподобання і умови оптимізації.

Окрім вищезазначених факторів, новітні СПРХ для коректної і якісної рекомендації мають враховувати неявні та ситуаційні фактори, серед яких:

- фотографії чи відео готової страви;
- наявні або легкодоступні інгредієнти в певні періоди часу;
- час, що потрібен на приготування їжі.

Розроблення СПРХ, що будуть здатні надавати рекомендації з урахуванням великої кількості динамічних явних і неявних факторів, які часто корелюють, передбачає використання відповідних моделей, методів і способів побудови цілісних систем.

Для побудови таких систем, окрім моделей і методів математичної статистики, використовують різні моделі ШНМ і методи машинного навчання.

Ці моделі, на відміну від лінійних, здатні наблизити будь-яку неперервну функцію із заданою точністю, змінюючи і комбінуючи функції активації.

У [7] детально розглянуто застосування різних реалізацій глибинного навчання: багатошарових перцептронів, рекурентних і згорткових нейронних мереж, обмежених машин Больцмана та ін. Моделювання нелінійності даних здійснюється за допомогою таких функцій активації, як TANH, RELU і Sigmoid і [8 – 12].

У [11] представлено рекомендаційну систему, що використовує [7; 8]:

- метод факторизації матриць для врахування харчової цінності та корисності продукту;
- дерева прийняття рішень для вирішення класичних проблем регресії і класифікації.

Моделі, що базуються на факторизації матриць і алгоритмі random forest, являють собою ліс дерев прийняття рішень, що навчаються на різних наборах даних. Таке навчання допомагає суттєво зменшити кількість похибок у готовій моделі [8; 10]. До обмежень СПРХ, що працює на основі факторизації матриць і алгоритмі random forest, належить недостатня ілюстративність, ігнорування факторів часу приготування їжі та наявності продуктів.

У [13] запропоновано інтелектуальну СПРХ, яку реалізовано на базі моделі глибинної матричної факторизації і методу колаборативної фільтрації. Навчання з підкріпленням добре масштабується і дає високу точність на великих масивах даних, що відображають велику кількість факторів впливу. До недосконалостей цієї систем з позицій користувача належить те, що система не надає зображень готових страв, не враховує час і не містить інструкцій щодо приготування їжі.

У [14] описано інтелектуальну систему рекомендацій улюблених страв, що являє собою СПРХ на основі колаборативної фільтрації.

Систему реалізовано з використанням моделей глибинного навчання і генетичних алгоритмів, вона також не враховує склад їжі та не пояснює процес приготування страв.

В основу інтелектуальної СПРХ, що описано в [15], покладено контекстно-залежну модель навчену методом глибинного навчання. Ця система враховує профіль і фізіологічні сигнали користувача, а також дані про його навколишнє середовище. При цьому система не враховує час приготування їжі і не надає відповідні інструкції приготування страв.

При розробці інтелектуальної СПРХ, що описана в [16], використано дві гібридні моделі для відтворення зв'язків «їжа – користувач», «інгредієнт – інгредієнт», «інгредієнт – їжа». Ця система не враховує фактор часу, що не дає змогу ефективно здійснювати планування раціону харчування при зміні дієти, режиму харчування, обмежень на продукти чи зміни вподобань користувача (таблиця).

Однією з основних проблем, що виникають при розробці моделей штучного інтелекту, вважається складність їх проектування та реалізації. При цьому існує низка інших викликів, які постають перед розробниками систем рекомендації здорового харчування. Одним із них є невизначеність харчової інформації, що надходить від користувачів.

Цей вид невизначеності полягає в тому, що і для надання СПРХ адекватних рекомендацій, і для навчання ШНМ потрібно:

- зібрати дані про харчові потреби користувача;
- визначити наявність обмежень на вживання продуктів харчування;
- оцінити харчову цінність і корисність для користувача продуктів/рецептів;
- зібрати і проаналізувати не завжди чітку апостеріорну інформацію від користувачів щодо

ефективності наданих рекомендацій і відгуків про страву, що були апробовані.

