

Məhəmməd Ramiz AĞAYEV

Qərbi Kaspi Universiteti, Kompüter mühəndisliyi ixtisasında magistrant

E-mail: mehammedagayevi01@gmail.com

ORCID ID: 0009-0002-0766-2034

KİÇİK ELEKTRON TİCARƏT PLATFORMALARI ÜÇÜN RESURS-SƏMƏRƏLİ FƏRDİLƏŞDİRİLMİŞ TÖVSIYƏ SİSTEMLƏRİ: TƏTBİQ STRATEGİYALARI VƏ BİZNES TƏSİRİNİN QIYMƏTLƏNDİRİLMƏSİ

Xülasə

Bu tədqiqatın məqsədi kiçik və orta elektron ticarət müəssisələri (KOB-lar) üçün fərdiləşdirilmiş tövsiyə sistemlərinin resurs baxımından səmərəli tətbiq metodologiyalarını müəyyənləşdirmək və qiymətləndirməkdir. Araşdırma bu müəssisələrin qarşılaşdığı əsas problemlər olan məlumat seyrəkliyi və məhdud hesablama resurslarını hədəfləyir. Tədqiqat mərhələli və hibrid tətbiq arxitekturasına əsaslanır. İlk mərhələdə cold-start probleminin azaldılması üçün Populyarlığa əsaslanan metodlar və assosiasiya qaydaları analizi (ARM) tətbiq olunur. Əsas tövsiyə mexanizmi isə implicit geribildirişlər üzərində optimallaşdırılmış hibrid kollaborativ filtrləmə (HCF) modelinə əsaslanır və LightFM kimi yüngül çərçivələrdən istifadə edir. Qiymətləndirmə aşağı trafik şəraitinə uyğunlaşdırılmış A/B testləri vasitəsilə aparılır. Nəticələr göstərir ki, item metadata ilə zənginləşdirilmiş HCF modelləri seyrək məlumat şəraitində daha yüksək hit rate göstəricisi nümayiş etdirir və orta sifariş dəyəri (AOV) ilə konversiya dərəcəsinin (CR) artmasına müsbət təsir edir.

Açar sözləri: Tövsiyə sistemləri, elektron ticarət, hibrid filtrləmə, məlumat seyrəkliyi, cold-start.

UOT: 681.3:004.8:519.6

JEL: M31, L86, C53, D83

DOI: <https://doi.org/10.54414/SNVL6822>

Giriş

Rəqəmsal bazar mühiti məhsul çeşidinin həddindən artıq çoxluğu ilə xarakterizə olunur ki, bu da məhsulların effektiv şəkildə kəşf edilməsini pərakəndə satıcıların uğuru üçün kritik amilə çevirir. Tövsiyə sistemləri (recommendation systems – RS) müştəri davranışlarını, baxış tarixçəsini və əvvəlki alışları təhlil edən alqoritmlərdən istifadə edərək kontekstual olaraq uyğun məhsul təklifləri təqdim edən vacib alətlərə çevrilmişdir. Bu yanaşma alış prosesini sadələşdirməklə yanaşı, əhəmiyyətli maliyyə qazancı da yaradır.

Bu cür investisiyaların maliyyə əsaslandırılması kifayət qədər güclüdür. Empirik məlumatlar göstərir ki, tövsiyələrin keyfiyyəti satışlara müsbət təsir göstərir və pərakəndə satıcılara qiymət strategiyalarında daha çevik davranmaq imkanı yaradır. Tövsiyə

sistemləri müştəri ehtiyaclarını qabaqcadan proqnozlaşdırmağa kömək edir, strateji qərarların qəbulunu asanlaşdırır, satışları artırır və məhsulların aşkar edilməsini yaxşılaşdırır. Bununla da RS müasir elektron ticarətin optimallaşdırılmasında əsas strategiyalardan biri kimi möhkəmlənir.

Böyük sənaye oyunçuları arasında mürəkkəb tövsiyə platformaları geniş yayılmış olsa da, kiçik və orta elektron ticarət müəssisələri (KOB-lar) xüsusi memarlıq həlləri tələb edən fərqli struktur məhdudiyyətlərlə üzləşirlər. Bu problemlərin əsasını məlumatın həcmi və resursların bölüşdürülməsi təşkil edir.

