

VILNIAUS UNIVERSITETAS
EKONOMIKOS IR VERSLO ADMINISTRAVIMO FAKULTETAS
STRATEGINIS INFORMACINIŲ SISTEMŲ VALDYMAS

Austė Šeputytė
MAGISTRO BAIGIAMASIS
DARBAS

<p>PERSONALIZAVIMO IR KONTEKSTO SVARBA DIRBTINIO INTELEKTO PAGRINDU VEIKIANČIOSE REKOMENDACINĖSE SISTEMOSE</p>	<p>THE IMPORTANCE OF PERSONALIZATION AND CONTEXT IN AI RECOMMENDER SYSTEMS</p>
--	--

Magistrantas _____
(parašas)

Darbo vadovas _____
(parašas)

Darbo vadovas Mindaugas
Krutinis

Darbo įteikimo
data:
Registracijos
Nr.

Vilnius, 2023

TURINYS

ĮVADAS	7
1. TEORINIAI REKOMENDACINIŲ SISTEMŲ ASPEKTAI	10
1.1 Rekomendacinių sistemų samprata.....	10
1.2 Rekomendacinių sistemų galimybės ir apribojimai.....	13
1.3 Personalizavimo ir konteksto vaidmuo DI rekomendacinėse sistemose	19
1.4 DI rekomendacinių sistemų vertinimo būdai.....	24
2. KONTEKSTO IR PERSONALIZAVIMO VEIKSNIŲ SVARBOS REKOMENDACINĖSE SISTEMOSE TYRIMO METODOLOGIJA	28
2.1 Tyrimo metodai.....	28
2.2 Anketinė apklausa	32
2.3 Žvalgybinis tyrimas.....	33
2.3.1 Žvalgybinio tyrimo rezultatų apibendrinimas.....	33
3. KONTEKSTO IR PERSONALIZAVIMO VEIKSNIŲ SVARBOS REKOMENDACINĖSE SISTEMOSE TYRIMO REZULTATAI.....	34
3.1 Tyrimo imtis.....	34
3.2 Atsižvelgimas į rekomendacijas.....	35
3.3 Kontekstinių ir personalizavimo veiksnių svarba	37
3.4 Pasitenkinimas naudojamomis rekomendacinėmis sistemomis.....	38
3.5 Pasitikėjimas suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis	41
3.6 Noras dalintis papildoma informacija	45
3.7 Kontekstą atitinkančių rekomendacijų pagalba ieškant turinio.....	48
3.8 Personalizuotų rekomendacijų pagalba ieškant turinio.....	51
3.9 Respondentų, susidūrusių ir nesusidūrusių su kontekstinėmis rekomendacinėmis sistemomis ir kontekstinių veiksnių svarbos vertinimas	55

3.10 Respondentų, susidūrusių ir nesusidūrusių su personalizuotomis rekomendacinėmis sistemomis, bei personalizavimo veiksnių svarbos vertinimas.....	56
IŠVADOS	58
PASIŪLYMAI.....	60
LITERATŪROS SĄRAŠAS	61
SANTRAUKA.....	66
SUMMARY	67
PRIEDAI.....	68
1 priedas. Žvalgybinio tyrimo anketa.....	68
2 priedas. Respondentų atsakymai į atvirus klausimus	73
3 priedas. Kiekybinio tyrimo anketinė apklausa	75

LENTELĖS

1 lentelė. Rekomendacinių sistemų problemos bei sprendimo būdai pagal jų tipus

2 lentelė. Patikimumo lygmenų konstantos

3 lentelė. Tyrimo imtis

4 lentelė. Respondentų atsižvelgimo į rekomendacijas vidurkiai pagal amžių ir išsilavinimą

5 lentelė. Kontekstinių ir personalizavimo veiksnių svarbos vidurkiai ir modos

6 lentelė. Kontekstinių veiksnių ir pasitenkinimo rekomendacinėmis sistemomis koreliacijos koeficientai

7 lentelė. Personalizavimo veiksnių ir pasitenkinimo rekomendacinėmis sistemomis koreliacijos koeficientai

8 lentelė. Pasitikėjimo suasmenintomis ir nesuasmenintomis rekomendacijomis vidurkiai ir standartiniai nuokrypiai

9 lentelė. Personalizavimo veiksnių ir pasitikėjimo suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis koreliacijos koeficientai

10 lentelė. Personalizavimo veiksnių ir pasitikėjimo suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis regresijos koeficientai

11 lentelė. Konteksto veiksnių ir pasitikėjimo suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis koreliacijos koeficientai

12 lentelė. Konteksto veiksnių ir pasitikėjimo suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis regresijos koeficientai

13 lentelė. Sutikimo dalintis papildoma asmenine informacija, kad būtų pagerinta rekomendacijų kokybė vidurkis, mediana ir moda

14 lentelė. Sutikimas dalintis papildoma informacija su rekomendacine sistema pagal amžiaus grupes

15 lentelė. Sutikimas dalintis papildoma informacija su rekomendacine sistema pagal lytį

16 lentelė. Konteksto rekomendacijų pagalba atrandant dominantį turinį vidurkiai

17 lentelė. Konteksto rekomendacijų pagalba atrandant dominantį turinį ir konteksto veiksmų koreliacijos koeficientai

18 lentelė. Konteksto rekomendacijų pagalba atrandant dominantį turinį ir konteksto veiksmų regresijos koeficientai

19 lentelė. Personalizuotų rekomendacijų pagalba atrandant dominantį turinį vidurkiai

20 lentelė. Personalizuotų rekomendacijų pagalba atrandant dominantį turinį ir personalizavimo veiksmų koreliacijos koeficientai

21 lentelė. Personalizuotų rekomendacijų pagalba atrandant dominantį turinį ir personalizavimo veiksmų regresijos koeficientai

22 lentelė. Respondentų, susidūrusių ir nesusidūrusių su kontekstiniais veiksniais, veiksmų svarbos vidurkiai ir modos

23 lentelė. Respondentų, susidūrusių ir nesusidūrusių su personalizuotomis rekomendacijomis ir personalizavimo veiksmų svarbos vidurkiai ir modos

PAVEIKSLAI

1 paveikslas. Rekomendacinių sistemų vertė verslui.

2 paveikslas. Rekomenduojamųjų sistemų projektavimo ir įvertinimo modulių schema.

3 paveikslas. Rekomendacinių sistemų vertinimo modelis: vertinimo tikslai ir dizaino erdvė (pagal stačiakampius vertinimo principų matmenis, vertinimo būdus ir vertinimo aspektus).

4 paveikslas. Konteksto veiksnių ir personalizavimo svarbos rekomendacinėse sistemose tyrimo etapai

IVADAS

Temos aktualumas: Dirbtinio intelekto rekomendacijų sistemos vis dažniau naudojamos įvairiose pramonės šakose – nuo elektroninės prekybos iki socialinės žiniasklaidos ir sveikatos priežiūros. Supratimas, kaip šios sistemos atitinka vartotojų poreikius ir lūkesčius, gali padėti nustatyti tobulinamas sritis ir optimizuoti jų naudojimą. Rekomendacinės sistemos gali turėti didelės įtakos vartotojų patirčiai ir įsitraukimui. Nagrinėdami, ar vartotojai yra patenkinti šiomis sistemomis ir kokie veiksniai, jų nuomone, pagerintų gaunamas rekomendacijas, įmonės ir organizacijos gali pagerinti bendrą produktų ir paslaugų kokybę. Naudojant dirbtinį intelektą (DI) rekomendacinėse sistemose kyla svarbių klausimų apie personalizavimą, privatumą ir galimą šališkumą. Vartotojų suvokimo tyrimas padeda kurti etiškas ir patikimas rekomendacijų sistemas.

Temos ištirtumas ir naujumas: Mokslinėje literatūroje pasitenkinimo rekomendacinėmis sistemomis ištirtumo lygis yra ganėtinai žemas. Jau atliktuose moksliniuose tyrimuose apie dirbtinio intelekto rekomendacines sistemas keletas autorių teigia, jog reikia atlikti tolesnius tyrimus, siekiant ištirti DI rekomendacijų sistemų efektyvumą įvairiose taikymo srityse ir vartotojų grupėse, taip pat nustatyti veiksnius, kurie prisideda prie šių sistemų sėkmės ar nesėkmės (O'Donovan, Karypis ir Riedl, 2018). Taip pat, kiti autoriai teigia, jog reikia atlikti tolesnius tyrimus, kad būtų galima geriau suprasti galimą individualizuotų rekomendacijų sistemų poveikį vartotojams ir visuomenei ir nustatyti veiksmingas strategijas, kaip spręsti galimas etines problemas (Chou, Chen ir Liu, 2020). Atlikus šį tyrimą jo rezultatai gali būti naudingi moksle, kadangi šios temos ištyrimo lygis yra žemas. Taip pat šio tyrimo rezultatai gali būti naudingi įmonėms, naudojančioms dirbtinio intelekto rekomendacines sistemas padedant joms suprasti naudotojų pasitenkinimą bei poreikius. Šio tyrimo rezultatai gali taip pat būti naudingi ateityje kuriant naujas rekomendacines sistemas.

Darbo problema: Ar personalizavimas ir kontekstas dirbtinio intelekto pagrindu veikiančiose rekomendacinėse sistemose yra svarbūs veiksniai lemiantys naudotojų pasitenkinimą?

Darbo tikslas: Nustatyti personalizavimo ir konteksto svarbą dirbtinio intelekto pagrindu veikiančiose rekomendacinėse sistemose.

Darbo uždaviniai:

1. Susisteminti mokslinės literatūros įžvalgas apie dirbtinio intelekto rekomendacijų sistemas, jų galimybes ir ribojimus, vertinimo metodus, bei personalizavimo ir konteksto aspektus.
2. Sukurti klausimyną, kuris padėtų ištirti, kokie veiksniai daro įtaką vartotojų suvokimui ir pasitenkinimui dirbtinio intelekto rekomendacijų sistemomis, taip pat nustatant personalizavimo svarbą.
3. Suformuluoti išvadas ir pasiūlymus dirbtinio intelekto rekomendacijų sistemų kūrimui ir diegimui, atsižvelgiant į konteksto ir personalizavimo aspektus, remiantis mokslinės literatūros apžvalga ir anketinės apklausos rezultatais.

Darbo metodai:

1. Mokslinės literatūros analizė

Šiame darbe išanalizuota mokslinė literatūra siekiant išsiaiškinti autorių mintis apie rekomendacinių sistemų veikimo principą, jų galimybes bei problemas, vertinimo metodus bei personalizavimo ir konteksto svarbą.

2. Anketinė apklausa - kiekybinis tyrimas

Šiame darbe atliktas kiekybinis tyrimas - anketinė apklausa. Tyrimo metu buvo siekiama pagrįsti literatūros analizės metu atrastą konteksto ir personalizavimo svarbą.

Darbo struktūra: Šiame darbe mokslinės literatūros analizė susidaro iš keturių poskyrių, kurie padeda įvykdyti pirmąjį darbo uždavinį. Pirmajame poskyryje apžvelgiamos dirbtinio intelekto rekomendacinės sistemos, jų algoritmų tipai. Antrajame poskyryje apžvelgiama rekomendacinių sistemų galimybės ir apribojimai verslui. Trečiasis skyrius apžvelgia mokslinės literatūros autorių mintis apie personalizavimo ir konteksto svarbą rekomendacinėse sistemose. Ketvirtasis skyrius aprašo rekomendacinių sistemų vertinimo metodus.

Tyrimo metodologijos dalis susideda iš trijų poskyrių. Pirmasis poskyris aptaria darbe naudojamus tyrimo metodus. Antrajame poskyryje kalbama apie anketinės apklausos, kaip tyrimo metodo, sudarymą bei naudojimą. Trečiasis poskyris apžvelgia atliktą žvalgybinį tyrimą.

