

SHAXSIYLASHTIRILGAN HUDUDIIY OVQATLANISH TAVSIYALARI VA O'QUV NATIJALARINI TAHLIL QILISH UCHUN GIBRID INTELEKTUAL MODEL

Quljanova Shukurjon Zaribovna
Urganch RANCH texnologiya universiteti
“Raqamli texnologiyalar”
kafedra o'qituvchisi

Аннотация.

Ushbu maqolada shaxsiylashtirilgan ovqatlanish tavsiyalarini shakllantirish hamda ovqatlanish aralashuvlarining o'quv natijalariga bog'liqligini aniqlash uchun RNLSTM (Recurrent Neural Network–Long Short-Term Memory), Apriori va K-Means usullarini birlashtiruvchi gibridd intellektual model taklif etiladi. Tadqiqot ikki ilmiy manbaning qiyosiy ikkilamchi tahliliga asoslandi. Birinchi manbada hududiy taomlar, tana massasi indeksi va foydalanuvchi xususiyatlari asosida RNN (Recurrent Neural Network), LSTM (Long Short-Term Memory) va DNN (Deep Neural Network) komponentlarini uyg'unlashtirgan tavsiya tizimi yoritilgan bo'lib, RNLSTM modeli 80,54 foiz aniqlikka erishgan [1]. Ikkinchi manbada 1 361 o'quvchining 2024/2025 o'quv yilidagi baholari Apriori va K-Means yordamida tahlil qilingan; ayrim fanlarda 33–39 foiz support va 80 foiz confidence qiymatlari aniqlangan, barcha klasterlarda o'rtacha ball oshgani kuzatilgan [2]. Sintez natijasida foydalanuvchi profili, hududiy oziq-ovqat bazasi, ketma-ket iste'mol ma'lumotlari, tavsiya modeli, assotsiativ qoidalar, klasterlash va qayta aloqa mexanizmini yagona yopiq konturga birlashtiruvchi arxitektura ishlab chiqildi. Modelning afzalligi tavsiyani faqat kaloriya yoki BMI bilan cheklamasdan, hududiy mavjudlik, madaniy moslik, ta'lim bosqichi va kuzatiladigan natijalar bilan bog'lashidir. Maqolada manbalardan olingan empirik ko'rsatkichlar yangi eksperiment natijasi sifatida emas, taklif etilgan modelni asoslovchi qiyosiy dalillar sifatida talqin qilinadi.

Калит so'zlar: shaxsiylashtirilgan ovqatlanish, hududiy taomlar, RNLSTM, Apriori, K-Means, assotsiativ qoidalar, o'quv natijalari, qarorlarni qo'llab-quvvatlash tizimi.

Аннотация

В статье предлагается гибридная интеллектуальная модель, объединяющая методы RNLSTM (Recurrent Neural Network–Long Short-Term Memory), Apriori и K-Means, для формирования персонализированных рекомендаций по питанию и определения взаимосвязи между диетологическими вмешательствами и результатами обучения. Исследование основано на сравнительном вторичном анализе двух научных источников. В первом источнике представлена рекомендательная система, объединяющая компоненты RNN (Recurrent Neural Network), LSTM (Long Short-Term Memory) и DNN (Deep Neural Network) с учётом региональных блюд, индекса массы тела и индивидуальных характеристик пользователя. Точность модели RNLSTM составила 80,54 % [1]. Во втором источнике с помощью алгоритмов Apriori и K-Means проанализированы оценки 1 361 учащегося за 2024/2025 учебный год. По отдельным предметам были выявлены значения поддержки (support) на

уровне 33–39 % и достоверности (confidence) на уровне 80 %, а во всех кластерах наблюдалось повышение среднего балла [2]. В результате синтеза разработана архитектура, объединяющая профиль пользователя, региональную базу продуктов питания, последовательные данные о потреблении, рекомендательную модель, ассоциативные правила, кластеризацию и механизм обратной связи в единый замкнутый контур. Преимущество модели заключается в том, что рекомендации не ограничиваются только калорийностью или индексом массы тела, а также учитывают региональную доступность продуктов, культурное соответствие, уровень образования и наблюдаемые результаты. Эмпирические показатели, полученные из источников, интерпретируются не как результаты нового эксперимента, а как сравнительные доказательства, обосновывающие предложенную модель.

Ключевые слова: персонализированное питание, региональные блюда, RNLSTM, Apriori, K-Means, ассоциативные правила, результаты обучения, система поддержки принятия решений.

Abstract

This article proposes a hybrid intelligent model integrating RNLSTM (Recurrent Neural Network–Long Short-Term Memory), Apriori, and K-Means methods to generate personalized dietary recommendations and determine the relationship between nutritional interventions and educational outcomes. The study is based on a comparative secondary analysis of two scientific sources. The first source presents a recommendation system combining RNN (Recurrent Neural Network), LSTM (Long Short-Term Memory), and DNN (Deep Neural Network) components based on regional foods, body mass index, and user characteristics. The RNLSTM model achieved an accuracy of 80.54% [1]. In the second source, the academic grades of 1,361 students for the 2024/2025 academic year were analyzed using Apriori and K-Means. Support values of 33–39% and a confidence value of 80% were identified for certain subjects, while an increase in the average score was observed across all clusters [2]. Based on the synthesis, an architecture was developed that integrates the user profile, regional food database, sequential consumption data, recommendation model, association rules, clustering, and feedback mechanism into a unified closed-loop system. The key advantage of the model is that it does not limit recommendations solely to calorie intake or BMI but also links them to regional availability, cultural suitability, educational level, and observable outcomes. The empirical indicators obtained from the sources are interpreted not as the results of a new experiment but as comparative evidence supporting the proposed model.

Keywords: personalized nutrition, regional foods, RNLSTM, Apriori, K-Means, association rules, educational outcomes, decision support system.

KIRISH

Raqamli sogʻliqni saqlash tizimlarida ovqatlanish tavsiyasini shaxsiylashtirish ikki xil vazifani bir vaqtda hal qilishni talab etadi. Birinchisi, foydalanuvchining yoshi, jinsi, boʻyi, vazni, tana massasi indeksi, jismoniy faolligi, sogʻliq holati va maqsadlariga mos oziqaviy tarkibni aniqlashdir.

Ikkinchisi, nazariy jihatdan to'g'ri tavsiyani amalda topish, xarid qilish va tayyorlash mumkin bo'lgan mahalliy taomlar bilan bog'lashdir. Umumiy yoki global ma'lumotlar bazasiga tayangan tizimlar ko'pincha shu ikkinchi shartni bajarmaydi: foydalanuvchiga begona masalliqalar tavsiya qilinadi, mavsumiylik hisobga olinmaydi va natijada tavsiyaga rioya qilish pasayadi [1].

Ovqatlanishning oqibati faqat antropometrik ko'rsatkichlarda namoyon bo'lmaydi. Maktab yoshidagi bolalarda energiya, oqsil, mikroelementlar va ovqatlanish muntazamligi diqqat, xotira, jismoniy faollik hamda darsdagi ishtirok bilan bog'lanishi mumkin. Bepul sog'lom ovqat dasturlarini o'rgangan tadqiqotlar ayrim guruhlarda davomat va o'zlashtirish yaxshilanishini qayd etadi, biroq ta'sir fanlar, yosh bosqichlari va boshlang'ich holat bo'yicha bir xil emas [2], [13]. Demak, dastur samaradorligini bitta o'rtacha qiymat bilan emas, yashirin guruhlar va takrorlanuvchi qoidalar orqali baholash zarur.