Більша частина інформації, що потрібна для надання правильних рекомендацій (таблиця) потребує комунікації з користувачами. При цьому інформація щодо споживання їжі, яка надається користувачами, часто є не повною і не достатньо надійною.

Це пов'язано з відсутністю:

- частини такої інформації;
- гарантії, що інформація від користувача є адекватною.

Надійне відтворення частини інформації, яка не відповідає дійсності чи не надається користувачами, з інших джерел не завжди можливе. Тому ще одним викликом розробникам ІСПРЗХ є розроблення зручного інтерфейсу, що спрощує комунікацію людини із системою і забезпечує процедуру отримання надійної інформації безпосередньо від користувача.

Висновки

1. Аналіз публікацій щодо планування раціону і режиму харчування людини засвідчив, що в останні роки багато уваги приділяється розробці ІСПРЗХ, в основу роботи яких покладено моделі глибинного машинного навчання.

2. Аналіз наявних СПРХ виявив, що розвиток цих систем все більше зміщується в напрямі додавання можливостей персоналізації до структур генерації меню з врахуванням вподобань і обмежень у харчуванні. При цьому існує нагальна необхідність у розширенні множини факторів впливу на вибір їжі. Це потребує розроблення ІСПРЗХ, що здатні здобувати і аналізувати нечітку інформацію з різних джерел.

3. Для того щоб суттєво зменшити потребу пошуку і аналізу нечіткої інформації щодо профілю користувача в інформаційному онлайн-просторі, необхідно організувати отримання повної і надійної інформації безпосередньо від користувача.

Таблиця – Здатність сучасних СПРХ урахувати потрібні для підтримки рішень користувача фактори

№ з/п	Провідні розробники	Харчова цінність	Смакові вподобання	Час приготування	Візуальна складова	Колаборативна складова	Демографічні особливості	Культурні тренди	Обладнання для приготування їжі	Навички приготування їжі	Побаження щодо зміни раціону і/чи режиму харчування
1	Ke G, Du HL, Chen, [13]	+	+	-	-	+	-	-	-	-	-
2	P.A. Naik, [14]	-	+	-	-	+	-	-	-	-	-
3	Y. Oh, A. Choi, [15]	+	+	-	-	+	-	-	-	-	-
4	X. Gao, F. Feng, [16]	+	+	-	+	-	-	-	-	-	-

Розв'язання цієї задачі потребує максимального спрощення комунікації користувачів із системою.

Подальшу роботу планується спрямувати на розроблення гібридної моделі, яка буде агрегувати рейтинги елементів різних СПРХ для формування

рекомендацій. При цьому передбачається, що вхідні дані будуть отримуватися безпосередньо від користувачів, тому передусім необхідно вирішити завдання отримання надійної чіткої інформації від користувачів, чії вподобання подібні.