Tyrimo rezultatų aptarimo dalis susideda iš dešimties poskyrių. Pirmasis poskyris aptaria tyrimo imtį. Antrame poskyryje analizuojamas respondentų atsižvelgimas į rekomendacijas renkantis turinį. Trečiasis poskyris aptaria respondentų požiūrį į kontekstinių ir personalizavimo veiksnių svarbą. Ketvirtajame poskyryje aptariamas respondentų pasitenkinimas naudojamomis rekomendacinėmis sistemomis. Penktasis poskyris yra apie respondentų pasitikėjimą suasmenintomis rekomendacijomis. Šeštame poskyryje analizuojamas respondentų noras dalintis papildoma informacija su rekomendacinėmis sistemomis, su tikslu gauti tikslesnes rekomendacijas. Septintame skyriuje aptariama kontekstą atitinkančių rekomendacijų pagalba respondentams ieškant turinio ir atitinkamai aštuntame poskyryje kalbama apie personalizuotų rekomendacijų pagalbą. Devintame poskyryje analizuojama respondentų, susidūrusių ir nesusidūrusių su kontekstinėmis rekomendacijomis, kontekstinių veiksnių svarbos vertinimas bei atitinkamai dešimtame poskyryje analizuojama personalizavimo veiksnių svarbos vertinimas.

1. TEORINIAI REKOMENDACINIŲ SISTEMŲ ASPEKTAI

1.1 Rekomendacinių sistemų samprata

Rekomendacijų sistema yra DI sistema, teikianti suasmenintą turinį arba produktus, pagrįstus ankstesniu vartotojo elgesiu ar pageidavimais. (Wang ir Chen, 2020). Rekomendacinės sistemos, kuriose naudojamas dirbtinis intelektas, gali pagerinti vartotojų patirtį ir padidinti įsitraukimą į internetines platformas. Tačiau šių sistemų efektyvumui įtakos gali turėti įvairūs veiksniai, įskaitant algoritmams apmokyti naudojamų duomenų kokybę, naujų ir pažįstamų rekomendacijų balansą ir tai, ar rekomendacijos atitinka vartotojo tikslus ir poreikius. (O'Donovan ir kt., 2018 m.).

Rekomendacijų sistemos naudoja mašininio mokymosi algoritmus, kad analizuotų vartotojo duomenis ir generuotų rekomendacijas, pagrįstas įvairiais veiksniais, pvz., vartotojo sąveikų istorija, demografiniais rodikliais ar socialiniu tinklu. (Karypis & Kumar, 2020). Rekomendacijų sistemos dažniausiai naudojamos tokiose pramonės šakose kaip žiniasklaidos srautinis perdavimas, el. prekyba ir socialinė žiniasklaida. (Zhang & Chen, 2021)

Mokslinėje literatūroje autoriai pateikia šias rekomendacinių sistemų klasifikacijas pagal jų algoritmų veikimo principą:

- Bendradarbiavimo filtravimo rekomendacijų sistemos: šios sistemos generuoja rekomendacijas pagal ankstesnę vartotojų grupės elgseną ar pageidavimus, pvz., produktų ar prekių įvertinimus (Karypis ir Kumar, 2020).
- Turiniu pagrįstos rekomendacijų sistemos: šios sistemos generuoja rekomendacijas pagal rekomenduojamų elementų charakteristikas arba ypatybes (O'Donovan, Karypis ir Riedl, 2018).
- Hibridinės rekomendacijų sistemos: šiose sistemose derinamas bendradarbiavimo filtravimo ir turinio metodų naudojimas, kad būtų sukurtos rekomendacijos (Adomavicius & Tuzhilin, 2005).
- Kontekstą suvokiančios rekomendacijų sistemos: šiose sistemose atsižvelgiama į kontekstą, kuriame teikiamos rekomendacijos, pvz., naudotojo

vietą arba paros laiką, kad būtų pateiktos tinkamesnės rekomendacijos (Chou, Chen ir Liu, 2020).

- Demografinės rekomendacinės sistemos. (Ryngksai ir Chameikho, 2014).

Bendradarbiavimo filtravimo rekomendacijų sistemos yra informacijos filtravimo sistemos tipas, kuris naudoja ankstesnius įvertinimus arba daugelio naudotojų sąveikas, kad nustatytų modelius ir rekomenduotų elementus naujam vartotojui. Šios sistemos dažniausiai naudojamos įvairiose programose, įskaitant internetinę mažmeninę prekybą, žiniasklaidos srautinį perdavimą ir socialinius tinklus. Bendradarbiavimo filtravimo rekomendacijų sistemos gali būti toliau skirstomos į atmintimi pagrįstus ir modeliais pagrįstus metodus. Atmintis pagrįstas bendradarbiavimo filtravimas apskaičiuoja rekomendacijas, pagrįstas visu naudotojo elementų duomenų rinkiniu, o modeliu pagrįsti bendradarbiavimo filtravimo metodai iš šių duomenų išmoksta nuspėjamąjį modelį ir tada naudoja modelį rekomendacijoms teikti (Ricci, Rokach ir Shapira, 2011).

Vienas iš pagrindinių bendradarbiavimo filtravimo rekomendacijų sistemų pranašumų yra tai, kad jos gali teikti asmenines rekomendacijas vartotojams pagal panašių vartotojų pageidavimus (Shani, Gunawardana ir Wang, 2011). Tai gali būti ypač naudinga tais atvejais, kai yra daug galimų elementų ir vartotojui sunku rankiniu būdu ieškoti ir įvertinti visas parinktis. Bendradarbiavimo filtravimo rekomendacijų sistemos taip pat gali būti veiksmingos tais atvejais, kai yra ribota informacija apie rekomenduojamų elementų savybes (Adomavicius ir Tuzhilin, 2011).

Turiniu pagrįstos rekomendacijų sistemos analizuoja vartotojo anksčiau įvertintus dokumentus ar elementus ir pagal tų elementų ypatybes sukuria vartotojo interesų modelį. Šis modelis, vadinamas profiliu, naudojamas rekomenduoti naujus elementus, kurie gali būti įdomūs vartotojui. Rekomendavimo procesas apima vartotojo profilio atributų palyginimą su konkreto elemento atributais ir, remiantis atitikimu, nustatant vartotojo susidomėjimo tuo elementu lygį. Jei profilis tiksliai atspindi vartotojo nuostatas, jis gali būti naudojamas paieškos rezultatams filtruoti ir rodyti tik tuos elementus, kurie gali būti svarbūs vartotojui. (Lops, 2010)

Rekomendavimo sistemos atspindi vartotojo nuostatas, kad būtų galima pasiūlyti pirkti ar iširti prekes. Jie tapo pagrindinėmis elektroninės komercijos ir informacijos prieigos programomis, teikiančiomis pasiūlymus, kurie efektyviai sumažina dideles informacijos erdves, kad vartotojai būtų nukreipti į tuos elementus, kurie geriausiai atitinka

jų poreikius ir pageidavimus. Buvo pasiūlyta įvairių metodų rekomendacijoms atlikti, įskaitant turiniu pagrįstus, bendradarbiavimo, žiniomis pagrįstus ir kitus metodus. Siekiant pagerinti našumą, šie metodai kartais buvo derinami hibridinėse rekomendacinėse sistemose. (Burke, 2002).

Rekomendavimo sistemos yra programinės įrangos įrankiai, naudojami gaminant ir teikiant pasiūlymus dėl elementų ir kitų objektų vartotojams, naudojant įvairias strategijas. Hibridinės rekomendacijų sistemos sujungia dvi ar daugiau rekomendacijų strategijų skirtingais būdais, kad gautų naudos iš jų papildomais privalumų. (Cano, 2017)

Kontekstą suvokiančios rekomendacijos sistemos yra specifinė rekomendacijų sistemų kategorija, kuri kaip įvestį ima kontekstinę informaciją ir teikia papildomų naudingų pasiūlymų. Tuo pačiu metu turiniu pagrįsta sistema rodo rekomendacijų sistemų srities diagramą ir dabartinę rekomendacijų strategijų laikotarpį, kuris reguliariai aprašomas trimis esminiais susitarimais: turiniu pagrįstas, kolektyvinis ir hibridinis pasiūlymo metodas, ty hibridinis. (Javed ir kt., 2021).

Rekomendacijų sistemos numato įvertinimus ir siūlo elementus vartotojams pagal jų pomėgius, naršymo istoriją ir nuostatas. Šios sistemos naudoja filtravimo algoritmus, pvz., bendradarbiavimo filtravimą ir filtravimą pagal turinį, kad pasirinktų atitinkamus elementus kiekvienam vartotojui. Tačiau šiose tradicinėse rekomendacijų sistemose neatsižvelgiama į sąlyginį daiktų naudojimą ar skirtingas aplinkybes, kuriomis vartotojas gali suvartoti prekę. Pavyzdžiui, vartotojas gali norėti žiūrėti skirtingus filmus skirtingu laiku, skirtingose vietose ir su skirtingais palydovais. Kontekstinės informacijos įtraukimas į tradicines rekomendacijų sistemas gali pagerinti jų rekomendacijų ir įvertinimų numatymo tikslumą, atsižvelgiant į šiuos sąlyginio naudojimo veiksnius. Kontekstas apibrėžiamas kaip bet kokia informacija, kuri yra svarbi subjekto (pvz., asmens ar objekto) ir programos sąveikai ir gali būti naudojama subjekto situacijai apibūdinti. Tai gali apimti fonines temas, susijusias su vartotojo veikla per tam tikrą laikotarpį. (Sejval ir kt., 2020).

Demografinis filtravimas (DF) yra rekomendacinė sistema, kuri klasifikuoja vartotojus pagal jų demografinę informaciją ir atitinkamai rekomenduoja prekes ar paslaugas. DF naudotojų profiliai kuriami grupuojant vartotojus į kategorijas pagal jų demografines charakteristikas, tokias kaip amžius, lytis arba vieta. Šios kategorijos naudojamos stebėti kiekvienos grupės vartotojų bendrą pirkimo elgseną arba

pageidavimus. Kai naujas vartotojas įvedamas į sistemą, pateikiamos rekomendacijos, pirmiausia nustatant, kuriai kategorijai vartotojas priklauso, o tada naujam vartotojui pritaikant kumuliacines ankstesnių tos kategorijos vartotojų nuostatas. DF sukuria „žmonių tarpusavio“ koreliacijas, pvz., bendradarbiavimo metodus, tačiau naudoja skirtingus duomenis nei bendradarbiaujant ar turiniu pagrįsti metodai, kuriems reikalinga naudotojų įvertinimų istorija. (Ryngksai ir Chameikho, 2014).

Apibendrinimui, rekomendavimo sistemos yra dirbtiniu intelektu pagrįsti įrankiai, teikiantys suasmenintą turinį arba produktus, pagrįstus ankstesniu vartotojo elgesiu ar pageidavimais. Šios sistemos naudoja mašininio mokymosi algoritmus vartotojų duomenims analizuoti ir rekomendacijoms generuoti. Yra įvairių tipų rekomendacijų sistemų, įskaitant bendradarbiavimo filtravimą, pagrįstą turiniu, mišrią, atsižvelgiant į kontekstą ir pagrįstą demografiniais rodikliais. Bendradarbiavimo filtravimo sistemos generuoja rekomendacijas pagal ankstesnę vartotojų grupės elgseną ar pageidavimus, o turiniu pagrįstos sistemos – pagal rekomenduojamų elementų charakteristikas ar ypatybes. Bendradarbiavimo filtravimo metodas gali būti toliau skirstomas į atmintimi pagrįstus ir modeliais pagrįstus metodus. Turiniu pagrįstos sistemos analizuoja vartotojo anksčiau įvertintus elementus ir pagal tų elementų ypatybes sukuria vartotojo interesų modelį, kuris naudojamas rekomenduoti naujas prekes, kurios gali būti vartotojui įdomios.