KOB-lar adətən daha az istifadəçi sayına və aşağı əməliyyat tezliyinə malikdir ki, bu da məlumat seyrəkliyi probleminə səbəb olur [2]. Kollaborativ filtrləmə (collaborative filtering – CF) metodlarının əsasını təşkil edən istifadəçi–

məhsul qarşılıqlı əlaqə matrisi yüksək dərəcədə seyrək olur. Bu isə ənənəvi CF alqoritmlərinin etibarlı oxşarlıq nümunələri aşkar etməsini ciddi şəkildə çətinləşdirir və nəticədə tövsiyə dəqiqliyinin azalmasına gətirib çıxarır [2]. Bu problem cold start problemi ilə daha da dərinləşir; belə ki, yeni istifadəçilər və ya yeni məhsullar üçün kifayət qədər tarixi məlumat olmadığından fərdiləşdirilmiş tövsiyələr ilkin mərhələdə mümkün olmur.

Əsas məhdudiyyətlərdən biri də resurs və ekspertiza çatışmazlığıdır. KOB-lar çox vaxt mürəkkəb paylanmış sistemləri və ya dərin öyrənmə modellərini tətbiq və idarə etmək üçün tələb olunan xüsusi maşın öyrənməsi mühəndis komandalarını və geniş hesablama infrastrukturunu maliyyələşdirə bilmirlər. Bu cür modellər yüksək hesablama gücü və miqyaslı bilən arxitektura tələb edir. Nəticədə, maksimal model mürəkkəbliyindən çox, əməliyyat dayanıqlığına və xərclərin səmərəliliyinə üstünlük verən resurs-effektiv alqoritmik həllərə fokuslanmaq zərurəti yaranır.

Nəzəri əsaslar və strateji yumşaldılma yanaşmaları

Tövsiyə sistemi metodologiyalarının taksonomiyası: Tövsiyə sistemlərinin effektiv tətbiqi uyğun modelləşdirmə strategiyasının düzgün seçilməsindən asılıdır. Əsas metodoloji yanaşmalar istifadəçi və məhsul məlumatlarının emal formasına görə üç əsas kateqoriyaya bölünür.

Məzmun-əsaslı filtrləmə (content-based filtering – CBF) məhsul atributlarından istifadə edərək istifadəçi maraqlarını uyğunlaşdırır. Tövsiyələr istifadəçinin əvvəllər qarşılıqlı əlaqədə olduğu məhsulların xüsusiyyətləri əsasında formalaşdırılır. CBF yanaşması yeni məhsullar üçün cold start probleminə qarşı davamlıdır, çünki qarşılıqlı əlaqə tarixçəsinə deyil, təsviri xüsusiyyətlərə əsaslanır.

Kollaborativ filtrləmə (collaborative filtering – CF) yalnız istifadəçi-məhsul qarşılıqlı əlaqə nümunələrinə əsaslanır və böyük istifadəçi kütləsindən toplanmış üstünlüklərə görə tövsiyələr yaradır. CF metodları qonşuluq-əsaslı və model-əsaslı (məsələn, matris faktorlaşdırması – MF) yanaşmalara bölünür. CF gizli istifadəçi

üstünlüklərini aşkar etməkdə effektiv olsa da, məlumat seyrəkliyi və cold start problemlərindən ciddi şəkildə təsirlənir [2].

Hibrid sistemlər (hybrid collaborative filtering – HCF) CBF və CF yanaşmalarının üstünlüklərini birləşdirir. İstifadəçi qarşılıqlı əlaqə məlumatları ilə yanaşı məhsul və istifadəçi üzrə əlavə metadata-nın inteqrasiyası sayəsində HCF modelləri tək mənbəyə əsaslanan yanaşmaların struktur zəifliklərini aradan qaldırır. Bu sistemlər daha yüksək dəqiqlik, tövsiyələrdə daha böyük müxtəliflik və məlumat seyrəkliyi ilə cold start ssenarilərinə qarşı yüksək dayanıqlıq təqdim edir. Bu səbəbdən məhdud məlumatla xarakterizə olunan mühitlər üçün ən stabil və effektiv seçim hesab olunur.