Список літератури / References

1. Health effects of dietary risks in 195 countries, 1990–2017: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study. (2017).
2. Balintfy, J. L. (1964). Menu planning by computer. *Communications of the ACM*, 7(4):255–259.
3. Roy, D, Dutta, M. (2022). A systematic review and research perspective on recommender systems. *J Big Data*, 9, 59.
4. Zhang, R., Liu, Q. D., Chun-Gui, J., Wei, X. and Huiyi, Ma. (2014). Collaborative Filtering for Recommender Systems. 2014 *Second International Conference on Advanced Cloud and Big Data*, Huangshan, China, 2014, pp. 301–308. doi: 10.1109/CBD.2014.47.
5. Tran, T. N., Atas, T. T., Felfernig, M. A. & Stettinger, M. (2018). An overview of recommender systems in the healthy food domain. *Journal Intelligent Information Systems*, 50, 501–526.
6. Yasmin, Beij. (2019). A Literature Review on Food Recommendation Systems to Improve Online Consumer Decision-Making.
7. Shuai, Zhang, Lina, Yao, Aixin, Sun, Yi, Tay. (2019). Deep Learning based Recommender System: A Survey and New Perspectives. *ACM Computing Surveys*, 52, 1.
8. Chen, X., Liu, D., Xiong Z., Zha, Z. J. (2021). Learning and fusing multiple user interest representations for micro-video and movie recommendations. *IEEE Trans Multimedia*, 23, 484–496.
9. Aditya, G. M., Hoode, A., Rai, K. A., Biradar, G., Kumara, M. A., Kumar, M. V., Prashanth, B. S., Sneha, H. R, Shivadarshan, S. L. (2018). Machine learning based platform and recommendation system for food ordering services within premises.
10. Naik, P. A. (2017). *Intelligent food recommendation system using machine learning*. *Nutrition*, 5 (8).
11. Xiangnan, He, Lizi, Liao, Hanwang, Zhang, Liqiang, Nie, Xia, Hu and Tat-Seng, Chua. (2017). Neural collaborative filtering. *WWW*, 173–182.
12. Agarap, Abien Fred. (2018). Deep Learning using Rectified Linear Units (ReLU). ArXiv abs/1803.08375 (2018).
13. Oh, Y., Choi, A., Woo, W. (2010). U-babsang: A context-aware food recommendation system. *Journal of Supercomputing*, 54 (1), 61-81.
14. Gao, X., Feng, F., Huang, H., Mao, X.-L., Lan, T., Chi, Z. (2022). Food recommendation with graph convolutional network. *Information Sciences*, 584, 170–183.
15. Dubey, Shiv Ram et al. (2021). Activation functions in deep learning: A comprehensive survey and benchmark. *Neurocomputing*, 503, 92–108.
16. Ke, G., Du, H. L., Chen, Y. C. (2021). Cross-platform dynamic goods recommendation system based on reinforcement learning and social networks. *Appl Soft Computing*, 104, 107213.

Стаття надійшла до редколегії 10.02.2023

Ladyzhets Viktor

Postgraduate student Department of Information Technology Design and Applied Mathematics,
<https://orcid.org/0000-0002-4326-7325>

Kyiv National University of Construction and Architecture

Terenchuk Svitlana

PhD, Associate Professor Department of Information Technology Design and Applied Mathematics,
<https://orcid.org/0000-0001-6527-4123>

Kyiv National University of Construction and Architecture

MODELS, METHODS AND TOOLS OF PLANNING HUMAN DIET

Abstract. In this article was taken to consideration an issue of planning a person's diet and nutrition and were determined factors that significantly affect the choice of food. It was covered approaches studies on the basis of which modern systems of recommendations for a balanced diet work. A classification of decision support systems regarding the choice of diet and diet is provided based on the data on the basis of which they provide recommendations. The limitations of the linear combination of the user's choice factors and the elements characterizing his profile are shown when modeling a large number of hidden factors

affecting the user's diet. The main focus of the research is directed to the analysis of models and methods used in the development of intelligent systems decision support systems about balanced nutrition. The analysis of the advantages and disadvantages of intelligent recommendation systems showed the relevance of developing a complete system that can provide recommendations taking into account a large number of explicit and implicit factors affecting the user's diet and nutrition on his health. Based on the analysis of the models and methods of artificial intelligence already used in such systems, the perspective of the development of models and methods of machine learning has been substantiated and the field of interest for further research has been formed. These studies are planned to be addressed to the construction of a multilayer system of deep machine learning, which will be able to take into account a large number of factors that depend on a balanced diet and healthy eating of each user.

Keywords: *artificial neural network; deep learning; filtering; healthy eating; machine learning; matrix factorization*

Посилання на публікацію

- APA Ladyzhets, V., Terenchuk, S. (2023). Models, Methods and Tools of Planning Human Diet. *Management of Development of Complex Systems*, 53, 39–44, dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2023.53.39-44.
- ДСТУ Ладижець В. І., Теренчук С. А. Моделі, методи і засоби планування раціону харчування людини. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2023. № 53. С. 39 – 44; dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2023.53.39-44.