1.2 Rekomendacinių sistemų galimybės ir apribojimai

Rekomendacijų sistemos yra plačiai naudojamos siekiant padėti vartotojams atrasti naujus elementus ir priimti sprendimus pagal savo pageidavimus, tačiau šios sistemos nėra be iššūkių ir apribojimų. M. Madhukar (2014) kaip pagrindinius rekomendacinių sistemų apribojimus įvardina šiuos:

- Duomenų retumas: Praktiškai daugelis komercinių rekomendacijų sistemų yra pagrįstos dideliais duomenų rinkiniais. Dėl to bendram filtravimui naudojama vartotojo elementų matrica gali būti labai didelė ir negausi, o tai sukelia iššūkių, susijusių su rekomendacijos vykdymu. Viena tipiškų problemų, kurias sukelia duomenų retumas, yra šalto paleidimo problema.
- Mastelio keitimas: Didėjant vartotojų ir elementų skaičiui, tradiciniai algoritmai patirs rimtų mastelio problemų. Pavyzdžiui, kai yra dešimtys milijonų klientų ir milijonai prekių. Be to, daugelis sistemų turi nedelsiant reaguoti į internetinius reikalavimus ir teikti

rekomendacijas visiems vartotojams, nepaisant jų pirminių ir įvertinimų istorijos, o tai reikalauja didesnio sistemos mastelio.

- Šalto paleidimo problema (angl. cold start problem): Šalto paleidimo problema yra tipiška rekomendacijų sistemų problema. „Šaltojo paleidimo“ problema atsiranda rekomendacijų sistemose dėl informacijos, vartotojų ar elementų trūkumo. Šaltojo paleidimo problema yra gerai žinoma rekomendacijų sistemų problema: apie kiekvieną vartotoją yra palyginti mažai informacijos, todėl nepavyksta padaryti išvados, kaip rekomenduoti elementus vartotojams. Šaltojo paleidimo problema reiškia situaciją, kai naujas vartotojas ar elementas ką tik patenka į sistemą.

Šias problemas taip pat mini ir S. Khusro ir kt (2016). Autoriai taip pat išskiria ir daugiau problemų, tokių kaip:

- Šilingo atakos - šios atakos prieš rekomendacijų sistemas apima piktybiškus naudotojus ar konkurentus, pateikiančius klaidingus prekių įvertinimus, siekdami manipuluoti jų populiarumu. Tai gali pakenkti rekomendacijų sistemos pasitikėjimui ir našumui, ypač taikant bendradarbiavimo filtravimo metodus.
- Privatumas - Asmeninės informacijos teikimas rekomendacijų sistemoms gali pagerinti jų paslaugas, tačiau taip pat kelia susirūpinimą dėl duomenų privatumo ir saugumo. . Siekdamos išspręsti šias problemas, rekomendacijų sistemos gali naudoti kriptografinius mechanizmus, kad teiktų asmenines rekomendacijas, neįtraukiant trečiųjų šalių ar kitų vartotojų.
- Delsos problema - Rekomendacinės sistemos gali turėti delsos problemų, kai į duomenų bazę dažnai įtraukiami nauji elementai, nes jie gali rekomenduoti tik jau įvertintus elementus.
- Įvertinimas ir internetinių duomenų rinkinių prieinamumas - rekomendacijų sistemos įvertinimas yra svarbus nustatant jos kokybę. Tradicinės rekomendacijų sistemos dažnai naudoja specialias metrikas testų rinkinyje, kad įvertintų rezultatus ir algoritmus. Tačiau šios metrikos gali būti netaikomos skirtingiems domenams arba kontekstą žinančioms rekomendacijoms, kurioms galima naudoti kontekstinį tikslumą.
- Konteksto suvokimas - konteksto suvokimas rekomendacijų sistemose reiškia įvairius veiksnius, kurie gali turėti įtakos sistemos veikimui, pvz., dabartinę vietą, veiklą ir laiką. Taip pat rekomendacijų sistemos gali naudoti kontekstinę informaciją, gautą naudojant mobiliąsias paslaugas ir socialinius tinklus, kad pateiktų aktualesnes rekomendacijas.

Rekomendavimo sistemų veikimas gali būti pagerintas neįkyriai išsiaiškinus vartotojo pageidavimus ir su kontekstu susijusią informaciją, naudojant tokius metodus kaip veido išraiškų aptikimas, kalbos interpretacijos įrašymas ir fiziologinių signalų analizė.

M. Kuanr ir P. Mohapatra (2021) išskyrė rekomendacinių sistemų problemas, aktualiausias šiomis dienomis. Autoriai identifikavo šias problemas:

- Pritaikymas paieškos sistemose - Dėl didelio struktūrizuotų ir nestruktūrizuotų duomenų internete vartotojui gali būti sunku rasti reikiamos informacijos per paieškos sistemą. Paieškos sistemų personalizavimas gali pagerinti vartotojo patirtį, nes suteikia daugiau aktualios informacijos, pagrįstos vartotojo domeno žiniomis ir profiliu.
- Svetainės personalizavimas - Tinklalapių personalizavimas apima interneto puslapių, pritaikytų pagal vartotojo interesus, kūrimą. Adaptyvi sistema gali rekomenduoti tinkamiausius tinklalapius vartotojui, kai jie lankosi konkrečiame tinklalapyje, naudojant realaus laiko personalizavimą.
- Laiko suvokimas bendradarbiaujančiose rekomendacijose - bendradarbiavimo filtravimo algoritmai dažniausiai naudojami teikiant rekomendacijas vartotojams, bet jie nelaiko laiko praėjimo veiksmu. Tačiau naudotojų pomėgiai laikui bėgant gali keistis, todėl rekomendacijų sistema turėtų atsižvelgti tiek į naudotojo, tiek į prekių dinamiką, taip pat į naujausius naudotoju veiksmus, kad sudarytų rekomendacijų sąrašą.
- Rekomendacijų generavimas su paaiškinimais - tradicinės rekomendacinės sistemos nepateikia skaidrios informacijos apie tai, kodėl produktas yra rekomenduojamas, todėl naudotojams gali būti sunku priimti rekomendacijas ir priimti sprendimus.
- Duomenų retumo problema, įvardinta ir anksčiau minėtų autorių, pagal M. Kuanr ir P. Mohapatra (2021) taip pat aktuali ir šiomis dienomis.

Įvardindami pagrindines rekomendacinių sistemų problemas, autoriai dažniausiai įvardina ir rekomendacinių sistemų tipus, kuriuos naudojant šios problemos pasireiškia. Problemos priskiriamos rekomendacinėms sistemoms pagal autorius pavaizduotos žemiau esančioje lentelėje (1 lentelė).

1 lentelė

Rekomendacinių sistemų problemos bei sprendimo būdai pagal jų tipus.

Problema	Rekomendacinė sistema	Kaip išspręsti problemą	Autoriai
Duomenų retumas	Bendradarbiavimo rekomendacinė sistema	Naudoti turiniu pagrįstą rekomendacinę sistemą	M. Kuanr ir P. Mohapatra (2021), S. Khusro ir kt. (2016), M. Madhukar (2014).
Privatumas	Bendradarbiavimo rekomendavimo sistema (pasireiškia dažniau nei kitose)	Kriptografija	S. Khusro ir kt (2016)
Mastelio keitimas	Bendradarbiavimo rekomendacinės sistemos	Klasterizavimas	M. Madhukar (2014), S. Khusro ir kt. (2016).
Delsos problema	Bendradarbiavimo rekomendacinės sistemos	Turiniu pagrįstos sistemos	Khusro ir kt. (2016).

Šaltinis: Sudaryta autoriaus

Nepaisant galimų rekomendacinių sistemų problemų, jos taip pat atveria ir daug galimybių. Rekomendacijų sistemos atlieka svarbų vaidmenį kasdieniame gyvenime, darydamos įtaką sistemos naudotojų pasirinkimams, teikdamos rekomendacijas, pagrįstas interesais ir ankstesniu elgesiu. Pavyzdžiui, naujienų svetainės naudoja asmenų skaitymo istoriją, kad rekomenduotų naujienų straipsnius, internetiniai socialiniai tinklai naudoja esamus asmens draugus, kad rekomenduotų naujus draugus, o internetiniai mažmenininkai analizuoja kliento pirkinių istoriją, kad rekomenduotų produktus. (C. H. Yeung, 2015).

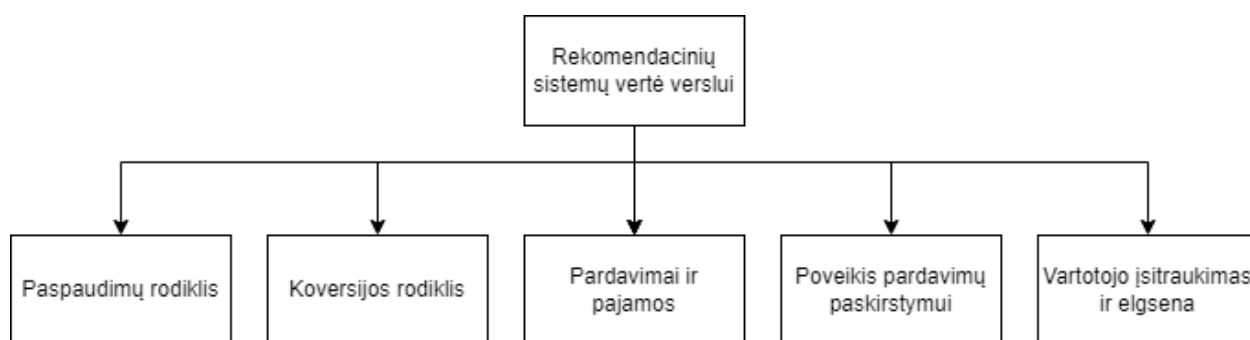
Apie rekomendacinių sistemų naudą elektroninėje komercijoje kalba P. M. Alamdari ir kt. (2020). Autoriai mini, jog rekomendavimo sistemos padeda vartotojams greičiau atrasti produktus ir paslaugas tarp didelio kiekio produktų. Šios sistemos yra svarbios elektroninei prekybai, nes gali padidinti konversijų rodiklius, pagerinti klientų lojalumą ir pasitenkinimą. Jos taip pat gali padėti įmonėms pagerinti savo elektroninės

prekybos metrikas. Rekomendavimo sistemos gali teikti produktų, filmų, įvykių, įspėjimų ar straipsnių rekomendacijas įvairiems vartotojams, pvz., klientams, lankytojams, sistemos administratoriams ar turiniui.

Rekomendacinių sistemų svarbą verslui taip pat aprašė D. Jannach ir M. Jugovac (2019). Autorių išskiriamos naudos verslui pavaizduotos žemiau esančiame paveiksle (1 paveikslas).

1 paveikslas.

Rekomendacinių sistemų vertė verslui.



Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis D. Jannach ir M. Jugovac (2019).

Apie paspaudimų rodiklius D. Jannach ir M. Jugovac (2019) teigia, jog naudodamiesi paspaudimų rodikliu, tam tikra forma matuojama, kiek paspaudimų sulaukia rekomendacijos. Pagrindinė prielaida yra ta, kad daugiau paspaudimų ant rekomenduojamų elementų rodo, kad rekomendacijos buvo aktualesnės naudotojams. Apie paspaudimų rodiklius kalba ir N. Chaudhary ir D. R. Chowdhury (2018). Autoriai teigia, kad suasmenintos rekomendacijų sistemos gali padidinti klientų paspaudimų ir pirkimų skaičių elektroninės prekybos platformose. Norint nustatyti tinkamiausią rekomendacinį modelį elektroninės prekybos verslui, būtina eksperimentuoti su skirtingais modeliais ir įvertinti, kaip klientai reaguoja į rekomenduojamus produktus.