KOB-larda məlumat çatışmazlığı və cold start probleminin həlli: İstifadəçi-məhsul matrislərinin seyrəkliyi səbəbindən yaranan performans azalması aktiv şəkildə aradan qaldırılmalıdır. Matris Faktorlaşdırması (MF) kimi metodlar məhdud məlumatdan mənalı nümunələrin çıxarılmasında mühüm rol oynayır. MF texnikaları seyrək qarşılıqlı əlaqə matrisinin ölçüsünü azaldaraq istifadəçiləri və məhsulları sıx gizli faktor fəzalarına proyeksiya edir. Bu yanaşma itkin dəyərlərin doldurulmasına, istifadəçi və məhsulların gizli xüsusiyyətlərinin aşkar edilməsinə və nəticə etibarilə tövsiyə dəqiqliyinin artırılmasına imkan yaradır.

Elektron ticarət mühitində əsasən implicit geribildirişlər (kliklər, baxışlar, alışlar) formalaşdığından, seçilən MF alqoritm bu tip məlumatlar üçün optimallaşdırılmalıdır. Implicit geribildirişləri birbaşa dəstəkləyən alqoritmlərin tətbiqi KOB kontekstində yüksək dəqiqlik və dayanıqlıq təmin edir [4].

Mərhələli hibrid ilkinləşdirmə ilə cold start probleminin həlli: Məlumatın yetərsiz olduğu ilkin mərhələlərdə istifadəçilərin platformanı tərک etməsinin qarşısını almaq üçün KOB-lar mərhələli və hibrid tətbiq strategiyasını qəbul etməlidirlər.

Mərhələ 1: Qeyri-fərdiləşdirilmiş və məzmun-əsaslı ilkin mərhələ. Tarixçəsi olmayan yeni istifadəçilər və ya elektron ticarət platformasının ilk işə salındığı dövrdə tövsiyələr ümumi bazar siqnallarına əsaslanmalıdır.

Yeni məhsullar üçün məzmun-əsaslı metodlardan istifadə edilir və mövcud məhsul metadatası əsasında oxşar məhsullar tövsiyə olunur. Bu yanaşma dərhal qarşılıqlı əlaqə tarixçəsinə ehtiyac duymadan cold start problemini aradan qaldırır.

Mərhələ 2: Tranzaksiya təhlili körpüsü. İlk əməliyyat qeydləri formalaşmağa başladıqdan sonra sistem əlavə implicit məlumat toplamaq və dərhal çarpaz satış imkanları yaratmaq üçün sadə və miqyaslanıla bilən texnikalardan istifadə edir:

Assosiasiya Qaydaları Analizi (Association Rule Mining – ARM): ARM tranzaksiya qeydlərini təhlil edərək tez-tez birlikdə alınan məhsul dəstlərini müəyyənləşdirir və məhsul-məhsul səviyyəsində sadə, praktik tövsiyələr yaradır [2,3]. Əksər hallarda Apriori alqoritm əsasında reallaşdırılan bu resurs-effektiv metod dərhal çarpaz satış üçün yüksək effektivlik göstərir və daha zəngin fərdiləşdirməyə keçid üçün mühüm körpü rolunu oynayır. Eyni zamanda, sonrakı HCF modelləşdirməsi üçün zəruri implicit məlumat bazasını formalaşdırır [3].

KOB-lar üçün resurs-effektiv alqoritmik strategiyalar

Yüngül hibrid modellərdən istifadə edərək tətbiq: Hibrid kollaborativ filtrləmə (hybrid collaborative filtering – HCF) yanaşması kiçik və orta biznes müəssisələri (KOB-lar) üçün performans və resurs səmərəliliyi arasında optimal balans təqdim edir. Bu kontekstdə LightFM çərçivəsi xüsusilə uyğun və effektiv alət kimi seçilir [4]. LightFM HCF yanaşmasını dəstəkləmək üçün xüsusi olaraq hazırlanmışdır və implicit geribildiriş məlumatlarının modelləşdirilməsində yüksək üstünlüklərə malikdir. Bu çərçivə məhsul və istifadəçi xüsusiyyətlərini faktorlaşdırma prosesinə inteqrasiya etməklə məlumat seyrəkliyi və cold start probleminin mənfi təsirini struktur olaraq azaldır.

Müqayisəli qiymətləndirmə (benchmarking) tədqiqatları göstərir ki, LightFM əsasən explicit reytinglərə optimallaşdırılmış kitabxanalardan praktik baxımdan daha üstün nəticələr təqdim edir. Elektron ticarətdə geniş yayılmış seyrək tranzaksiya məlumatları üçün LightFM əhəmiyyətli dərəcədə daha yüksək hit rate göstəricisi əldə edir (məsələn, 0.45 HR ilə müqayisədə 0.6 HR), bu da onun KOB-lar üçün etibarlı texniki əsas kimi seçilməsini əsaslandırır [4].