Shaxsiy tavsiya tizimlari va ta'limiy natijalarni tahlil qiluvchi tizimlar odatda alohida ishlab chiqiladi. Birinchi yo'nalish foydalanuvchiga qanday taom tavsiya qilish kerakligini hal qiladi; ikkinchi yo'nalish esa aralashuvdan keyin qanday o'zgarish yuz berganini aniqlaydi. Ushbu ajralish amaliy boshqaruvda muammo tug'diradi: tavsiya sifati oshsa ham uning uzoq muddatli ta'siri kuzatilmayligi, yoki natija aniqlansa ham uni qaysi menyu xususiyatlari bilan bog'lash mumkinligi noma'lum qolishi mumkin.

Mazkur maqolaning maqsadi hududiy taomlarga asoslangan shaxsiy ovqatlanish tavsiyasi bilan o'quv natijalarining assotsiativ va klaster tahlilini yagona gibril modelga birlashtirishdir. Tadqiqot savoli quyidagicha shakllantirildi: RNLSTM asosidagi tavsiya mexanizmi, Apriori qoidalari va K-Means segmentatsiyasi qanday integratsiya qilinsa, tizim bir vaqtning o'zida individual menyu ishlab chiqishi, guruhli qonuniyatlarni aniqlashi va natijaga qarab yangilanib borishi mumkin?

Taklif etilayotgan yondashuvning ilmiy yangiligi uch qatlamning uyg'unligida ko'rinadi. Prediktiv qatlam foydalanuvchining vaqt bo'yicha o'zgaruvchi holatini modellashtiradi; tavsiflovchi qatlam ovqat, foydalanuvchi va natija belgilarining tez-tez birga uchrashini aniqlaydi; segmentatsiya qatlami esa bir xil aralashuvga turlicha javob beradigan guruhlarini ajratadi. Shu tariqa tizim "qaysi taom mos?" savolidan tashqari "kim uchun, qachon va qanday natija bilan mos?" savoliga ham javob bera oladi.

Maqolaning amaliy ahamiyati maktab ovqatlanishi, universitet talabalarining sog'lom turmush dasturlari, klinik bo'lmagan profilaktik xizmatlar va hududiy parhez platformalarida namoyon bo'ladi. Bunda algoritmik natija dietolog, shifokor yoki pedagog qarorini almashtirmaydi; aksincha, katta hajmdagi turli ma'lumotlarni tartibga solib, kuzatuv va qaror qabul qilishni qo'llab-quvvatlaydi.

Tadqiqotning vazifalari

- Ikki asosiy manbaning maqsadi, ma'lumotlari, algoritmlari va natijalarini bir xil mezonlarda qiyoslash.

- RNLSTM, Apriori va K-Means usullarining vazifalarini hamda o‘zaro to‘ldiruvchi tomonlarini aniqlash.
- Hududiy menyu, foydalanuvchi profili va o‘quv natijasini bog‘laydigan ma’lumotlar modelini taklif etish.
- Tavsiya aniqligi, assotsiativ qoidalar sifati va klaster barqarorligini birgalikda baholash protokolini ishlab chiqish.
- Modelni real sharoitda sinash uchun cheklovlar, etik talablar va istiqboldagi tajriba dizaynini belgilash.

MATERIALLAR VA METODLAR

Tadqiqot dizayni va manbalar

Tahlil birligi sifatida har bir maqolaning muammo bayoni, ma’lumotlar manbai, kirish belgilar, qayta ishlash bosqichlari, algoritmi, baholash mezonlari, sonli natija, amaliy cheklov va kelgusidagi rivojlantirish taklifi qabul qilindi. Ma’lumotlar avval alohida kodlandi, keyin vazifa–algoritm–natija zanjiri bo‘yicha umumlashtirildi. Manbalarda keltirilmagan tajriba qiymatlari hisoblab topilmadi va yangi o‘lchov sifatida taqdim etilmadi.

Tahlil qilingan maqoladagi tizim Google Forms orqali yosh, bo‘y, vazn va parhez afzalliklarini yig‘adi, hududiy oziq-ovqat ma’lumotlarini veb manbalardan to‘playdi, yetishmagan qiymatlarni tozalaydi va Min-Max masshtablashdan foydalanadi [1]. LSTM ketma-ket odatlarni, DNN esa oziq komponentlari va sog‘liq natijalari orasidagi chiziqli bo‘lmagan munosabatlarni o‘rganadi. Ularning bashoratlari intrgrallashgan mexanizmi orqali birlashtiriladi.

Boshqa bir maqoladagi tahliliy ma’lumotlar 2024/2025 o‘quv yilining toq va juft semestrlaridagi baholarni qamrab oladi: boshlang‘ich bosqichdan 136, o‘rta bosqichdan 626, yuqori bosqichdan 207 va kasbiy ta’limdan 392 o‘quvchi, jami 1 361 kuzatuv [2]. Apriori tez-tez uchraydigan baho o‘tishlarini, K-Means esa dasturdan oldingi va keyingi o‘rtacha ballarga ko‘ra guruhlarini aniqlash uchun qo‘llangan.

1-jadval. Asosiy manbalarning metodik qiyosi

Mezon	Hududiy parhez tizimi [1]	Ovqat dasturi va o‘zlashtirish [2]
Asosiy vazifa	Shaxsiy va hududiy mos menyu tavsiya qilish	Ovqat dasturi bilan baho o‘zgarishi orasidagi naqshlarni aniqlash
Ma’lumotlar	Profil, BMI, maqsad, afzallik, taom tarkibi	1 361 o‘quvchi, ta’lim bosqichi, oldingi va keyingi baholar
Algoritm	RNN, LSTM, DNN va ansambl RNLSTM	Apriori va K-Means
Asosiy mezon	Aniqlik, yo‘qotish, MAE va R ² konsepsiyasi	Support, confidence va klaster sentroidlari
Eng muhim natija	RNLSTM aniqligi 80,54%	Ayrim qoidalarda confidence 80%; barcha klasterlarda o‘sish
Cheklov	Statik baza, hududiy moslashuv va real vaqt ma’lumoti	Kausal xulosa cheklangan; matematika bo‘yicha aniq

Mezon	Hududiy parhez tizimi [1]	Ovqat dasturi va o'zlashtirish [2]
		aloqa yo'q

RNLSTM tavsiya komponenti

Taklif etilgan modelda RNLSTM komponenti ketma-ket iste'mol tarixi va hozirgi foydalanuvchi profilini birlashtiradi. LSTM hujayrasi uzoq muddatli bog'liqliklarni saqlash uchun kirish, unutish va chiqish darvozalaridan foydalanadi. Bu mexanizm parhez odatlaridagi mavsumiylik, haftalik takrorlanish, vaznning o'zgarishi va tavsiyaga rioya qilish dinamikasini oddiy statik klassifikatordan yaxshiroq ifodalashi mumkin [1], [9].

DNN komponenti yosh, BMI, energiya ehtiyoji, oqsil, uglevod, yog', tolalar, sog'liq cheklovlari va taom kategoriyasi kabi belgilar orasidagi chiziqli bo'lmagan munosabatlarni o'rganadi. Birlashma mexanizmi natijasi alohida modellar bashoratini birlashtirish orqali tasodifiy xatoni kamaytirishga qaratiladi. Manba maqolada yakuniy bashorat N ta model natijasining o'rtachasi ko'rinishida berilgan [1].

$$\hat{y} = (1/N) \sum_{i=1}^N P_i \quad (1)$$

Bu yerda $\hat{y}$ — yakuniy tavsiya bahosi, P_i — i-modelning bashorati, N — birlashma majnuasidagi modellar soni. Oddiy o'rtachalash boshlang'ich variant bo'lsa-da, amaliy tizimda validatsiya natijasiga qarab vaznlangan o'rtacha qo'llanishi mumkin. Vaznlar alohida modelning umumiy aniqligidan tashqari, ma'lum yosh yoki sog'liq guruhidagi barqarorligini ham aks ettirishi kerak.