Paspaudimų rodikliai ne visada yra pagrindinis rekomendacijų scenarijų sėkmės rodiklis. Nors paspaudimų rodiklis gali įvertinti naudotojų dėmesį ar susidomėjimą, jis nebūtinai parodo, ar naudotojams patiko rekomenduojamas naujienų straipsnis, kurį jie spustelėjo, ar jie pirko gavę rekomendaciją. Vertinant rekomendacijų veiksmingumą, reikėtų atsižvelgti ir į kitus veiksnius, tokius kaip vartotojų pasitenkinimas ir faktiniai pirkimai, todėl dažnai yra įvedamas konversijos rodiklis. (D. Jannach ir M. Jugovac, 2019).

Ankstesnėje dalyje buvo paminėta, kad pritaikymo ir konversijos priemonės dažnai yra naudingesnės nustatant galimą rekomenduojamo verslo vertę, nei naudojant tiesiog paspaudimų rodiklio priemones. Jei naudotojai pasirenka prekę iš rekomendacijų sąrašo ir ją peržiūri arba įsigyja, tai rodo, kad naujasis algoritmas sėkmingai nustatė vartotojui aktualias prekes. (D. Jannach ir M. Jugovac (2019). Veiksminga produktų rinkodara lemia stiprius pardavimus, o rekomendacijų sistemos padeda tai padaryti, naudodamos pažangius algoritmus vartotojų elgsenai tirti ir konkrečius vartotojus nukreipti su pardavimo pasiūlymais ir akcijomis. Daugelyje svetainių ir programų naudojamos rekomendacijų sistemos, o rinkoje atlikti tyrimai parodė, kad įdiegus tokią sistemą dauguma įmonių patiria pardavimų padidėjimą. Pavyzdžiui, įdiegus rekomendacijų sistemą „Amazon“ pardavimai išaugo 60%. (K. A. Reshak ir kt. 2022).

Suasmėnintos rekomendacijos gali labai paveikti naudotojų elgesį, pvz., perkamų prekių skaičių. Rekomendacijos gali ne tik padidinti perkamų prekių skaičių, bet ir turėti įtakos perkamų prekių rūšims. Pardavėjai gali naudoti rekomendacijas, siekdami paskatinti klientus pirkti konkrečias prekes dėl įvairių priežasčių, pvz., skatinti kryžminį pardavimą, rekomenduodami papildomas prekes. (D. Jannach ir M. Jugovac, 2019). Be teigiamo poveikio pardavimų apimčiai, dėl kurio padidėja įmonės pajamos ir interneto naudojimas, buvo įrodyta, kad rekomenduotojai daro įtaką pardavimų įvairovei, o tai reiškia parduodamų produktų rinkos dalies pasiskirstymą visame produktų asortimente įmonės lygiu ir perkamų prekių įvairovę individualaus vartotojo lygmeniu. (D. Lee ir K. Hosanagar, 2014).

Manoma, kad įvairiose taikymo srityse, pvz., žiniasklaidos sraute, didesnis vartotojų įsitraukimas padidina vartotojų išlaikymo lygį, o tai, savo ruožtu, tiesiogiai virsta verslo verte. Daugelyje realaus pasaulio rekomendacijų sistemų tyrimų pranešama apie padidėjusį naudotojų aktyvumą esant rekomendacinei sistemai. (D. Jannach ir M. Jugovac, 2019). Kaip minėta, momentinė metrika (paspaudimas, pirkimas ir t. t.) nėra vieninteliai naudotojo įsitraukimo bei pasitenkinimo rodikliai, o ilgalaikis įsitraukimas yra dar svarbesnis, kuris dažnai matuojamas uždelsta metrika, pvz., naršymo gyliu, vartotojas dar kartą apsilanko sistemoje ir laiko joje. (L. Zhou ir kt., 2019).

Apibendrinimui, rekomendacinės sistemos naudoja naudotojo duomenis, kad pasiūlytų suasmėnintus elementus, tačiau jos turi apribojimų. Duomenų retumas, mastelio keitimas ir šaltojo paleidimo problema yra pagrindiniai rekomendacijų sistemų

apribojimai, kai trūksta informacijos apie naujus vartotojus. Šilingo atakos, privatumo problemos, delsos problemos, internetinių duomenų rinkinių įvertinimas ir pasiekiamumas, konteksto suvokimo problema, pritaikymas paieškos sistemose ir svetainių personalizavimas taip pat iššūkiai, su kuriais susiduria rekomendacijų sistemos. Rekomendavimo sistema susiduria su iššūkiais teikti naudingas ir tikslias rekomendacijas prisitaikant prie naujų elementų, sprendžiant vartotojo privatumo problemas ir pateikiant tikslius rezultatus, kai laikui bėgant keičiasi vartotojo nuostatos. Nepaisant šių iššūkių, rekomendacijų sistemos turi keletą privalumų. Jie gali padėti vartotojams atrasti naujų prekių, pagerinti vartotojų įsitraukimą ir padidinti pardavimą, pateikdami suasmenintas rekomendacijas. Be to, jie gali padėti įmonėms ir organizacijoms rekomenduoti produktus klientams ir priimti duomenimis pagrįstus sprendimus, pagrįstus vartotojų elgesiu ir pageidavimais.

1.3 Personalizavimo ir konteksto vaidmuo DI rekomendacinėse sistemose

Apie personalizavimo svarbą kalba ir anksčiau minėti autoriai įvardindami rekomendacinių sistemų galimybes. Suasmeninimas apima rekomendacijų gavimą iš draugų, kurie yra susipažinę su mūsų pageidavimais. Rekomendacijų sistemos bando pakartoti šį procesą naudodamos duomenis, surinktus apie vartotoją, kad pagerintų svetainėje siūlomas paslaugas ir užtikrintų, kad jos atitiktų vartotojo pageidavimus. (M. H. Mohamed ir kt. 2019).

Rekomendavimo sistemų efektyvumas priderinant produktus vartotojams priklauso nuo turimos informacijos apie vartotojų skonį. Jei yra pakankamai informacijos, šios sistemos gali būti labai tikslios. Tačiau gali būti sunku tiksliai įvertinti rekomendacijų sistemų efektyvumą, nes įprastiniai rodikliai gali pervertinti tikrąjį algoritmo tikslumą. Per didelis pasitikėjimas rekomendacijomis taip pat gali būti nenaudingas naudotojams. Norint tiksliai įvertinti šių sistemų efektyvumą, gali prireikti alternatyvių vertinimo metodų. (C. H. Yeung, 2015)

M. Chen ir P. Liu (2017) teigia, jog elektroninė prekyba yra labiausiai paplitęs rekomendacijų sistemų pritaikymas. Kai pavyzdžius autorius pateikia, „Amazon“ suasmenintos produktų rekomendacijos, „YouTube“ vaizdo įrašų rekomendacijos, pagrįstos ankstesniais naudotojo pomėgiais, ir „Netflix“ filmų rekomendacijos, pagrįstos ankstesne vartotojo žiūrėjimo istorija. Suasmenintos rekomendacijų sistemos taip pat

naudojamos naujų rekomendacijoms, draugų rekomendacijoms socialinių tinklų svetainėse.

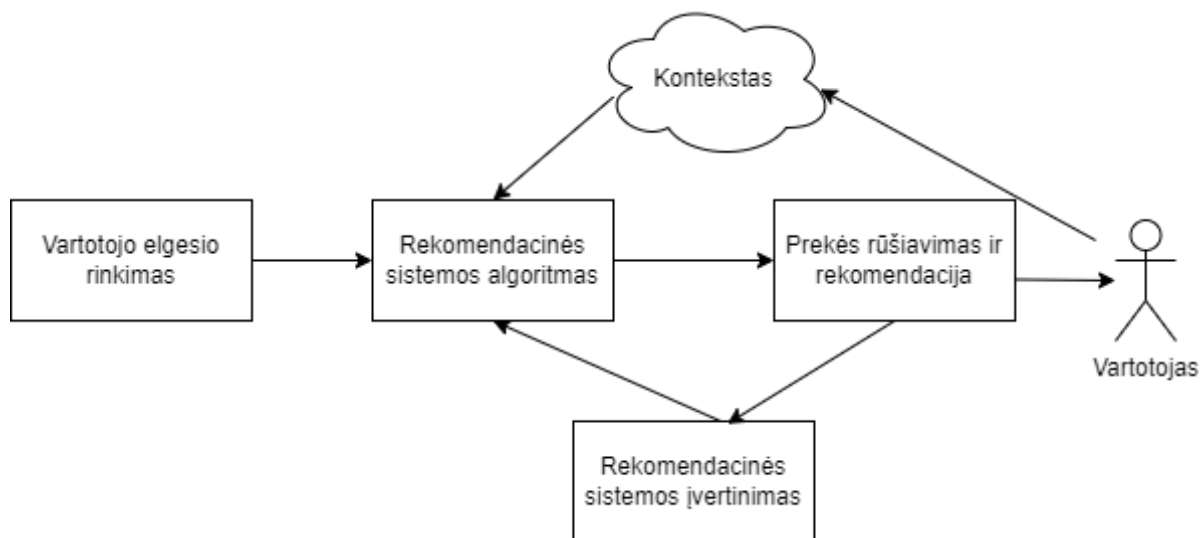
Kad nustatytų, kas patinka vartotojams, rekomendacijų sistema pirmiausia renka informaciją apie juos ir naudoja šią informaciją, kad įvertintų jų pageidavimus ir sukurtų profilius. Šią informaciją galima rinkti dviem pagrindiniais būdais: aiškiai, tiesiogiai klausiant vartotojų apie jų pageidavimus naudojant tokius metodus kaip klausimynai; ir netiesiogiai, stebint jų elgesį (pvz., daiktus, kuriuos jie žiūri) ir numanant jų pageidavimus, jiems aktyviai nepateikiant šios informacijos. (Li, S., & Karahanna, E., 2015)

Apie personalizavimą rekomendacinėse sistemose taip pat kalba ir S. E. Thendral ir C.Valliyammai (2018). Autoriai teigia, jog personalizavimas rekomendacijų sistemose apima individualių klientų rekomendacijų kūrimą pagal jų pageidavimus ir elgesį, taip pat srities žinias. Tai pasiekama naudojant istorinius, elgsenos ir profilio duomenis bei grįžtamąjį ryšį realiuoju laiku, kad tinkamam vartotojui tinkamu laiku ir tinkamame įrenginyje būtų teikiama tinkama ir pritaikyta patirtis. Personalizavimas rekomendacijų sistemose leidžia pritaikyti vartotoją dominančius produktus ir paslaugas, todėl rekomendacijos tampa vertinga personalizavimo priemone.

Rekomendavimo sistemas paprastai sudaro keturi pagrindiniai moduliai: vartotojų elgsenos rinkimas (prekių paieška, prekių pirkimas ar prekių peržiūra), vartotojų pageidavimų numatymas pagal rekomenduotojų sistemos modelį/algorithmą, prekių rūšiavimas ir rekomendacijos bei rekomenduojančiojo įvertinimas, kaip parodyta 2 paveiksle. (Chen, M., ir Liu, P., 2017).

2 paveikslas

Rekomendacinių sistemų projektavimo ir įvertinimo modulių schema.



Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis Chen, M. ir Liu, P. (2017).

Kaip matyti iš 2 paveikslo, kontekstas taip pat yra viena svarbiausių rekomendacinių sistemų dalių. Kontekstą suvokiančios rekomendacijos sistemos yra pažangesnės už tradicines rekomendacijų sistemas, kadangi naudoja kontekstinę informaciją, pvz., laiką, vietą ir naudotojo veiklą, kad geriau suprastų vartotojų situacijas ir kaip jos gali paveikti jų nuostatas. Konteksto informacijos įtraukimas į rekomendacijų sistemas gali pagerinti rekomendacijų tinkamumą, nes atsižvelgiama į besikeičiančius vartotojų poreikius. Tačiau, nepaisant konteksto informacijos vertės gerinant rekomendacijų kokybę, trūksta gairių tyrėjams ir praktikams, norintiems derinti konteksto suvokimą su rekomendacijų sistemomis. (N. M. Villegas ir kt., 2018).