Cədvəl 1. Kiçik elektron ticarət üçün resurs effektiv tövsiyə alqoritmlərinin müqayisəsi.

Alqoritm/ Çərçivə	Məlumat Tələbi	KOB-lar üçün əsas üstünlük	Əsas çətinlik
Assosiasiya Qaydaları Analizi (ARM)	Tranzaksiya qeydləri (implicit)	Sadə tətbiq, yüksək çarpaz satış potensialı	Fərdiləşdirmə zəifdir, böyük kataloqlarda miqyaslanma məhdududur
Matris Faktorlaşdırması (MF)	İstifadəçi-məhsul qarşılıqlı əlaqələri (seyrək, implicit)	Seyrəkliyin effektiv azaldılması, yaxşı fərdiləşdirmə	Yeni istifadəçi və məhsullar üçün orta səviyyəli cold start
Hibrid Kollaborativ Filtrləmə (HCF)	Implicit qarşılıqlı əlaqələr + məhsul/istifadəçi metadata	Seyrək mühitlərdə ən yüksək performans, güclü cold start həlli	Daha yüksək tətbiq mürəkkəbliyi (xüsusiyyət mühəndisliyi tələb olunur)

Mənbə: [1, 2, 3, 4] nömrəli ədəbiyyatlar əsasında hazırlanmışdır.

Praktiki alətlər və tətbiq seçimi: HCF əsaslı fərdiləşdirilmiş tövsiyələrin qurulması üçün implicit geribildirişlərlə işləmək məqsədilə optimallaşdırılmış matris faktorlaşdırması (MF) və Alternating Least Squares (ALS)

alqoritmlərini reallaşdıran ixtisaslaşmış kitabxanalardan istifadə tövsiyə olunur. KOB-ların məhdud resursları nəzərə alınaraq, mürəkkəb və genişmiqyaslı paylanmış hesablama çərçivələrinə əsaslanmaq əvəzinə hesablama

baxımından səmərəli alqoritmlərə üstünlük verilməsi vacibdir.

Tövsiyə keyfiyyətinin post-əmal vasitəsilə artırılması: HCF modelləri seyrək mühitlərdə proqnoz dəqiqliyini maksimuma çatdırsa da, yalnız bu göstəriciyə fokuslanmaq filter bubble effektinə səbəb ola bilər. Bu halda sistem istifadəçilərə yalnız bir-birinə çox oxşar məhsullar təqdim edir [5, 9]. Uzunmüddətli müştəri münasibətlərinə əsaslanan KOB-lar üçün bu vəziyyət istifadəçi yorğunluğu və müştəri itkisinin artması riski yaradır [9]. Buna görə də uğurlu tətbiq yalnız kəmiyyət göstəricilərinə deyil, keyfiyyət metriklərinə də optimallaşdırılmalıdır.

Müxtəliflik (diversity) və yenilik (novelty) istifadəçi cəlb ediciliyinin artırılmasında əsas amillər hesab olunur [9]. Yenilik, istifadəçilərin əvvəllər görmədiyini, lakin maraqlarına uyğun məhsulların təqdim edilməsi kimi müəyyən edilir [9]. Tövsiyələrə variasiya əlavə edilməsi sistemin proqnozlaşdırıla bilmə riskini azaldır və məhsul diapazonunu genişləndirir.

Uzunmüddətli strateji məqsəd isə serendiplik – yəni eyni zamanda gözlənilməz və yüksək dərəcədə uyğun tövsiyələrin yaradılmasıdır. Bu məqsədə resurs baxımından səmərəli şəkildə post-əmal üsulları ilə nail olunur. Məsələn, modelin çıxış siyahısının məhsul atributları üzrə müxtəlifliyə əsaslanaraq yenidən sıralanması (re-ranking) tətbiq edilə bilər. Bu cür müxtəliflik-yönlü yenidən sıralama HCF modelinin müəyyən etdiyi əsas uyğunluğu ciddi şəkildə zəiflətmədən tövsiyə çeşidini maksimuma çatdırmağa imkan verir.