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tanh(Wc[h_{t-1}, x_t] + bc) \quad (2)$$

LSTM hujayra holatining yangilanishida C_t joriy xotirani, f_t unutish darvozasini, i_t kirish darvozasini, x_t joriy kirishni va h_{t-1} avvalgi yashirin holatni anglatadi [1]. Mazkur ifoda vaqt bo'yicha muhim oziqaviy odatlarni saqlash hamda tasodifiy yoki eskirgan signalni pasaytirish imkonini beradi.

Apriori asosidagi assotsiativ tahlil

Apriori algoritmi tranzaksiyalar to'plamida tez-tez birgalikda uchraydigan elementlar majmuasini topadi. Mazkur maqola doirasida tranzaksiya — foydalanuvchi yoki o'quvchining ma'lum davrdagi menyu xususiyatlari, profil segmenti, tavsiyaga rioya holati va natija kategoriyalaridan tuzilgan yozuvdir. Masalan, “oqsil me'yori bajarildi”, “nonushta muntazam”, “o'rta ta'lim bosqichi” va “ingliz tili bahosi oshdi” elementlari bitta tranzaksiyaga kirishi mumkin.

Qoidaning support qiymati X va Y elementlari jami kuzatuvlarning qanchasida birga uchrashini, confidence esa X sodir bo'lgan holatlarning qanchasida Y ham sodir bo'lganini ifodalaydi. Bu ko'rsatkichlar sababiylikni isbotlamaydi, biroq kuzatuv ma'lumotida tekshirishga arzigulik barqaror kombinatsiyalarni ko'rsatadi [2].

$$\text{support}(X \rightarrow Y) = \text{count}(X \cup Y) / n \quad (3)$$

$$\text{confidence}(X \rightarrow Y) = \text{support}(X \cup Y) / \text{support}(X) \quad (4)$$

Faqat support va confidence bilan cheklanish ommabop natijalar ta'sirida chalg'itishi mumkin. Shuning uchun taklif etilayotgan modelda lift ham qo'shiladi. Lift birdan katta bo'lsa, X mavjud bo'lganda Y ning kuzatilishi uning umumiy ehtimoliga nisbatan yuqoriroq ekanini bildiradi. Qoidalar minimal support, minimal confidence, lift va klinik-pedagogik mazmun bo'yicha birgalikda saralanadi.

$$\text{lift}(X \rightarrow Y) = \text{confidence}(X \rightarrow Y) / \text{support}(Y) \quad (5)$$

K-Means orqali segmentatsiya

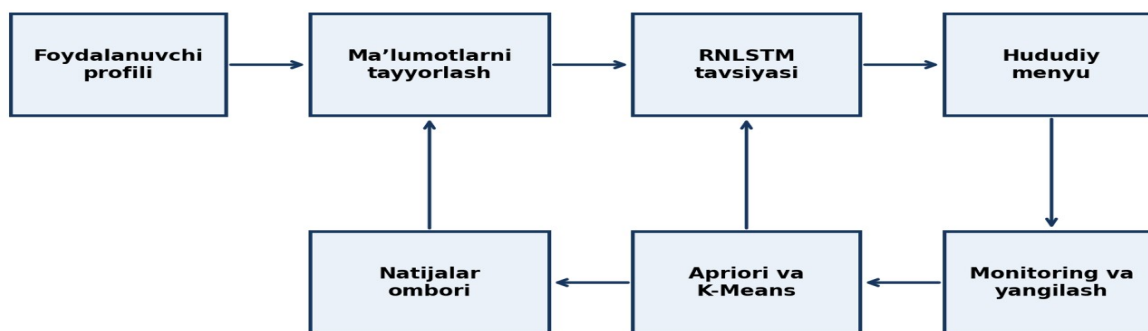
K-Means kuzatuvlarni K ta klasterga ajratib, har bir nuqta bilan tegishli klaster markazi orasidagi kvadratik masofalar yig'indisini kamaytiradi. Ta'limiy ovqatlanish kontekstida belgilar sifatida dasturdan oldingi baho, keyingi baho, o'zgarish miqdori, ta'lim bosqichi, menyuga rioya darajasi va antropometrik ko'rsatkichlarning normallashtirilgan qiymatlari ishlatilishi mumkin [2], [14].

Klaster soni oldindan ma'muriy guruhlar soniga tenglashtirilmasligi kerak. Silhouette koeffitsiyenti, elbow grafigi va klasterlarning mazmuniy talqin qilinishi birgalikda qo'llanadi. Kategorik belgilar ko'p bo'lsa, ularni ehtiyotkor kodlash yoki K-Prototypes kabi muqobil usulni sinash lozim. Manba natijasidagi uch klaster ta'lim bosqichlari va boshlang'ich ball darajalariga mos kelgan bo'lsa-da, yangi hududda ayni tuzilma avtomatik takrorlanadi deb bo'lmaydi.

$$J = \sum_{j=1}^K \sum_{x \in C_j} \|x - \mu_j\|^2 \rightarrow \min \quad (6)$$

Taklif etilgan gibrid arxitektura

Taklif etilgan yopiq konturli gibrid arxitektura



1-rasm. RNLSTM Apriori va K-Means komponentlarini birlashtiruvchi gibrid arxitektura

Arxitektura yetti funksional blokdan iborat. Foydalanuvchi profili blokida demografik ma'lumotlar, antropometriya, allergiya, sog'liq cheklovlari, jismoniy faollik, ta'lim bosqichi va

maqsadlar saqlanadi. Hududiy menyu bazasi mahalliy nom, masalliq, porsiya, energiya va makronutrientlar, mavsum, narx oralig'i, tayyorlash usuli hamda mavjudlikni qamrab oladi. Bu ikki manba yagona identifikator va vaqt belgisi orqali bog'lanadi.

Ma'lumotlarni tayyorlash bosqichi takror yozuvlarni olib tashlash, yetishmagan qiymatlarni qayta ishlash, birliklarni standartlashtirish va sonli belgilarni masshtablashni bajaradi. Sog'liq uchun xavfli yoki mantiqan mumkin bo'lmagan qiymatlar avtomatik tavsiyaga uzatilmaydi; ular mutaxassis tekshiruviga chiqariladi. Trening, validatsiya va test to'plamlari bir foydalanuvchining yozuvlari turli to'plamlarga tushib qolmaydigan tarzda ajratiladi.

RNLSTM tavsiya bloki foydalanuvchining maqsadli energiya va ozuqa ehtiyojiga mos nomzod menyularni baholaydi. Qattiq cheklovlar, jumladan allergen yoki tibbiy taqiq, model ballidan oldin qo'llanadi. Yumshoq cheklovlar — did, narx, mavsum va tayyorlash vaqti — reyting funksiyasida vaznlanadi. Natijada tizim bir dona qat'iy menyu emas, izohlangan muqobillar ro'yxatini beradi.

Natijalar ombori qabul qilingan tavsiya, almashtirilgan taom, haqiqiy iste'mol, foydalanuvchi bahosi, antropometrik dinamika, davomat va o'quv ko'rsatkichlarini vaqt kesimida saqlaydi. Apriori ushbu omborda tez-tez uchraydigan kombinatsiyalarni, K-Means esa o'xshash javob profillarini aniqlaydi. Monitoring bloki yangi naqshlarni tavsiya qatlamiga qaytaradi va shu bilan yopiq qayta aloqa konturini hosil qiladi.

Integratsiyaning asosiy tamoyili prediktiv model va tavsiflovchi tahlil vazifalarini aralashtirib yubormaslikdir. RNLSTM kelgusidagi moslik yoki reytingni bashorat qiladi; Apriori kuzatilgan hodisalar orasidagi assotsiatsiyani ochadi; K-Means esa oldindan belgilanmagan guruhlarini topadi. Ularning chiqishlari bitta qaror oynasida ko'rsatilishi mumkin, ammo har biri o'z mezonini bilan baholanadi.