Taip pat apie kontekstą rekomendacinėse sistemose kalba Z. Ferdousi ir kt. (2017).

Autoriai įvardina šias svarbiausias konteksto grupes:

1. Fizinis kontekstas:

- a. Laiko aspektas: apima tokius veiksnius kaip paros laikas, savaitės diena / savaitgalis, sezonas ir specialūs įvykiai.
- b. Erdvinis matmuo: nurodo naudotojo geografinę padėtį pagal GPS koordinatas arba vardines klases (pvz., darbe, namuose, keliaujant).

- c. Aplinkos dimensija: apima tokias charakteristikas kaip temperatūra, oro sąlygos, šviesumas, triukšmo lygis ir vietinė situacija (pvz., karas, stichinė nelaimė, ekonominė krizė).
- d. Įrangos matmenys: nurodo vartotoją supančius objektus ar erdves, pvz., kepsninę, buitinę techniką, spausdintuvus, sodą/terasą ir kt.

2. Asmeninis kontekstas:

- a. Demografinis aspektas: renkama informacija apie naudotojo tapatybę, įskaitant vardą, amžių, lytį, tautybę ir kt.
- b. Socialinė dimensija: dėmesys sutelkiamas į aplink vartotoją esančių asmenų buvimą ir vaidmenį, pradedant nuo palydovų naudojant programą iki draugų, šeimos narių, kolegų, kaimynų ir kt.
- c. Psichofiziologinė dimensija: atspindi psichologinius ir fiziologinius vartotojo aspektus, tokius kaip jo proto būseną, nuotaiką, nuovargį ir kt.
- d. Kognityvinė dimensija: nurodo vartotojo patirtį, tikslus, suvaržymus ir veiklą.

3. Techninis kontekstas:

- a. Aparatinės įrangos matmenys: susijęs su įrenginių, kuriuos vartotojas naudoja prieigai prie programos, charakteristikomis, įskaitant patį įrenginį, procesorius, tinklo talpą ir kt.
- b. Duomenų dimensija: apima duomenis, kuriais buvo manipuluojama programoje, įskaitant tipą (tekstą, garsą, vaizdo įrašą, vaizdą), šaltinius, kokybę, galiojimo laikotarpį, tikslumą ir kt.

M. Tkalčić ir kt. (2016) nustatė daug neišspręstų problemų ir tobulintinų sričių rekomendacijų sistemų srityje. Vienas iš prioritetų yra sukurti daugiau duomenų rinkinių apie naudotojų sąveiką, kuriuose būtų pateikiama informacija apie asmenybę ir emocijas. Norint surinkti tikslesnius ir mažiau įkyrius duomenis, svarbu rinkti duomenis iš kelių šaltinių ir tai padaryti laiku. Kalbant apie vartotojų modeliavimą, reikia apsvaistyti sudėtingesnius modelius, kuriuose būtų atsižvelgta į platesnį veiksnių spektrą, ir pritaikyti šiuos modelius konkrečioms sritims. Psichologinių aspektų panaudojimas vartotojų modeliavime gali padėti patobulinti paslaugas įvairiose programose, tokiose kaip elektroninė prekyba, el. mokymasis, el. valdžia, e. sveikata, pramogos, derybos, darbo pokalbiai, psichoterapija ir tarpkultūrinis bendravimas.

Kontekstinę informaciją galima gauti naudojant tikslųjį, numanomą arba išvadinį metodą. Šiuos metodus aprašo F. Keikha ir M. Heidari (2015):

- Tikslusis metodas: informacija gaunama iš ryšių su žmonėmis ir kita konteksto informacija arba tiesiogiai klausiant ar kitais duomenų išgavimo būdais.
- Numanomas metodas: informacija netiesiogiai gaunama iš mobiliojo telefono išgaunamų duomenų arba aplinkos, pavyzdžiui, vietos. Arba, kai numanomus duomenis galima netiesiogiai gauti iš operacijos laiko žymos. Tokiu atveju nebūtina bendrauti su vartotoju ar kitais lauko informacijos šaltiniais. Numanomas konteksto duomenų šaltinis yra tiesiogiai pasiekiamas ir duomenys išgaunami.
- Išvadinis metodas: naudojant šį metodą, kontekstas išvedamas naudojant statistinius metodus ir duomenų gavybą. Pavyzdžiui, televizijos kanalus keičiančio šeimoje asmens (vyro, žmonos, sūnaus, dukters ir kt.) tapatybė kabelinės televizijos kompanijai gali būti neaiški, tačiau ją galima pakankamai tiksliai nustatyti stebint žiūrimumą. Norint daryti išvadas apie lauko duomenis, būtina sukurti nuspėjamąjį modelį ir jį išmokyti tinkamais duomenimis.

Nors dauguma autorių mini konteksto ir personalizavimo svarbą rekomendacinėse sistemose, rinkoje taip pat yra atlikta daugelis tyrimų, kurie siūlo patobulintus rekomendacinių sistemų modelius, atsižvelgiančius į kontekstą, kadangi dabartinės rekomendacinės sistemos dar nėra išnaudojusios viso savo potencialo.

Apibendrinus autorių mintis, personalizavimas yra svarbus rekomendacijų sistemų aspektas, nes jis leidžia pritaikyti rekomendacijas pagal vartotojo pageidavimus. Rekomendacijų sistemų efektyvumas priderinant produktus prie vartotojų priklauso nuo turimos informacijos apie vartotojų skonį. Kad nustatytų, kas patinka vartotojams, rekomendacijų sistemos renka informaciją apie juos ir naudoja šią informaciją, kad įvertintų jų nuostatas ir kurtų profilius. Personalizavimas rekomendacijų sistemose leidžia pritaikyti vartotoją dominančius produktus ir paslaugas, gerinant jų aktualumą. Tačiau, nepaisant personalizavimo vertės, rekomendacijų sistemų srityje vis dar yra neišspręstų problemų ir tobulintinų sričių, pavyzdžiui, sukurti daugiau duomenų rinkinių apie vartotojų sąveiką, kuriuose būtų informacijos apie asmenybę ir emocijas.

1.4 DI rekomendacinių sistemų vertinimo būdai

Kaip mini anksčiau minėti autoriai, rekomendacinių sistemų įvertinimas yra neatsiejama rekomendacinių sistemų sėkmės dalis. M. Chen ir P. Liu (2017) išskyrė pagrindinius rekomendacinių sistemų vertinimo būdus:

- Netinklinė analitika (angl. offline analytics);
- Vartotojų tyrimas;
- Internetinis eksperimentas.

Neprisijungus prie tinklo atliekama rekomendacijų sistemų analizė apima naudotojų elgesio duomenų rinkimą ir modeliavimą, kad būtų galima įvertinti skirtingų rekomendacijų algoritmų našumą. Paprastai tai atliekama padalijant duomenis į mokymo rinkinį ir testavimo rinkinį bei naudojant k kartų kryžminį patvirtinimą, kad būtų patikrintas rekomendacijų modelių veikimas. Analitika neprisijungus yra nebrangus metodas, galintis greitai įvertinti rekomendacijų algoritmų numatymo tikslumą ir aukščiausią N tikslumą, tačiau efektyviai neįvertina nuoširdumo ar naujumo. Pagrindiniai neprisijungus atliekamos analizės tikslai yra palyginti skirtingų algoritmų našumą, išfiltruoti netinkamus ir nustatyti alternatyvius algoritmus tolesniam vertinimui ir optimizavimui, atliekant brangesnius vartotojų tyrimus ar internetinius eksperimentus. (Chen, M., ir Liu, P., 2017).

Vartotojų tyrimai yra vertingas metodas vertinant rekomendacines sistemas, tikrinant vartotojų ir sistemos sąveiką bei renkant kokybinius duomenis apie vartotojų patirtį. Tačiau naudotojų tyrimai gali būti brangūs ir atimti daug laiko, todėl norint atlikti daugybę užduočių reikia daug testuotojų. Svarbu atidžiai kontroliuoti testuotojų ir užduočių skaičių bei užtikrinti surinktų duomenų statistinį reikšmingumą. Testuotojai turėtų reprezentuoti tikrąją vartotojų bazę pagal demografinius rodiklius ir pomėgius, o tyrimo tikslai neturėtų būti atskleisti testuotojams, kad būtų išvengta subjektyvaus jų elgesio ir atsakymų šališkumo. (Chen, M., ir Liu, P., 2017).

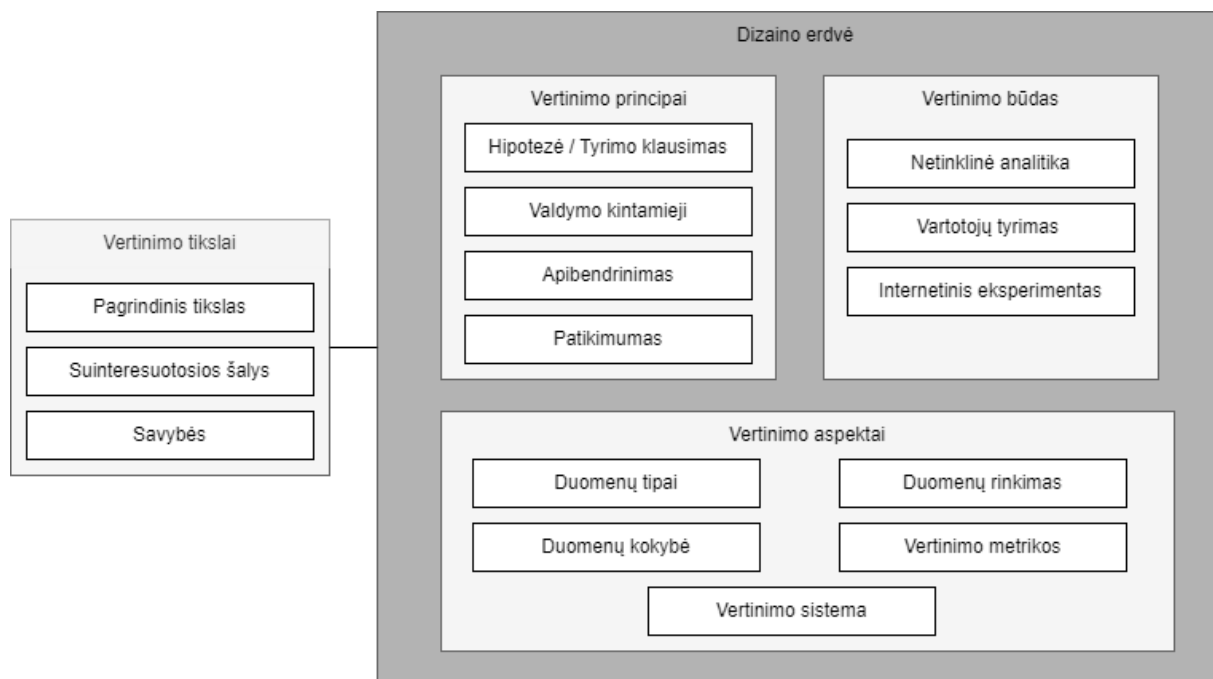
Internetiniai eksperimentai apima rekomendacijų sistemų testavimą su realiais naudotojais įdiegtoje sistemoje, siekiant įvertinti bendrą sistemos našumą, pvz., ilgalaikį verslo pelną ir vartotojų išlaikymą. Internetiniai eksperimentai gali būti naudojami norint suprasti skirtingų vertinimo metrikų, pvz., numatymo tikslumo ir rekomendacijų įvairovės, poveikį bendram sistemos veikimui. Tačiau internetiniai eksperimentai kelia tam tikrą

riziką, nes rekomenduodami nesusijusius elementus gali greitai sumažinti vartotojų pasitikėjimą sistema. Internetiniai eksperimentai paprastai atliekami po netinklinės analizės ir naudotojų tyrimų, siekiant įvertinti ir palyginti algoritmus bei optimizuoti sistemos parametrus. Šis progresyvus vertinimo procesas padeda sumažinti internetinių eksperimentų riziką ir pasiekti patenkinamų rekomendacijų rezultatų. (Chen, M., ir Liu, P., 2017).