Performansın qiymətləndirilməsi və biznesə təsir

Tövsiyə sistemlərinin (RS) effektivliyinin qiymətləndirilməsi texniki performans göstəricilərinin real biznes nəticələri ilə əlaqələndirilməsini tələb edir. Bu yanaşma investisiyanın maliyyə geri dönüşünü (ROI) aydın şəkildə əsaslandırmağa imkan verir.

Sistemin qiymətləndirilməsi üçün ənənəvi metrlər: Bu metriklər əsasən modellərin oflayn müqayisəsi və optimallaşdırılması üçün istifadə olunur:

Proqnoz dəqiqliyi (Predictive Quality): Explicit reytinglərin mövcud olduğu hallarda

proqnozlaşdırılan və real dəyərlər arasındakı fərqi ölçmək üçün mean absolute error (MAE) və root mean square error (RMSE) kimi metriklərdən istifadə olunur [1, 7].

Sıralama keyfiyyəti (Ranking Quality): Tövsiyə siyahısının keyfiyyətini qiymətləndirmək üçün mühüm əhəmiyyət daşıyır:

Precision@K və Recall@K: Ən üst \$K\$ tövsiyə daxilində düzgün yerləşdirilmiş uyğun məhsulların payını ölçür.

Normallaşdırılmış diskontlaşdırılmış yığılan qazanc (NDCG): Daha mürəkkəb metrik olub, uyğun məhsullar siyahısının əvvəlində yerləşdikdə daha yüksək çəki verir [8]. Bu yanaşma istifadəçilərin əsasən ilk bir neçə tövsiyə ilə qarşılıqlı əlaqəyə girdiyi reallığını nəzərə alır [8].

Biznes dəyərinin və investisiya geri dönüşünün (ROI) ölçülməsi: KOB-lar üçün əsas uğur meyarı biznesin əsas fəaliyyət göstəricilərində (key performance indicators – KPI) ölçülə bilən yaxşılaşmadır [6]. Bu səbəbdən metodologiya sırf proqnoz dəqiqliyindən maliyyə metriklərinə yönəlməlidir:

Klik dərəcəsi (click-through rate – CTR): Tövsiyələrin göstərilməsinə nisbətən üzərinə kliklənmə sayını ölçərək istifadəçi aktivliyini qiymətləndirir [6].

Konversiya dərəcəsi (conversion rate – CR): Tövsiyəyə kliklədikdən sonra alış edən istifadəçilərin payını ölçür və satış həcminə birbaşa təsiri göstərir. Fərdiləşdirilmiş tövsiyələr CR-də əhəmiyyətli artım yaradır.

Orta sifariş dəyəri (average order value – AOV): Çarpaz satış (cross-selling) və yuxarı satış (upselling) strategiyalarının effektivliyini qiymətləndirən əsas göstəricidir. Tövsiyə olunan məhsulların daxil olduğu sifarişlərdə AOV-nin sayt ortalamasından yüksək olması sistemin səbat dəyərini artırmaq qabiliyyətini təsdiqləyir.

Töhfə dərəcəsi (contribution rate): RS-ə investisiyanın ən aydın maliyyə əsaslandırmasını təqdim edir və tövsiyə olunan məhsullardan əldə edilən ümumi gəlirin saytın ümumi gəlirinə nisbəti kimi hesablanır [6]. Empirik analizlər tövsiyələrin gücünün satışlara müsbət təsir göstərdiyini sübut edir.

Aşağı trafik şəraitində A/B test strategiyaları: A/B testləri satış artımının birbaşa tövsiyə sistemi ilə əlaqələndirilməsi

üçün vacibdir [6]. KOB-lar adətən aşağı veb-sayt trafiki ilə fəaliyyət göstərdiyindən, etibarlı nəticələr əldə etmək üçün uyğunlaşdırılmış test protokollarına ehtiyac yaranır.

Bu şəraitdə test metodologiyası daha sürətli məlumat toplayan yuxarı-funnel KPI-larına (mikro-konversiyalar) fokuslanmalıdır. Buraya klik dərəcəsi (CTR) və səbətə əlavə

dərəcəsi (basket rate) – yəni klikdən sonra məhsulun səbətə əlavə edilməsi göstəriciləri daxildir [4, 6]. Bu mikro-konversiyalar daha qısa müddətdə statistik əhəmiyyətli nəticələr əldə etməyə imkan verir və sistemin biznes dəyəri üzrə daha sürətli qərarların qəbulunu təmin edir.