2-jadval. Gibrid model uchun tavsiya etiladigan belgilar

Belgi guruhi	Misollar	Vazifasi	Maxfiylik talabi
Profil	Yosh, jins, bo'y, vazn, BMI	Bazaviy ehtiyojni hisoblash	Pseudonimlashtirish
Sog'liq	Allergiya, cheklov, tashxis toifasi	Xavfli taomni chiqarib tashlash	Alohida rozilik va qat'iy kirish nazorati
Turmush tarzi	Faollik, uyqu, ovqatlanish vaqti	Energiya va ketma-ketlik modeli	Minimal zarur hajmda yig'ish
Taom	Energiya, oqsil, uglevod, yog', tola	Oziqaviy moslik va reyting	Manba va yangilanish sanasini saqlash
Hududiylik	Mavsum, narx, mavjudlik, madaniy moslik	Amaliy bajarilishni oshirish	Agregat ko'rinishda ishlatish
Natija	Qabul qilish, BMI dinamikasi, davomat, baho	Monitoring va qayta aloqa	Ta'lim va sog'liq ma'lumotlarini ajratish

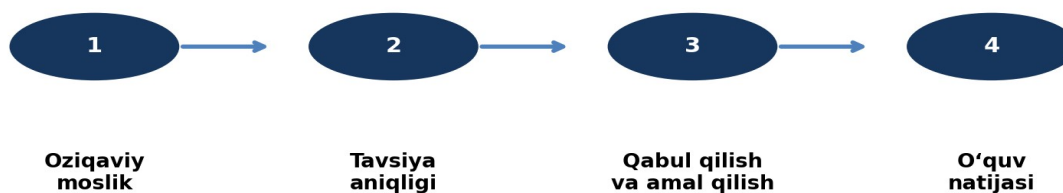
Baholash protokoli

Gibrid tizimni baholash to'rt darajada olib borilishi kerak. Birinchi daraja oziqaviy xavfsizlik va me'yorlarga moslikni tekshiradi. Ikkinchi daraja algoritmik sifatni, jumladan accuracy, precision, recall, F1, MAE yoki R^2 ni vazifaga qarab hisoblaydi. Uchinchi daraja foydalanuvchining tavsiyani qabul qilishi, almashtirishlar soni va amal qilish ulushini baholaydi. To'rtinchi daraja esa vaqt davomida sog'liq yoki ta'lim natijasining o'zgarishini kuzatadi.

Natijani baholashda vaqt bo'yicha ajratilgan test dizayni tavsiya etiladi. Tasodifiy bo'linish bir foydalanuvchining juda o'xshash yozuvlarini trening va testga taqsimlab, aniqlikni sun'iy ravishda oshirishi mumkin. Shu sababli yangi davr yoki yangi foydalanuvchilar alohida test to'plamida qolishi lozim. Modelni ta'lim bosqichi, jins, boshlang'ich BMI va hudud bo'yicha ham tekshirish adolatli ishlashni baholashga yordam beradi.

O'quv natijasidagi oddiy "oldin–keyin" farqi dastur sababini to'liq isbotlamaydi. O'qitish sifati, oilaviy sharoit, uyqu, davomat, boshlang'ich bilim va boshqa omillar natijaga ta'sir qilishi mumkin. Kelgusidagi tajribada nazorat guruhi, propensity score matching yoki difference-in-differences kabi dizaynlar qo'llansa, kausal talqin kuchayadi. Assotsiativ qoidalar esa gipoteza yaratish vositasi sifatida qoladi.

Baholash ko'rsatkichlarining sababiy ketma-ketligi



2-rasm. Gibrid tizimni ko'p bosqichli baholash mantig'i

3-jadval. Algoritmilar va baholash mezonlari

Komponent	Chiqish	Asosiy mezon	Qo'shimcha nazorat
RNLSTM	Taom reytingi yoki miqdor bashorati	Accuracy, F1, MAE, R^2	Kalibrlash, guruhlar bo'yicha xato
Apriori	$X \rightarrow Y$ assotsiativ qoidalar	Support, confidence, lift	Qoidalar soni va amaliy mazmun
K-Means	Javob profili klasterlari	Silhouette, SSE	Boshlang'ich nuqtaga barqarorlik
Tavsiya interfeysi	Qabul qilingan yoki almashtirilgan menyu	Acceptance rate, adherence	Izoh tushunariligi va javob vaqti

Komponent	Chiqish	Asosiy mezon	Qo'shimcha nazorat
Natija monitoringi	Sog'liq yoki o'quv dinamikasi	O'zgarish va ishonch oralig'i	Chalg'ituvchi omillar va missing data

NATIJALAR

Manba natijalarining qiyosiy sintezi

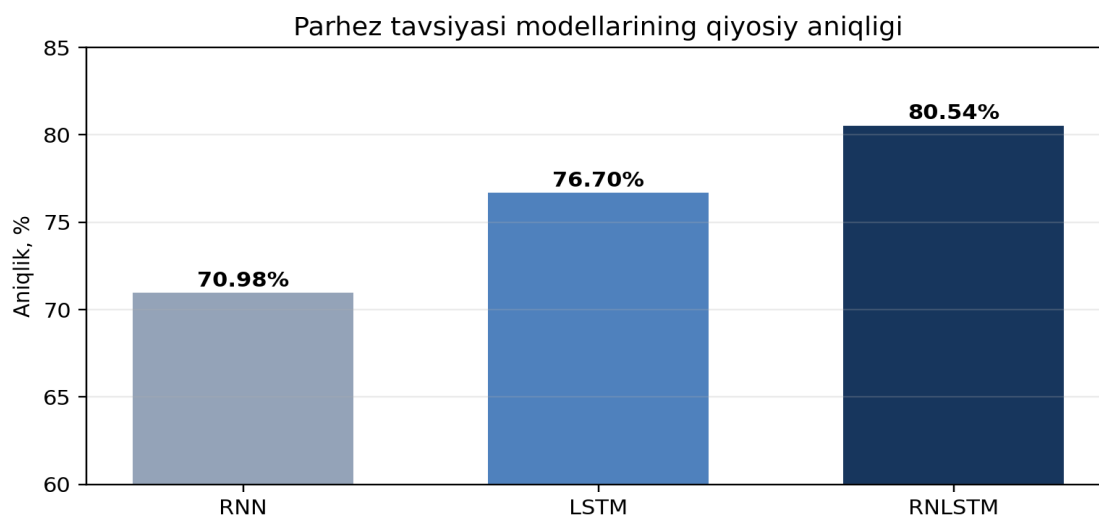
Birinchi manbada hududiy parhez tavsiyasi uchun uch model qiyoslangan: RNN 70,98 foiz, LSTM 76,70 foiz va RNLSTM 80,54 foiz aniqlik ko'rsatgan [1]. RNLSTM RNNdan 9,56 foiz punkt, LSTMdan 3,84 foiz punkt yuqori. Bu farq ansambl va ketma-ketlik xususiyatlarini birgalikda ishlatish foydali bo'lishi mumkinligini ko'rsatadi. Biroq bitta accuracy qiymati klasslar muvozanati, test to'plami tuzilishi va klinik xavfsizlikni to'liq ifodalamaydi.

Manbada RNLSTM trening va validatsiya yo'qotishining dastlabki epoxalarda pasayishi, taxminan 40-epoxadan keyin esa tekislanishi tasvirlangan [1]. LSTM grafigida trening yo'qotishi yuqoriroq va tebranuvchan bo'lib, mualliflar buni murakkab yoki uzoq bog'liqliklarni optimallashtirishdagi qiyinchilik bilan izohlagan. Ushbu kuzatuv yangi gibrid modelda erta to'xtatish, muntazamlashtirish va vaqt bo'yicha validatsiya zarurligini asoslaydi.