E. Zangerle and C. Bauer (2022) kalbėdami apie rekomendacinių sistemų vertinimą šiuos vertinimo metodus įtraukė į rekomendacinių sistemų vertinimo modelį. E. Zangerle and C. Bauer (2022) sukurtą rekomendacijų sistemų vertinimo modelį sudaro du pagrindiniai komponentai: vertinimo tikslai ir vertinimo dizaino erdvė. Vertinimo tikslai apibrėžia, kas ir kaip turi būti vertinama, o vertinimo projekto erdvėje yra pagrindiniai vertinimo elementai. Šie blokai surenkami ir konfigūruojami atsižvelgiant į bendrą vertinamos rekomendacijos sistemos tikslą, suinteresuotąsias šalis ir savybes. Modelis pavaizduotas žemiau esančiame paveiksle (3 paveikslas).

3 poveikslas

Rekomendacinių sistemų vertinimo modelis: vertinimo tikslai ir dizaino erdvė (pagal stačiakampius vertinimo principų matmenis, vertinimo būdus ir vertinimo aspektus).



Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis E. Zangerle and C. Bauer (2022).

Vertinimo principai apibūdina pagrindinius vertinimo principus, įskaitant tikrinamą hipotezę ir vertinimo apibendrinimą. Šiems principams įtakos turi apibrėžti vertinimo tikslai. Vertinimo būdas – tai plati atliekamo eksperimento tipo klasifikacija (netinklinė, vartotojo tyrimas arba internetinis eksperimentas). Vertinimo aspektai yra konkretnės konfigūracijos ir sprendimai, susiję su vertinimo sąranka. Vertinimo principų ir eksperimento tipo pasirinkimai laikomi aukštu lygiu, o vertinimo aspektai apima detalesnius, konkretnesnius sprendimus. Sistemos komponentai ir jų vaidmenys vertinant rekomendacijų sistemas bus išsamiau aptarti vėliau. (E. Zangerle and C. Bauer (2022).

Apibendrinus, rekomendacijų sistemų įvertinimas yra esminė jų sėkmės dalis. Netinklinė analizė, vartotojų tyrimai ir internetiniai eksperimentai yra pagrindiniai rekomendacijų sistemų vertinimo metodai. Netinklinė analizė yra nebrangus metodas prognozavimo tikslumui įvertinti, tačiau jis efektyviai neįvertina nuoširdumo ar naujumo. Vartotojų tyrimai yra vertingas metodas vertinant rekomendacijų sistemas ir renkant kokybinius duomenis apie vartotojų patirtį, tačiau tai gali būti brangu ir atimti daug laiko. Internetiniai eksperimentai apima rekomendacijų sistemų testavimą su realiais vartotojais

įdiegtoje sistemoje, kad būtų galima įvertinti bendrą sistemos našumą, tačiau jie kelia tam tikrą riziką, nes rekomenduodami nesusijusius elementus gali sumažinti vartotojų pasitikėjimą sistema.

2. KONTEKSTO IR PERSONALIZAVIMO VEIKSNIŲ SVARBOS REKOMENDACINĖSE SISTEMOSE TYRIMO METODOLOGIJA

Atliekant šį darbą buvo atliktas konteksto veiksnių ir personalizavimo svarbos empirinis tyrimas. Šio tyrimo tikslas yra iširti konteksto veiksnių ir personalizavimo svarbą rekomendacinėse sistemose.

Šiame tyrime svarbu suprasti konteksto ir personalizavimo skirtumus. Kontekstas šiame tyrime apima išorės veiksnius, darančius įtaką sistemos naudotojui. Tokius kaip paros laikas, savaitės diena/savaitgalis, sezonas, geografinė vieta, oro sąlygos, triukšmo lygis. Personalizavimas suvokiamas kaip rekomendacijų suasmeninimas pagal respondento asmeninius veiksnius, tokius kaip demografinė informacija (rekomendacijos pagal amžių, lytį ir kt.), socialiniai ryšiai (rekomendacijos pagal draugus, šeimą ir kt.), psichofiziologiniai aspektai (rekomendacijos pagal nuotaiką, nuovargį ir kt.) (žr. 1.3 darbo dalį).

2.1 Tyrimo metodai

Šiam tyrimui atlikti pasirinktas kiekybinis - anketinės apklausos metodas. Šis metodas pasirinktas todėl, jog taip lengviau apklausti didesnę apimtį ir įvairaus pobūdžio respondentus. Taip pat, anketinės apklausos rezultatus galima lengvai interpretuoti remiantis statistikos metodais.

V. Dikčius (2011) įvardina geros anketinės apklausos principus. Autorius teigia, jog atliekant internetines apklausas, tinkamas bendravimas tarp apklausos dalyvio ir respondento yra svarbus. Daugiausia dėmesio turi būti skiriama klausimyno dizainui. Formalizuoti klausimai yra labai svarbūs siekiant užtikrinti atsakymų nuoseklumą ir palyginamumą. Internetinės anketos tikslai – suformuluoti konkrečius klausimus su atsakymų variantais, motyvuoti ir įtraukti respondentus viso tyrimo metu, kad būtų išvengta iškritimų, ir sumažinti atsakymų klaidas, kruopščiai planuojant klausimyną, kad nebūtų klaidinančių ar painiojamų formuluočių. Dėl šios priežasties, siekiant kuo didesnio

anketinės apklausos tikslumo ir klaidingų atsakymų dėl klausimo nesuvokimo išvengimo, buvo atliktas žvalgybinis tyrimas.

Anketinė apklausa buvo rengiama apklausa.lt internetiniame tinklalapyje, kadangi ši programa suteikia galimybę tiesiogiai importuoti duomenis į SPSS programinę įrangą duomenų apdorojimui ir analizei.

Anketinės apklausos rezultatų duomenys yra analizuojami naudojant SPSS programinę įrangą bei susisteminami naudojant lenteles. Duomenims analizuoti naudojama lyginamoji analizė, aprašomosios statistikos metodai, tokie kaip vidurkiai, moda bei mediana. Ryšiui tarp veiksnių svarbumo įvertinimo ir pasitenkinimo lygio nustatymui naudojama koreliacinė analizė.

Tyrimo objektas – konteksto ir personalizavimo svarba pasitenkinimui rekomendacinėmis sistemomis.

Tyrimo uždaviniai:

1. Parengti tyrimo metodologiją, skirtą nustatyti konteksto ir personalizavimo veiksnių svarbą rekomendacijų sistemose.
2. Atlikti žvalgybinį tyrimą, siekiant pakoreguoti klausimyną, jog visi klausimai būtų lengvai suprantami.
3. Išanalizavus anketinės apklausos duomenis, įvertinti konteksto ir personalizavimo veiksnių svarbą rekomendacinėse sistemose.

Tyrimo imtis – Tyrimo imčiai nustatyti pasirinktas kriterinės atrankos metodas. Tyrimo imčiai buvo nustatyti šie kriterijai: Lietuvos gyventojai, turintys interneto ryšį bei naudojantys rekomendacines informacines sistemas. Šio tyrimo imčiai nebuvo jokių lyties apribojimų, svarbu buvo tik tai, jog respondentas būtų naudojęsis rekomendacinėmis sistemomis. Lietuvos statistikos departamento pateiktuose duomenyse 2022-aisiais metais internetu naudojosi 87,7% žmonių (16-74 metų amžiaus). Taip pat statistikos departamento duomenimis, šios amžiaus grupės gyventojų 2022-aisiais metais iš viso buvo 2 125 613. Procentaliai suskaičiavus, kiek žmonių tais metais naudojosi internetu, gauname, jog generalinė imtis yra 1 864 163.

Kai žinoma generalinė imtis, imties dydžiui skaičiuoti naudota imties formulė (Schwarze, 1993):

$$n = \frac{N \cdot 1,96^2 \cdot p \cdot q}{\varepsilon^2 \cdot (N - 1) + 1,96^2 \cdot p \cdot q}$$

N – generalinės imties dydis,

ε – pageidaujamas tikslumas, šiame tyrime pasirinkta naudoti $\varepsilon = 5 \%$,

p - reiškia numatomą įvykio baigties tikimybę, nurodant konkretaus požymio atsiradimą analizuojamoje populiacijoje. Paprastai atsižvelgiama į blogiausio scenarijaus tikimybę, kai požymis yra pusėje populiacijos, todėl p nustatomas 0,5 (Rudzkienė, 2005).

q - reiškia tikimybę, kad nagrinėjamo požymio nebus tiriamoje populiacijoje. Jį galima išvesti iš 1 atėmus p, todėl q yra lygus 0,5 ($q = 1 - p = 0,5$). (Rudzkienė, 2005);

1,96 – atitinka standartizuoto normaliojo skirstinio 95 procentų patikimumo lygmenį (2 lentelė).

Suskaičius pagal formulę gauname, jog imties dydis yra 384 respondentai.

2 lentelė

Patikimumo lygmenų konstantos

Patikimumo lygmuo	Konstanta z
60 %	0,84
70 %	1,03
80 %	1,29
85 %	1,44
90 %	1,64
95 %	1,96
97 %	2,18
99 %	2,58
99,7 %	2,58

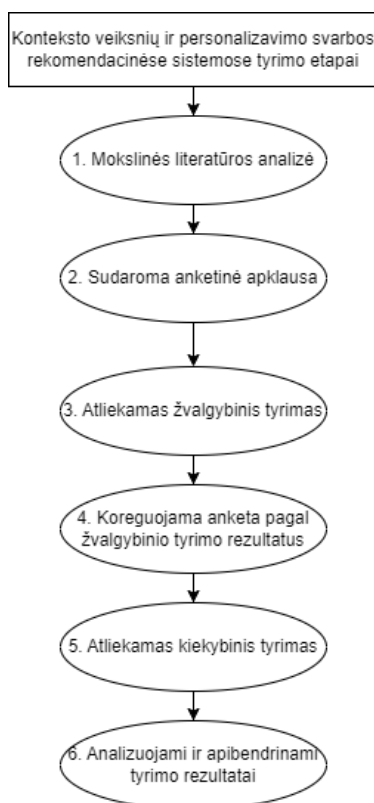
Šaltinis: Bilevičienė, T. ir Jonušauskas, S. (2011).

Tyrimo apribojimai - kadangi anketa buvo platinama elektroniniais kanalais, tokiais kaip socialiniai tinklai „Facebook“, „Instagram“, „LinkedIn“, respondentai yra socialinių tinklų naudotojai, o jų nuomonė nebūtinai atitinka rekomendacinių sistemų naudotojų nuomonę, kurie nesinaudoja socialiniais tinklais.

Tyrimo eiga – tyrimas buvo vykdomas trimis etapais. Tyrimo etapai pavaizduoti žemiau esančiame paveiksle (4 paveikslas).