Cədvəl 2. Elektron ticarət tövsiyə sistemləri üçün əsas biznes göstəriciləri və ölçülməsi.

Biznes metrikası	Ölçmə formulu / fokus	KOB məqsədinə təsiri
Konversiya Dərəcəsi (CR)	Alışla nəticələnən tövsiyə kliklərinin nisbəti	Satış həcmi birbaşa artırır və ümumi gəliri yüksəldir
Orta Sifariş Dəyəri (AOV)	Tövsiyəli sifarişlərin dəyəri / ümumi orta sifariş dəyəri	Çarpaz və yuxarı satışın effektivliyini ölçür
Töhfə Dərəcəsi (Gəlir)	Tövsiyə olunan məhsullardan gəlir / ümumi sayt gəliri	ROI üçün aydın və tətbiq edilə bilən əsaslandırma
Yenilik və Serendiplik	Qeyri-aşkar uyğunluq metrikləri	Uzunmüddətli istifadəçi saxlanmasını və kəşfi artırır

Mənbə: [2, 4, 6, 9] nömrəli ədəbiyyatlar əsasında hazırlanmışdır.

Nəticə

Nəticələrin sintezi və idarəetmə üçün tətbiqi tövsiyələr: Kiçik və orta biznes müəssisələri (KOB-lar) üçün fərdiləşdirilmiş tövsiyə sistemlərinin uğurlu tətbiqi düzgün texniki strategiyanın seçilməsi və biznesyönümlü, ciddi qiymətləndirmə yanaşmasından asılıdır. Yüngül çərçivələrdən istifadə etməklə hibrid kollaborativ filtrləmə (hybrid collaborative filtering – HCF) yanaşmasının mərhələli cold start yumşaldılması strategiyası və tranzaksiya təhlili (assosiasiya qaydaları analizi – ARM) ilə birgə tətbiqi KOB-ların məlumat seyrəkliyi və resurs məhdudluğu kimi fundamental problemləri effektiv şəkildə aradan qaldırmasına imkan verir [2]. Empirik nəticələr göstərir ki, implicit geribildirişlər üçün optimallaşdırılmış HCF modelləri seyrək elektron ticarət məlumatları üzərində ənənəvi explicit kollaborativ filtrləmə modelləri ilə müqayisədə daha yüksək sıralama performansını təqdim edir [4].

İdarəetmə baxımından əsas nəticə aydındır: tövsiyə sistemlərinin uğuru onların gəlirə birbaşa töhfəsi əsasında qiymətləndirilməlidir. Orta sifariş dəyəri (AOV),

konversiya dərəcəsi (CR) və töhfə dərəcəsi (contribution rate) kimi göstəricilərə üstünlük verilməklə texnoloji investisiyalarla maliyyə artımı arasında birbaşa əlaqə qurmaq mümkündür [6]. Bundan əlavə, yenilik (novelty) və serendiplik təmin edən post-emal texnikalarının tətbiqi uzunmüddətli müştəri saxlanması və loyallığın artırılması üçün kritik strateji əhəmiyyət daşıyır [9].

Məhdudiyətlər və gələcək tədqiqat istiqamətləri: Təklif olunan hibrid arxitekturaların səmərəliliyinə baxmayaraq, müəyyən struktur məhdudiyətlər mövcuddur. İstifadəçi bazasının davamlı genişlənməsi zamanla miqyaslı bilmə problemlərini daha da kəskinləşdirəcək və real vaxt rejimində emal tələblərini qarşılamaq üçün paylanmış hesablama arxitekturalarına keçidi zəruri edəcəkdir.

Gələcək tədqiqatlar kiçikmiqyaslı tətbiqlər üçün uyğun olan, lakin daha qabaqcıl və resurs baxımından səmərəli alqoritmik yanaşmaların araşdırılmasına yönəlməlidir. Bu istiqamətlərə istifadəçi üstünlüklərinə sürətli adaptasiya imkanı verən meta-öyrənmə və mərkəzləşdirilməmiş məlumat mənbələri üzrə

məxfilik tələblərini qoruyaraq işləyən federativ öyrənmə yanaşmalarının tədqiqi daxildir.