Ikkinchi manbada Apriori natijalari ijtimoiy fan bahosining B+ dan A+ ga o'tishi uchun 39 foiz support va 80 foiz confidence ko'rsatgan [2]. Ingliz tili B+ dan A+ ga o'tishi, din fanidagi A bahosi bilan ijtimoiy fandagi A+ bahosi hamda matematika B+ bilan ingliz/ijtimoiy fandagi A+ natijasi uchun support 33 foiz, confidence 80 foiz deb berilgan [2]. Matematika bahosining bevosita yaxshilanishi bo'yicha muhim assotsiatsiya aniqlanmagan.

K-Means tahlilida uchala klasterda o'rtacha ball ko'tarilgan. Eng yuqori boshlang'ich natijaga ega birinchi klasterda ko'rsatkich 90,87521 dan 92,51072 ga, ikkinchi klasterda 82,91327 dan 84,97662 ga, uchinchi klasterda 82,26082 dan 84,47545 ga oshgan [2]. Mutlaq o'sish mos ravishda 1,64; 2,06 va 2,21 ballni tashkil etadi. Mualliflar birinchi klasterni o'rta ta'lim bosqichining eng ijobiy javobi sifatida tavsiflagan, ammo mutlaq farq bo'yicha uchinchi klasterdagi o'sish kattaroq. Bu talqin mezonini oldindan aniq belgilash zarurligini ko'rsatadi.

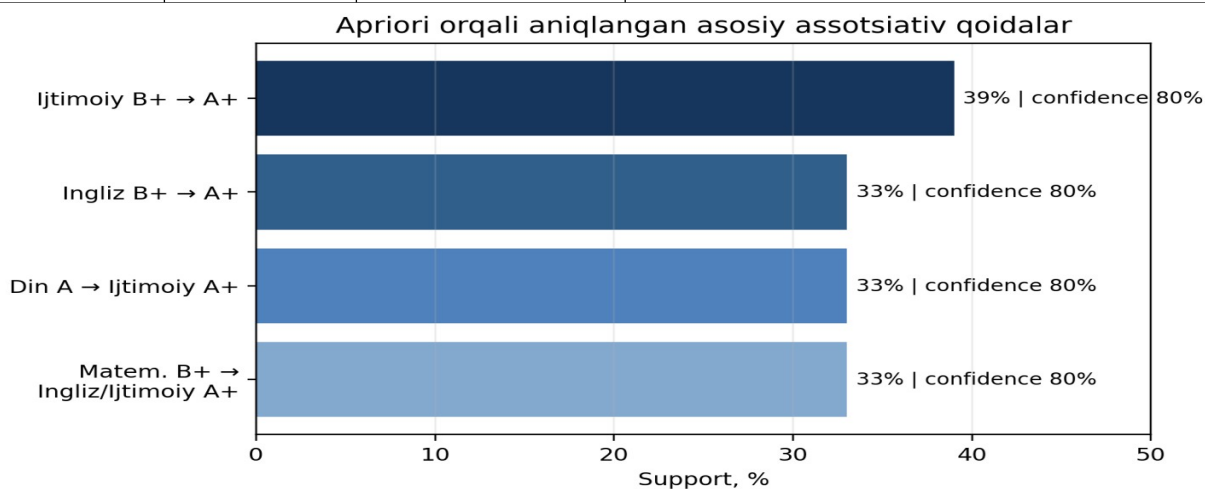
Ikki manbaning natijalari bir-birini funksional jihatdan to'ldiradi. Birinchi ish individual foydalanuvchiga mos menyuni yaratishga urg'u beradi, ikkinchi ish esa dastur natijalaridan guruhni naqshlarni chiqaradi. Ularning integratsiyasi tavsiya yaratish, haqiqiy iste'molni qayd etish, natijani kuzatish va yangi qoidalarni modelga qaytarish jarayonini yaxlitlashtiradi.



3-rasm. RNN LSTM va RNLSTM modellarining manbada keltirilgan aniqligi [1]

4-jadval. Parhez tavsiyasi modellarining sonli natijalari [1]

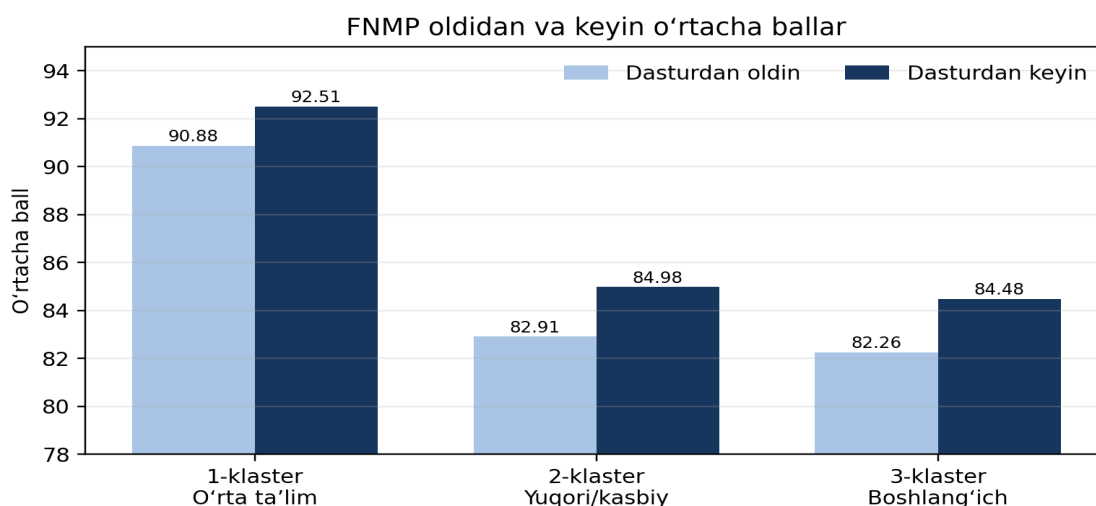
Model	Aniqlik	RNLSTMga nisbatan farq	Tahliliy talqin
RNN	70,98%	−9,56 foiz punkt	Qisqa ketma-ketlikni ushlaydi, uzoq bogʻliqlikda cheklanishi mumkin
LSTM	76,70%	−3,84 foiz punkt	Uzoq muddatli bogʻliqlikni saqlaydi
RNLSTM	80,54%	0	Birlashma mexanizmi natijasi; manbadagi eng yuqori aniqlik



4-rasm. O'quv natijalariga doir asosiy assotsiativ qoidalar [2]

5-jadval. Apriori natijalarining mazmuniy talqini [2]

Qoida	Support	Confidence	Ehtiyotkor talqin
Ijtimoiy fan B+ → A+	39%	80%	Kuzatuvlarning sezilarli qismida takrorlangan o'tish
Ingliz tili B+ → A+	33%	80%	Til ko'nikmasi o'sishi bilan bog'langan naqsh
Din A → Ijtimoiy fan A+	33%	80%	Fanlararo birgalik; sababiy bog'lanish emas
Matematika B+ → Ingliz va ijtimoiy A+	33%	80%	Boshlang'ich akademik profil bilan bog'liq qoida
Matematika natijasining bevosita o'sishi	Muhim emas	Muhim emas	Qo'shimcha pedagogik omillar zarur bo'lishi mumkin



5-rasm. Uch klastor bo'yicha dasturdan oldingi va keyingi o'rtacha ballar [2]

6-jadval. Klastorlar bo'yicha ball o'zgarishi [2]

Klastor	Manbadagi guruh talqini	Oldin	Keyin	Mutlaq o'sish
1	O'rta ta'lim	90,87521	92,51072	1,64
2	Yuqori va kasbiy ta'lim	82,91327	84,97662	2,06
3	Boshlang'ich ta'lim	82,26082	84,47545	2,21

Taklif etilgan modeldan olingan konseptual natijalar

Qiyosiy sintez natijasida uchta asosiy moslik aniqlandi. Birinchidan, RNLSTMning ketma-ketlikni modellashtirish qobiliyati oziq-ovqat iste'moli va foydalanuvchi holatining vaqt bo'yicha o'zgarishiga mos keladi. Ikkinchidan, Apriori tavsiya, amal qilish va natija kategoriyalarining birga uchrashini izohlanuvchi qoida shaklida beradi. Uchinchidan, K-Means umumiy o'rtacha ichida yo'qolib ketadigan javob guruhlarini ajratadi. Ushbu funksiyalar bir-birini takrorlamaydi, shuning uchun ularni yagona tizimda saqlash metodik jihatdan asosli.