4 paveikslas

Konteksto veiksnių ir personalizavimo svarbos rekomendacinėse sistemose tyrimo etapai



Šaltinis: Sudaryta autoriaus

Pirmajame etape atlikus literatūros analizę išsiaiškinti konteksto ir personalizavimo veiksniai minimi moksliniuose straipsniuose. Remiantis pirmojo etapo išvadomis, antrajame etape sudaroma anketinė apklausa. Siekiant patikrinti anketos tikslumą ir suprantamumą trečiajame etape atliekamas žvalgybinis tyrimas. Ketvirtajame etape pagal gautus žvalgybinius rezultatus pakoreguojama anketa. Pakoregavus anketą atliekamas kiekybinis tyrimas penktajame etape. Ir galiausiai gavus kiekybinio tyrimo rezultatus, paskutiniame šeštajame etape, analizuojami ir apibendrinami gauti rezultatai.

2.2 Anketinė apklausa

Tyrimo anketa buvo sukurta remiantis literatūros analizės pagrindu identifikuotais konteksto ir personalizavimo veiksniais (žr. 1.3 darbo dalį). Anketos klausimai yra suskirstyti į šešias grupes. Anketa buvo pakoreguota atlikus žvalgybinį tyrimą, jog visi klausimai respondentams būtų aiškiai suprantami. Pakoreguota anketa pateikiama trečiame priede (žr. 3 priedas.). Kiekvienas klausimas esantis apklausoje turi būti svarbus ir padėti pasiekti tyrimo tikslą. Anksčiau išvardintos klausimų grupės reikalingos dėl šių priežasčių:

Demografinė informacija: Demografinė informacija padeda suprasti respondentų profilį ir leidžia analizuoti galimus skirtumus ar tendencijas pagal amžių, lytį, išsilavinimą ir gyvenamąją vietą. Šie demografiniai veiksniai gali turėti įtakos dalyvių suvokimui ir pageidavimams dėl personalizuotų rekomendacijų ir kontekstinių veiksmių. Šią grupę atitinka klausimai 1-4.

Patirtis naudojant rekomendacines sistemas: Šiais klausimais siekiama surinkti informaciją apie respondentų ankstesnę patirtį naudojant rekomendacines sistemas. Supratimas, kaip respondentai yra susipažinę ir dažnai naudoja rekomendacines sistemas, padeda įvertinti jų atsakymų šališkumą. Šią grupę atitinka klausimai 5-6.

Konteksto veiksmių svarba: Ši klausimų grupė tiria respondentų suvokimą apie įvairius kontekstinius veiksmius. Įvertinus, kokią svarbą respondentai priskiria skirtingiems kontekstiniams aspektams, galima įvertinti šių veiksmių svarbą jų sprendimų priėmimo procese ir galimą konteksto poveikį jų pasitenkinimui rekomendacijų sistemomis. Šią grupę atitinka klausimai 7-11.

Personalizavimo veiksmių svarba: Ši klausimų grupė tiria, kaip respondentai suvokia asmeninius veiksmius rekomendacijų sistemose. Įvertinę, kokią svarbą respondentai skiria demografini informacijai, socialiniams ryšiams, psichofiziologiniams aspektams ir pažinimo veiksniams, galima suprasti jų lūkesčius ir pageidavimus dėl suasmenintų rekomendacijų. Šią grupę atitinka klausimai 12-16.

Vartotojo nuostatos ir pasitikėjimas: Ši klausimų grupė tiria rekomendacinių sistemų naudotojų nuostatas ir pasitikėjimą dėl suasmenintų rekomendacijų. Šią grupę atitinka klausimai 17-19.

2.3 Žvalgybinis tyrimas

Norint užtikrinti, jog visi klausimai respondentams yra suprantami, 2023-05-26 buvo atliktas žvalgybinis tyrimas. Tyrimui buvo atrinkta dešimties respondentų grupė, kuriems pakvietimai užpildyti anketą buvo išsiųsti asmeniškai. Žvalgybinio tyrimo imtį sudarė 5 IT specialistai bei 5 su IT nesusiję žmonės, tačiau visi respondentai buvo rekomendacinių sistemų naudotojai.

Žvalgybinio tyrimo anketa buvo sudaryta tam, jog patikrinti ar respondentai supranta visus klausimus. Tam tikslui anketos apačioje buvo 2 atviri klausimai, prašantys respondentų papasakoti, ar jiems buvo aišku, kuo šiame tyrime skiriasi kontekstas nuo personalizavimo, bei ar jiems buvo aiškūs visi klausimai ir ar turi pastabų kaip juos pagerinti. Žvalgybinio tyrimo anketa pateikta pirmame priede (žr. 1 priedas).

2.3.1 Žvalgybinio tyrimo rezultatų apibendrinimas

Respondentų buvo paklausta, ar jiems aišku kuo šiame tyrime skiriasi kontekstas nuo personalizavimo. Pusei respondentų klausimų nekilo, kitai pusei trūko papildomo paaiškinimo. Atsižvelgus į respondentų pastabas, papildomas paaiškinimas pridėtas prie anketos aprašymo. Taip pat, pakoreguota klausimų eiga, jog visi klausimai susiję su kontekstu eitų vienas po kito, o tuomet eitų klausimai susiję su personalizavimu. Prie klausimų taip pat pridėtos pastabos, kurie klausimai susiję su kontekstu, o kurie su personalizavimu. Respondentų atsakymai pateikiami trečiame priede (žr. 3 priedas).

Be to, respondentų buvo klausama, ar jiems buvo aiškūs visi klausimai ir jei ne, kaip būtų galima juos pagerinti. Keturiems respondentams buvo viskas aišku, tačiau šeši respondentai turėjo pastabų. Atsižvelgiant į respondentų komentarus, buvo sutrumpintos klausimų formuluotės. Taip pat, pridėti komentarai, jog jei žmogus nėra susidūręs su vieno ar kito pobūdžio informacinėmis sistemomis, pereitų prie atitinkamo klausimo, kurie taip pat buvo padalinti į kelis atskirus klausimus dėl aiškesnės ir trumpesnės formuluotės.

Žvalgybiniame tyrime taip pat buvo pridėtas vienas papildomas atviras klausimas, kurio tikslas buvo sužinoti kokias rekomendacines sistemas dažniausiai naudoja respondentai. Atsižvelgiant į respondentų pastabas, buvo pakoreguotas klausimas apie rekomendacinių sistemų naudojimą, pridedant tik dažniausiai respondentų įvardintas rekomendacines sistemas. Tai taip pat sutrumpino klausimo formuluotės ilgį.

3. KONTEKSTO IR PERSONALIZAVIMO VEIKSNIŲ SVARBOS REKOMENDACINĖSE SISTEMOSE TYRIMO REZULTATAI

3.1 Tyrimo imtis

Iš viso buvo surinkta 311 atsakymų. Remiantis atsakymais į 5-tą klausimą, ar respondentas yra naudojęs rekomendacines sistemas, buvo pašalinti trijų respondentų atsakymai iš duomenų rinkinio, kurie atsakė, jog nėra naudoję rekomendacinių sistemų.

Išanalizavus respondentus pagal jų amžių, gauta, jog daugiausiai respondentų buvo 43-58 metų grupėje, o mažiausiai respondentų - <16 amžiaus grupėje bei >59 metų. Pagal lytį tyrimo imtis pasiskirstė 66% moterų bei 31% vyrų. Pagal išsilavinimą, daugiausiai respondentų turi aukštąjį išsilavinimą, o mažiausiai - pradinį bei aukštesnįjį. Pagal gyvenamąją vietą, daugiausiai respondentų buvo iš didmiesčio, net 64%, o mažiausiai - iš kaimo, 7,5% (3 lentelė).

3 lentelė

Tyrimo imtis

		Dažnis	Procentai
Amžius	<16 metų	27	8.8
	17-26 metai	78	25.3
	27-42 metai	91	29.5
	43-58 metai	93	30.2
	59-68 metai	16	5.2
	>68 metai	3	1
Lytis	Vyras	96	31.2
	Moteris	203	65.9
	Nenoriu atsakyti	9	2.9
Išsilavinimas	Pradinis	2	0.6
	Pagrindinis	30	9.7
	Vidurinis	78	25.3
	Aukštesnysis	17	5.5
	Aukštasis	181	58.8
Gyvenamoji vieta	Didmiestis	198	64.3
	Miestelis	45	14.6
	Priemiestis	42	13.6
	Kaimas	23	7.5

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

3.2 Atsižvelgimas į rekomendacijas

Šio tyrimo kontekste buvo naudojama aprašomoji statistika. Kintamasis "Koks yra jūsų amžius?" buvo naudojamas respondentams suskirstyti į skirtingas amžiaus grupes. Vėliau kintamasis "Kaip dažnai, rinkdamiesi, kokį turinį žiūrėti, klausytis ar pirkti, atsižvelgiate į sistemos pateiktą rekomendaciją?" buvo vertinamas kiekvienai amžiaus grupei, siekiant nustatyti vidutinį rekomendacijų svarstymo dažnumą. Rezultatai atskleidžia, jog 59–68 metų respondentai parodė didžiausią vidurkį (vidurkis = 3,31), o jaunesni nei 16 metų amžiaus respondentai – mažiausią (vidurkis = 2,67). Taigi galime teigti, jog kuo didesnis amžius, tuo polinkis atsižvelgti į rekomendacijas yra didesnis, tačiau pasiekus 68 metų ribą, polinkis atsižvelgti į rekomendacijas mažėja (4 lentelė).

Taip pat buvo atlikta aprašomosios statistikos analizė, siekiant iširti ryšį tarp respondentų išsilavinimo lygių, suskirstytų pagal kintamąjį "Koks jūsų išsilavinimo

lygis?”, ir jų polinkis atsižvelgti į DI pagrįstų sistemų rekomendacijas renkantis turinį. Išsilavinimo lygiai buvo suskirstyti į penkias kategorijas – nuo pradinio iki aukštesniojo. Kintamasis "Kaip dažnai, rinkdamiesi, kokį turinį žiūrėti, klausytis ar pirkti, atsižvelgiate į sistemos pateiktą rekomendaciją?" buvo vertinamas kiekvienai išsilavinimo lygio kategorijai, siekiant nustatyti vidutinį rekomendacijų svarstymo dažnumą.

Respondentų, turinčių aukštesnį išsilavinimą, vidurkis yra didžiausias (vidurkis = 3,24), o tai rodo, kad gana dažnai remiamasi sistemos rekomendacijomis. Vidurinį išsilavinimą turintys žmonės yra šiek tiek mažiau linkę atsižvelgti į rekomendacijas (vidurkis = 3,04), o aukštą išsilavinimą turinčių respondentų dar mažesnis (vidurkis = 2,91), todėl negalime teigti, jog kuo aukštesnis išsilavinimas, tuo polinkis atsižvelgti į rekomendacijas yra didesnis (4 lentelė).

4 lentelė

Respondentų atsižvelgimo į rekomendacijas vidurkiai pagal amžių ir išsilavinimą

Koks yra jūsų amžius?	Vidurkis	Koks yra jūsų išsilavinimas?	Vidurkis
<16 metų	2.67	Pradinis	5.00
17-26 metai	2.97	Pagrindinis	2.93
27-42 metai	2.98	Vidurinis	3.04
43-58 metai	3.00	Aukštesnysis	3.24
59-68 metai	3.31	Aukštasis	3.00
> 68 metai	3.00		

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Apibendrinant, ši demografinių veiksnių, tokių kaip amžius ir išsilavinimas, analizė suteikia vertingų įžvalgų apie vartotojų polinkį atsižvelgti į rekomendacijas renkantis turinį. Išvados rodo, kad amžius vaidina svarbų vaidmenį, nes vyresni respondentai yra labiau linkę atsižvelgti į sistemos rekomendacijas. Be to, ryšys tarp išsilavinimo lygių ir vartotojų pasitikėjimo rekomendacijomis nepastebėtas. Šie rezultatai pabrėžia sudėtingą demografinių veiksnių sąveiką formuojant vartotojų elgseną ir nuostatas rekomendacijų sistemose, pabrėžiant poreikį suprasti vartotojų charakteristikas kuriant ir tobulinant tokias sistemas.