ƏDƏBİYYAT SİYAHISI:

1. Ahmed H. Recommendation systems in e-commerce: addressing challenges of cold start, sparsity, and scalability. *Sustainable Information Technology and Management*, 2021;13(19):10786.
2. Ali M., et al. Recommender systems in e-commerce: a review of current trends and future directions. *International Journal of Engineering Research & Technology*. 2019;12(12):1–6.
3. Singh J., et al. Association rule mining techniques and applications: a review. *International Journal of Computer Applications*. 2013;70(1):15–20.
4. Li J., et al. A comparative study of collaborative filtering in product recommendation. *Journal of Computer Science*. 2022;18(10):1069–1075.
5. Wang L., et al. Advanced personalized recommendation framework built on hybrid collaborative filtering with price similarity. *Applied Sciences*. 2025;15(19):10758.
6. Das T., et al. Adoption and conversion: measuring the business value of recommender systems. *Journal of Management Information Systems*. 2020;37(3):578–604.
7. Wang B., et al. Common pitfalls in training and evaluating recommendation algorithms. *KDD Explorations*. 2017;19(1):15–24.
8. Järvelin K., Kekäläinen J. Cumulated gain-based evaluation of IR techniques. *ACM Transactions on Information Systems*. 2002;20(4):422–441.
9. Smith R., et al. Beyond accuracy measures: the effect of diversity, novelty, and serendipity in recommender systems on user engagement. *Information Systems Frontiers*. 2024;26(1):1–15.

Muhammad Ramiz AGHAYEV

Master's student at the Department of Computer Engineering, Western Caspian University

RESOURCE-EFFICIENT PERSONALIZED RECOMMENDATION SYSTEMS FOR SMALL E-COMMERCE PLATFORMS: IMPLEMENTATION STRATEGIES AND BUSINESS IMPACT ASSESSMENT

Summary

The objective of this study is to identify and evaluate resource-efficient implementation methodologies for personalized recommendation systems in Small and Medium-sized E-Commerce Enterprises (SMEs). The research addresses key challenges faced by these enterprises, including data sparsity and limited computational resources. The study employs a staged, hybrid implementation architecture. In the initial phase, popularity-based methods and Association Rule Mining (ARM) are applied to mitigate the cold-start problem. The main recommendation mechanism relies on an optimized Hybrid Collaborative Filtering (HCF) model based on implicit feedback, utilizing lightweight frameworks such as LightFM. Evaluation is conducted through A/B testing tailored for low-traffic conditions. The results indicate that HCF models enriched with item metadata demonstrate higher hit rates under sparse data conditions and positively influence Average Order Value (AOV) and Conversion Rate (CR).

Keywords: recommendation systems, e-commerce, hybrid filtering, data sparsity, cold-start

Мухаммад Рамиз АГАЕВ

Магистрант, специальность Компьютерная инженерия, Западно Каспийский Университет

**РЕСУРСОСБЕРЕГАЮЩИЕ ПЕРСОНАЛИЗИРОВАННЫЕ СИСТЕМЫ
РЕКОМЕНДАЦИЙ ДЛЯ МАЛЫХ ПЛАТФОРМ ЭЛЕКТРОННОЙ КОММЕРЦИИ:
СТРАТЕГИИ ВНЕДРЕНИЯ И ОЦЕНКА ВЛИЯНИЯ НА БИЗНЕСА**

Резюме

Цель данного исследования заключается в выявлении и оценке ресурсосберегающих методологий внедрения персонализированных систем рекомендаций для малых и средних предприятий электронной коммерции (МСЭ). Исследование направлено на решение ключевых проблем, с которыми сталкиваются эти предприятия, включая разреженность данных и ограниченные вычислительные ресурсы. Исследование основано на поэтапной гибридной архитектуре внедрения. На начальном этапе для снижения проблемы холодного старта применяются методы на основе популярности и анализ правил ассоциаций (ARM). Основной механизм рекомендаций реализован с помощью оптимизированной модели гибридной коллаборативной фильтрации (HCF), работающей с неявной обратной связью и использующей легковесные фреймворки, такие как LightFM. Оценка проводится с использованием A/B-тестирования, адаптированного под условия низкой посещаемости. Результаты показывают, что модели HCF, обогащённые метаданными товаров, демонстрируют более высокий показатель попаданий в условиях разреженных данных и положительно влияют на среднюю стоимость заказа (AOV) и коэффициент конверсии (CR).

Ключевые слова: рекомендательные системы, электронная коммерция, гибридная фильтрация, разреженность данных, проблема «холодного старта»

Daxil olub: 30.01.2026