Modelning kutiladigan chiqishi uch darajali bo‘ladi. Individual darajada tizim foydalanuvchiga oziqaviy va hududiy jihatdan mos menyular reytingini beradi. Guruh darajasida o‘xshash javob profillari va ular uchun samarali bo‘lgan menyu xususiyatlari ko‘rsatiladi. Boshqaruv darajasida dastur qamrovi, qabul qilinish darajasi, xavfsizlik signallari va natija dinamikasi monitoring qilinadi.

Gibrid modelning izohlanuvchanligi faqat neyron tarmoq balliga bog‘liq bo‘lmaydi. Har bir tavsiya uchun energiya va ozuqa mosligi, chiqarib tashlangan allergenlar, hududiy mavjudlik, foydalanuvchi afzalligi hamda tegishli assotsiativ qoida ko‘rsatilishi mumkin. Shunda foydalanuvchi yoki mutaxassis tavsiyaning asosini tushunadi, zarur bo‘lsa muqobilni tanlaydi.

Taklif etilgan qaror mantig‘ida xavfsizlik qoidalari mashinali o‘qitish natijasidan ustun turadi. Model yuqori ball bergan taom allergiya, tibbiy cheklov yoki yoshga mos porsiya talabini buzsa, tavsiya ro‘yxatiga kiritilmaydi. Bu tamoyil algoritmik aniqlik va amaliy xavfsizlikning bir xil tushuncha emasligini e‘tirof etadi.

Sintez modelni bosqichma-bosqich joriy qilishni talab etadi. Dastlab ma‘lumotlar lug‘ati va hududiy taom bazasi yaratiladi. Keyin tavsiya prototipi retrospektiv ma‘lumotda tekshiriladi. Uchinchi bosqichda kichik pilot guruhida qabul qilish va foydalanish qulayligi baholanadi. Faqat xavfsizlik va monitoring mexanizmi barqarorlashgach, o‘quv natijalariga ta’sirni baholovchi uzoq muddatli tadqiqotga o‘tiladi.

MUHOKAMA

Olingan qiyosiy natijalar hududiylik va vaqt omili shaxsiy ovqatlanish tizimining markaziy tarkibiy qismlari bo‘lishi kerakligini ko‘rsatadi. Foydalanuvchi uchun oziqaviy jihatdan mukammal, ammo bozorda mavjud bo‘lmagan yoki madaniy jihatdan qabul qilinmaydigan menyu amaliy qiymatga ega emas. Shu sababli taom tarkibi bilan bir qatorda mavsum, narx, tayyorlash ko‘nikmasi va mahalliy nomlar ham tavsiya modeliga kiritilishi lozim [1].

RNLSTMning 80,54 foizlik natijasi istiqbolli, lekin uni universal ustunlik sifatida talqin qilish mumkin emas. Natija muayyan ma‘lumotlar to‘plami, preprocessing va train-test bo‘linishiga bog‘liq [1]. Yangi hududga ko‘chirishda masalliqalar nomlari, porsiya hajmi va ovqatlanish madaniyati o‘zgaradi. Transfer learning yoki qayta o‘qitishdan oldin ma‘lumotlar siljishi aniqlanishi kerak. Bundan tashqari, accuracy bilan bir qatorda xavfli tavsiyaning xato berilish darajasi ham alohida o‘lchanishi shart.

Apriori natijalari ovqat dasturidan keyingi ayrim fan baholari bilan barqaror qo‘shma naqshlarni ko‘rsatadi [2]. Biroq confidence 80 foiz bo‘lishi qoidaning sababiyligini anglatmaydi. Bahoning yaxshilanishi ovqatlanishdan tashqari o‘qituvchi, dastur mazmuni, baholash mezon, davomat yoki oilaviy qo‘llab-quvvatlash bilan bog‘liq bo‘lishi mumkin. Shuning uchun qoidalar pedagogik ekspertiza va nazoratli statistik tahlil bilan tekshirilishi zarur.

Matematika natijasida bevosita muhim assotsiatsiya topilmagani muhim salbiy natijadir [2]. Bu ovqatlanish dasturi foydasizligini emas, formal va hisoblash ko'nikmalari boshqa pedagogik omillarga kuchliroq bog'liq bo'lishi mumkinligini ko'rsatadi. Model bunday holatda "ta'sir yo'q" degan keskin hukm bermasdan, qo'shimcha mashq, metodika va boshlang'ich tayyorgarlik belgilarini yig'ishni tavsiya qilishi kerak.

Klasterlar bo'yicha barcha guruhlarda o'sish kuzatilishi dastur bilan ijobiy vaqt bog'lanishini ko'rsatadi, ammo klaster sentroidlari individual o'quvchining o'zgarishini to'liq tasvirlamaydi. O'rtacha qiymat ichida pasaygan, o'zgarmagan va keskin oshgan holatlar birga bo'lishi mumkin. Shu sababli taklif etilgan model klaster markazi bilan birga taqsimot, ishonch oralig'i va individual trayektoriyalarni ham saqlashi lozim.

Ikki manbaning birlashtirilishi "tavsiya–amal qilish–natija" zanjiridagi kuzatuv bo'shlig'ini kamaytiradi. Agar tizim faqat tavsiya yaratsa, foydalanuvchi uni bajargan-bajarmagani noma'lum qoladi. Agar faqat natija tahlil qilinsa, qaysi menyu komponenti ta'sirga mos kelgani aniqlanmaydi. Yopiq kontur har bir bosqichni vaqt belgisi va identifikator bilan bog'lab, modelni muntazam qayta baholashga imkon beradi.

Hududiy ovqat bazasini yaratishda standartlashtirish alohida muammo hisoblanadi. Bitta taom turli oilalarda boshqa porsiya, yog' miqdori yoki pishirish usuli bilan tayyorlanadi. Shuning uchun retsept nomini yagona oziq qiymati bilan bog'lash o'rniga masalliq darajasi, porsiya oralig'i va tayyorlash varianti saqlanishi maqsadga muvofiq. Manba kelib chiqishi va yangilanish sanasi ko'rsatilmasa, tavsiya modelining izohlanishi va takrorlanishi pasayadi.

Foydalanuvchi roziligi va ma'lumotlarni minimallashtirish tizimning texnik arxitekturasiga boshidan kiritilishi kerak. Sog'liq va o'quv ma'lumotlari ayniqsa sezgir bo'lib, ularni birlashtirish qayta identifikatsiya xavfini oshiradi. Shaxsiy ma'lumotlarni shartli identifikatorlar bilan almashtirish, rollarga asoslangan kirish, audit jurnali, saqlash muddatini cheklash va umumlashtirilgan hisobotlar zarur. Voyaga yetmaganlar ishtirokidagi tadqiqotda ota-ona yoki qonuniy vakil roziligi va etik komissiya talablari bajarilishi shart.

Algoritmik adolat ham e'tibordan chetda qolmasligi kerak. Model ko'p uchraydigan oziq-ovqat va katta guruhlariga yaxshiroq moslashib, kam uchraydigan allergiya, kichik hudud yoki iqtisodiy jihatdan cheklangan foydalanuvchilar uchun yomonroq ishlashi mumkin. Natijalar umumiy o'rtacha bilan cheklanmay, demografik va hududiy kesimlarda tekshiriladi. Noto'g'ri ishlaydigan guruh uchun qoidaviy xavfsizlik va mutaxassis nazorati kuchaytiriladi.

Tizimning amaliy qabul qilinishi aniqlikdan kam bo'lmagan ahamiyatga ega. Tavsiyaning sababi oddiy tilda tushuntirilmasa yoki taom tayyorlash juda murakkab bo'lsa, texnik jihatdan yuqori ball foydalanuvchi xulqiga aylanmaydi. Interfeys bir nechta ekvivalent tanlov, masalliq almashtirish, porsiya tavsifi va taxminiy narxni ko'rsatishi kerak. Foydalanuvchining rad etish sababi ham model uchun foydali qayta aloqa hisoblanadi.

Maktab yoki universitet miqyosida joriy etishda pedagogik natija asosiy, ammo yagona ko'rsatgich bo'lmazligi kerak. Davomat, darsdagi faollik, subyektiv energiya holati, sog'liq shikoyatlari va ovqat isrofi ham kuzatilsa, tizimning ta'sir mexanizmi yaxshiroq tushuniladi. Aks holda, bahodagi kichik o'zgarishga ortiqcha ma'no yuklash xavfi paydo bo'ladi.

Tavsiya tizimini real vaqt ma'lumoti bilan boyitish istiqbolli yo'nalishdir. Faollik kuzatuv vositalari glyukoza monitoringi yoki mobil kundalikdan ma'lumot olish individual moslashuvni kuchaytirishi mumkin [5], [9]. Shu bilan birga qurilma xatosi, uzilgan signal va ma'lumotga teng bo'lmagan kirish yangi tarafkashliklarni keltirib chiqaradi. Shuning uchun real vaqt oqimi sifat nazoratidan o'tkazilib, qurilmasiz foydalanuvchi ham tizimdan foydalanishi ta'minlanadi.

Taklif etilgan model qarorlarni qo'llab-quvvatlash tizimi sifatida talqin qilinadi. U dietolog yoki shifokorning klinik hukmini, o'qituvchining pedagogik bahosini va oilaning tanlovini avtomatik almashtirmaydi. Aksincha, ko'p o'lchovli ma'lumotdan tushunarli tavsiya, xavf signali va kuzatuv guruhi yaratadi. Yuqori xavf holatlari avtomatik emas, inson nazoratidagi yo'lga uzatilishi kerak.

Modelning ustunliklari va cheklovlari

7-jadval. Taklif etilgan yondashuvning ustunliklari va cheklovlari

Yo'nalish	Ustunlik	Cheklov yoki xavf	Kamaytirish chorasi
Shaxsiylashtirish	Profil va vaqt ketma-ketligini birlashtiradi	Sovuq start va yetishmagan tarix	Qoidaviy boshlang'ich model va bosqichli moslashuv
Hududiylik	Mahalliy va mavsumiy taomni hisobga oladi	Retsept va porsiya o'zgaruvchanligi	Ingredient darajasida standartlashtirish
Izohlanuvchanlik	Apriori qoidalari tushunarli naqsh beradi	Assotsiatsiya sababiylik emas	Ekspert tekshiruvi va nazoratli dizayn
Segmentatsiya	Turli javob guruhlarini ko'rsatadi	K tanlovi va boshlang'ich markazga sezgirlik	Silhouette va qayta ishga tushirish
Monitoring	Natijaga qarab model yangilanadi	Model drift va xato qayta aloqa	Versiyalash, audit va holdout nazorati
Maxfiylik	Maqsadli ma'lumotlar modeli	Sog'liq va ta'lim ma'lumotini bog'lash xavfi	Psevdonim, minimal yig'ish, rol asosidagi kirish

Ushbu tadqiqotning birinchi cheklovi ikki maqolaga tayangan ikkilamchi tahlildir. Manba ma'lumotlarining xom to'plamlari qayta hisoblanmagan, shu bois keltirilgan natijalar mualliflar e'lon qilgan qiymatlar doirasida qoladi. Ikkinchi cheklov — ikki tadqiqotning populyatsiyasi va maqsadi turlicha: biri individual parhez tavsiyasi, ikkinchisi maktab dasturining ta'limiy natijasidir. Ularni birlashtirish to'g'ridan-to'g'ri meta-tahlil emas, funksional arxitektura sintezidir.

Uchinchi cheklov natijalarning hududga xosligidir. Tamil Nadu taomlari yoki Indoneziyadagi bepul ovqat dasturidan olingan tuzilma O'zbekiston sharoitiga avtomatik ko'chirilmaydi [1], [2]. Mahalliy taomlar tarkibi, maktab menyusi, baholash tizimi va ijtimoiy sharoit bo'yicha yangi ma'lumot yig'ilishi talab etiladi. To'rtinchi cheklov — o'quv natijasidagi o'zgarishni faqat ovqatlanish bilan izohlash mumkin emasligi.

Shunga qaramay, konseptual sintez keyingi empirik tadqiqot uchun tekshiriladigan arxitektura va aniq o'lchovlar beradi. U ma'lumotlar sxemasi, algoritmlarning vazifasi, baholash mezonlari, xavfsizlik shartlari va bosqichli sinov ketma-ketligini oldindan belgilaydi. Bu esa prototip yaratishda metodik noaniqlikni kamaytiradi.

Kelgusidagi empirik sinov dizayni

Birinchi bosqichda Xorazm hududiga mos oziq-ovqat ontologiyasi tuzilishi mumkin. Unda mahalliy taomlarning retsepti, porsiya oralig'i, energiya va makronutrient tarkibi, mavsumiy mavjudligi, taxminiy narxi va allergenlari standart shaklda saqlanadi. Ma'lumot dietolog va oziq-ovqat texnologlari tomonidan tekshiriladi. Foydalanuvchi profilining minimal majburiy maydonlari oldindan belgilanadi.

Ikkinchi bosqich avval to'plangan ma'lumotlar asosidagi texnik validatsiyadan iborat bo'ladi. Baseline sifatida popularity-based, kontentga asoslangan, K-NN yoki oddiy DNN modellari tanlanadi. RNLSTM shu bazaviy usullar bilan bir xil train-validation-test bo'linishida qiyoslanadi. Natijalar accuracy yoki MAE bilan birga tavsiya xilma-xilligi, oziqaviy cheklov buzilishi va guruhlar bo'yicha xato orqali baholanadi.

Uchinchi bosqichda 8–12 haftalik dastlabki tajriba-sinov tadqiqot rejalashtiriladi. Ishtirokchilar tavsiya qilingan menyu, tanlangan muqobil va haqiqiy iste'molni qayd etadi. Maktab kontekstida davomat, subyektiv diqqat ko'rsatkichi va fanlar bo'yicha baholar vaqt kesimida yig'iladi. Apriori faqat yetarli tranzaksiya soni mavjud bo'lganda ishga tushiriladi; juda past supportli qoidalar alohida ogohlantirish bilan ko'rsatiladi.

To'rtinchi bosqichda klaster barqarorligi tekshiriladi. K qiymati bir nechta mezon bilan tanlanadi, turli boshlang'ich nuqtalarda algoritm qayta ishlatiladi va klasterlarning talqini pedagog hamda dietolog bilan birga baholanadi. Bir guruhga yuqori aniqlik bilan tegishlilikni klinik yoki pedagogik yorliq sifatida qabul qilish mumkin emas; klaster faqat o'xshash kuzatuv profili hisoblanadi.

Beshinchi bosqichda model monitoringi yo'lga qo'yiladi. Ma'lumotlar taqsimoti, tavsiya qabul qilinishi, xavfsizlik filtrlari soni va guruhlar bo'yicha xato har oy kuzatiladi. Belgilar taqsimoti sezilarli siljisa, model avtomatik qayta o'qitilmaydi; avval sabab va ma'lumot sifati tekshiriladi. Tasdiqlangan yangi versiya oldingi model bilan nazoratli ravishda qiyoslanadi.

8-jadval. Empirik sinovni bosqichma-bosqich tashkil etish

Bosqich	Asosiy ish	Natija	Qabul mezoni
1	Hududiy taom bazasi va ma'lumotlar lug'ati	Tekshirilgan oziq-ovqat katalogi	Maydonlar to'liqligi va ekspert tasdig'i
2	Retrospektiv model qiyosi	Baseline va RNLSTM metrikalari	Test to'plamida ustun yoki teng xavfsiz natija

Bosqich	Asosiy ish	Natija	Qabul mezonlari
3	Kichik pilot	Qabul qilish, rioya va dastlabki natija	Xavfsizlik buzilishi yo'q; yetarli foydalanish
4	Apriori va K-Means tahlili	Qoidalar va javob profillari	Barqaror, mazmunli va tekshiriladigan naqshlar
5	Prospektiv baholash	Nazoratli ta'sir bahosi	Oldindan belgilangan statistik va amaliy mezonlar
6	Monitoring	Model drift va adolat hisoboti	Tasdiqlangan yangilash jarayoni

XULOSA

Tadqiqot hududiy taomlarga asoslangan shaxsiy parhez tavsiyasi bilan ovqatlanish aralashuvining o'quv natijalarini tahlil qilishni yagona gibril intellektual modelga birlashtirdi. Manba tahlili RNLSTMning RNN va LSTMga nisbatan yuqori aniqlik ko'rsatganini, Apriori ayrim fanlardagi baho o'tishlari uchun 33–39 foiz support hamda 80 foiz confidence aniqlaganini, K-Means esa barcha uch klasterda o'rtacha ball o'sishini ko'rsatganini tasdiqladi [1], [2].

Taklif etilgan arxitekturada RNLSTM individual va vaqtga bog'liq tavsiyani ishlab chiqadi, Apriori kuzatiladigan kombinatsiyalarni tushunarli qoidalarga aylantiradi, K-Means esa turlicha javob beradigan foydalanuvchi guruhlarini ajratadi. Natijalar ombori va monitoring qatlami ushbu komponentlarni yopiq qayta aloqa konturida bog'laydi. Shunday tuzilma tavsiyaning oziqaviy mosligi, hududiy bajarilishi, foydalanuvchi tomonidan qabul qilinishi va uzoqroq muddatli natijasini birgalikda baholash imkonini beradi.

Maqolada keltirilgan sonli ko'rsatkichlar yangi tajriba natijasi emas, ikki asosiy manbadan olingan qiyosiy dalillardir. Modelni O'zbekiston sharoitida qo'llash uchun mahalliy oziq-ovqat bazasi, etik tasdiq, prospektiv ma'lumot yig'ish, baseline modellar bilan qiyoslash va nazoratli ta'sir bahosi talab etiladi. Amaliy tizimda xavfsizlik qoidalari algoritmi ballidan ustun turishi, tavsiya izohlanishi va mutaxassis nazorati saqlanishi lozim.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR

- [1] J. Divya, G. Aakash, and E. E. Bevincent, "AI-Driven Personalized Dietary Recommendation System Leveraging Regional Cuisine," Proceedings of the Third International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things, IDCIoT, 2025, pp. 1435–1440. doi: 10.1109/IDCIOT64235.2025.10914922.
- [2] R. Buaton, Novriyenni, A. Sihombing, and I. R. R. Sidabukke, "Clustering and Association Rule Data Mining for Student Performance Optimization in Free Nutritious Meal Programs Using the Apriori Algorithm and K-Means," 2025 Tenth International Conference on Informatics and Computing, ICIC, 2025. doi: 10.1109/ICIC68054.2025.11309371.
- [3] D. Tsolakidis, L. P. Gymnopoulos, and K. Dimitropoulos, "Artificial Intelligence and Machine Learning Technologies for Personalized Nutrition: A Review," Informatics, vol. 11, no. 3, p. 62, 2024.
- [4] R. Y. Toledo, A. A. Alzahrani, and L. Martinez, "A food recommender system considering nutritional information and user preferences," IEEE Access, vol. 7, pp. 96695–96711, 2019.
- [5] C. Iwendi, S. Khan, J. H. Anajemba, A. K. Bashir, and F. Noor, "Realizing an efficient IoMT-assisted patient diet recommendation system through machine learning model," IEEE Access, vol. 8, pp. 28462–28474, 2020.

- [6] N. Tabassum, A. Rehman, M. Hamid, M. Saleem, S. Malik, and T. Alyas, "Intelligent nutrition diet recommender system for diabetic patients," *Intelligent Automation and Soft Computing*, vol. 29, no. 3, pp. 319–335, 2021.
- [7] S. S. Bhat and G. A. Ansari, "Predictions of diabetes and diet recommendation system for diabetic patients using machine learning techniques," *2021 2nd International Conference for Emerging Technology*, pp. 1–5, 2021.
- [8] R. Golagana, V. Sravani, T. M. Reddy, and C. H. Kavitha, "Diet recommendation system using machine learning," *Journal of Health and Nutrition*, vol. 15, no. 2, pp. 233–245, 2023.
- [9] J. Zhang, Z. Wang, W. Liu, X. Liu, and Q. Zheng, "A unified approach to designing sequence-based personalized food recommendation systems: tackling dynamic user behaviors," *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, vol. 14, no. 9, pp. 2903–2912, 2023.
- [10] Q. Luo, Y. Liu, M. Bi, X. Kuai, Q. Tian, Y. Sun, and S. Zhuang, "Taste mapping: navigating the spatiotemporal link between diet and colorectal cancer," *IEEE Access*, 2024.
- [11] K. Lakshmi, K. Deeba, V. Harave, and S. Bharti, "Life Expectancy Prediction and Diet Recommendation System for Cardiovascular and Diabetes Disease Using Machine Learning," *2024 International Conference on Knowledge Engineering and Communication Systems*, vol. 1, pp. 1–8, 2024.
- [12] M. Zarlis, T. Oktavia, R. Buaton, F. Ernawan, and K. Andrian, "Minimizing the Number of Stunting Prevalence Using the Euclid Algorithm Clustering Approach," *2023 International Conference of Computer Science and Information Technology*, pp. 1–7, 2023. doi: 10.1109/ICoSNIKOM60230.2023.10364489.
- [13] L. H. Jomaa, E. McDonnell, and C. Probart, "School feeding programs in developing countries: Impacts on children's health and educational outcomes," *Nutrition Reviews*, vol. 69, no. 2, pp. 83–98, 2011. doi: 10.1111/j.1753-4887.2010.00369.x.
- [14] R. Buaton and S. Solikhun, "The Application of Numerical Measure Variations in K-Means Clustering for Grouping Data," *MATRIK*, vol. 23, no. 1, pp. 103–112, 2023. doi: 10.30812/matrik.v23i1.3269.
- [15] C. Venada, F. Kurniawan, I. Gracia, and Y. Astiarani, "Relationship between Nutritional Status and School Achievement of Elementary School Students Aged 10–13 Years," *Althea Medical Journal*, vol. 8, no. 4, pp. 193–197, 2021. doi: 10.15850/amj.v8n4.2306.
- [16] M. H. Arief and M. K. Fadhil, "Educational Data Mining for Student Academic Performance Analysis," *Jurnal Teknologi Informasi dan Terapan*, vol. 11, no. 2, p. 83, 2024. doi: 10.25047/jtit.v11i2.5627.