3.3 Kontekstinių ir personalizavimo veiksnių svarba

Kontekstinės svarbos kintamųjų aprašomojoje statistinėje analizėje buvo išnagrinėti šeši skirtingi veiksniai: paros laikas, savaitės diena/savaitgalis, sezonas, geografinė padėtis, oro sąlygos ir triukšmo lygis. Šie veiksniai buvo įvertinti skalėje nuo 1 iki 5, kur didesnės reikšmės rodo didesnę suvokiamą svarbą.

Rezultatai atskleidžia įdomių įžvalgų apie tai, kaip respondentai teikia pirmenybę šiems kontekstiniams veiksniams. Sezonas suvokiamas kaip svarbiausias veiksnys, kurio vidurkis yra 3.44, o toliau seka geografinė vieta su 3.36 balo vidurkiu. Savaitės diena/savaitgalis ir paros laikas turi panašius vidurkius, atitinkamai apytiksliai 3.01 ir 2.98, rodančius vidutinę svarbą. Triukšmo lygis turi žemiausią vidutinį balą – 2.61, o tai rodo, kad respondentai jį laiko mažiau svarbiu, palyginti su kitais veiksniais. Oro sąlygos taip pat turi santykinai mažesnę vidurkį – 2.86 (5 lentelė).

Be kontekstinės svarbos veiksnių, šiame tyrime svarbu atsižvelgti ir į personalizavimo veiksnių vaidmenį. Personalizavimo veiksnių analizė apima tokius veiksnius kaip demografinė informacija, socialiniai ryšiai, ir psichofiziologiniai aspektai. Šiais veiksniais siekiama įvertinti, kiek vartotojų demografiniai rodikliai, socialiniai ryšiai ir psichologinė būklė yra svarbūs veiksniai teikiant turinio rekomendacijas.

Rezultatai rodo, kad respondentai suvokia personalizavimo svarbą pagal demografinę informaciją (vidurkis = 3.53) kaip įtakingiausią veiksnį tarp personalizavimo aspektų. Socialiniai ryšiai turi šiek tiek mažesnę vidurkį – 3.12, o psichofiziologiniai aspektai – 3.36 (5 lentelė).

5 lentelė

Kontekstinių ir personalizavimo veiksnių svarbos vidurkiai ir modos

	Vidurkis	Moda
Paros laikas	2.98	4
Savaitės diena/savaitgalis	3.01	4
Sezonas	3.44	4
Geografinė vieta	3.36	4
Oro sąlygos	2.86	3
Triukšmo lygis	2.61	1
Demografinė informacija (rekomendacijos pagal jūsų amžių, lytį ir kt.)	3.53	4
Socialiniai ryšiai (rekomendacijos pagal jūsų draugus, šeimą ir kt.)	3.12	4
Psichofiziologiniai aspektai (rekomendacijos pagal jūsų nuotaiką, nuovargį ir kt.)	3.36	4

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Tai parodo, jog personalizavimo veiksniai yra panašiai svarbūs respondentams ir neturi tokio ryškaus skirtumo kaip kontekstiniai veiksniai. Lyginant kontekstinių veiksnių ir personalizavimo veiksnių vidurkius kartu, svarbiausias veiksnys yra personalizavimo - demografinė informacija. Sekantis pagal svarbą - sezonas, o po jo – psichofiziologiniai aspektai ir geografinė vieta. Mažiausiai svarbūs veiksniai - triukšmo lygis bei oro sąlygos.

3.4 Pasitenkinimas naudojamomis rekomendacinėmis sistemomis

Šiame tyrime taip pat buvo siekiama nustatyti ryšį tarp respondentų pasitenkinimo rekomendacijomis, kurias jie gauna iš kasdien naudojamų rekomendacijų sistemų, ir įvairių kontekstinių veiksnių. Rezultatai rodo, kad respondentų pasitenkinimas reikšmingai teigiamai koreliuoja su dviem kontekstiniais veiksniais: sezonu ir geografine

padėti, kurių koreliacijos koeficientai yra atitinkamai 0.160 ir 0.189, abu reikšmingi 0.01 lygiu (dviejų dalių). Tai reiškia, kad kuo didesnė šių veiksnių svarba, tuo didesnis pasitenkinimas ir atvirškščiai. Iš šių rezultatų galime sakyti, kad rekomendacinės sistemos, teikdamos rekomendacijas, turėtų atsižvelgti į sezoną ir vartotojų geografinę padėtį, nes šie veiksniai turi įtakos vartotojų pageidavimams ir pasitenkinimui (6 lentelė).

Rezultatai taip pat rodo, kad respondentų pasitenkinimas silpnai teigiamai koreliuoja su kitais trimis kontekstiniais veiksniais: paros laiku, oro sąlygomis ir triukšmo lygiu, kurių koreliacijos koeficientai yra atitinkamai 0.094, 0.102 ir 0.113. Tačiau šios koreliacijos nėra statistiškai reikšmingos 0,05 lygiu (dviejų dalių), o tai reiškia, kad tai gali būti dėl atsitiktinumo. Tai rodo, kad šių veiksnių svarba gali neturėti stipraus poveikio respondentų pasitenkinimui, o rekomendacinėms sistemose nereikia į juos atsižvelgti tiek, kiek į kitus veiksnius (6 lentelė).

6 lentelė

Kontekstinių veiksnių ir pasitenkinimo rekomendacinėmis sistemomis koreliacijos koeficientai

Veiksny	Kiek jus tenkina jūsų naudojamų rekomendacinių sistemų teikiamos rekomendacijos?	
Paros laikas	Koreliacijos koeficientas	0.094
	Sig. (dviejų dalių)	0.099
Savaitės diena/savaitgalis	Koreliacijos koeficientas	0.046
	Sig. (dviejų dalių)	0.42
Sezonas	Koreliacijos koeficientas	.160**
	Sig. (dviejų dalių)	0.005
Geografinė vieta	Koreliacijos koeficientas	.189**
	Sig. (dviejų dalių)	<.001
Oro sąlygos	Koreliacijos koeficientas	0.102
	Sig. (dviejų dalių)	0.074
Triukšmo lygis	Koreliacijos koeficientas	.113*
	Sig. (dviejų dalių)	0.048
** Koreliacija reikšminga 0.01 lygyje (dviejų dalių).		
* Koreliacija reikšminga 0.05 lygyje (dviejų dalių).		

Saltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Apibendrinant galima pasakyti, kad šia analize pabrėžiamas reikšmingas sezono ir geografinės padėties poveikis vartotojų pasitenkinimui rekomendacijų sistemomis, pabrėžiant šių veiksnių įtraukimo į sistemos dizainą svarbą. Nors koreliacijos su paros laiku, oro sąlygomis ir triukšmo lygiu nebuvo statistiškai reikšmingos, tai rodo mažesnį poveikį vartotojų pasitenkinimui.

Taip pat buvo atlikta Spearmano koreliacija, siekiant nustatyti ryšius tarp respondentų suvokimo apie personalizavimo veiksnių svarbą ir to, kiek jie yra patenkinti dabartinėmis rekomendacijomis. Pirma, pastebėta stipri teigiama koreliacija tarp demografinė informacija pagrįstų rekomendacijų ir vartotojų pasitenkinimo ($\rho = 0.592$, Sig. $< 0,01$). Panašiai, rekomendacijos, pagrįstos socialiniais ryšiais, taip pat turi reikšmingą teigiamą koreliaciją su vartotojų pasitenkinimu ($\rho = 0.602$, Sig. $< 0,01$). Be to, rekomendacijos pagal psichofiziologinius aspektus, tokius kaip nuotaika ir nuovargis, taip pat teigiamai koreliuoja su vartotojų pasitenkinimu ($\rho = 0,578$, Sig. $< 0,01$). Šie rezultatai rodo, kad personalizavimo veiksniai, apimantys demografinius, socialinius ir psichofiziologinius aspektus, vaidina lemiamą vaidmenį didinant vartotojų pasitenkinimą rekomendacijų sistemomis (7 lentelė).

7 lentelė

Personalizavimo veiksnių ir pasitenkinimo rekomendacinėmis sistemomis koreliacijos koeficientai

Veiksny	Kiek jus tenkina jūsų naudojamų rekomendacinių sistemų teikiamos rekomendacijos?	
Demografinė informacija (rekomendacijos pagal jūsų amžių, lytį ir kt.)	Koreliacijos koef.	.141*
	Sig. (2 dalių)	0.013
Socialiniai ryšiai (rekomendacijos pagal jūsų draugus, šeimą ir kt.)	Koreliacijos koef.	.221**
	Sig. (2 dalių)	<.001
Psichofiziologiniai aspektai (rekomendacijos pagal jūsų nuotaiką, nuovargį ir kt.)	Koreliacijos koef.	.179**
	Sig. (2 dalių)	0.002
** Koreliacija reikšminga 0.01 lygyje (dviejų dalių).		
* Koreliacija reikšminga 0.05 lygyje (dviejų dalių).		

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Šie rezultatai suteikia vertingų įžvalgų apie personalizavimo vaidmenį dirbtinio intelekto rekomendacinėse sistemose, pabrėžiant, kaip svarbu pritaikyti rekomendacijas pagal demografinius, socialinius ir psichofiziologinius veiksnius, siekiant padidinti vartotojų pasitenkinimą. Iš esmės rekomendacijos, kuriose atsižvelgiama į šiuos suasmeninimo aspektus, gali pagerinti naudotojo patirtį.

3.5 Pasitikėjimas suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis

Analizuojant pasitikėjimą personalizuotomis rekomendacijų sistemomis, pastebėta, kad respondentų pasitikėjimo vidurkis buvo 3.02, o standartinis nuokrypis – 1.172. Tai rodo, kad respondentai vidutiniškai pasitiki suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis. Priešingai, kalbant apie pasitikėjimą nesuasmenintomis rekomendacijų sistemomis, pasitikėjimo vidurkis buvo šiek tiek mažesnis – 2.65, o standartinis nuokrypis – 1.116. Tai rodo, kad dalyviai buvo linkę parodyti šiek tiek mažesnę pasitikėjimą nesuasmenintomis rekomendacijomis, palyginti su suasmenintomis rekomendacijomis (8 lentelė).

8 lentelė

Pasitikėjimo suasmenintomis ir nesuasmenintomis rekomendacijomis vidurkiai ir standartiniai nuokrypiai

	Pasitikėjimas suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis	Pasitikėjimas nesuasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis
Vidurkis	3.02	2.65
Standartinis nuokrypis	1.172	1.116

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Siekiant išsiaiškinti personalizavimo veiksnių įtaką vartotojo pasitikėjimui rekomendacijų sistemomis, buvo atlikta išsami analizė, naudojant koreliacijos ir regresijos metodikas. Rezultatai rodo statistiškai reikšmingas visų trijų veiksnių koreliacijas, o tai rodo reikšmingą ryšį tarp šių veiksnių ir vartotojų pasitikėjimo rekomendacijų sistemomis (9 lentelė).

9 lentelė

Personalizavimo veiksnių ir pasitikėjimo suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis koreliacijos koeficientai

Veiksny	Pasitikėjimas suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis	
Demografinė informacija (rekomendacijos pagal jūsų amžių, lytį ir kt.)	Koreliacijos koeficientas	.283**
	Sig. (dviejų dalių)	<.001
Socialiniai ryšiai (rekomendacijos pagal jūsų draugus, šeimą ir kt.)	Koreliacijos koeficientas	.249**
	Sig. (dviejų dalių)	<.001
Psichofiziologiniai aspektai (rekomendacijos pagal jūsų nuotaiką, nuovargį ir kt.)	Koreliacijos koeficientas	.386**
	Sig. (dviejų dalių)	<.001
** Koreliacija reikšminga 0,01 lygyje (dviejų dalių).		

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Atliekant regresinę analizę, skirtą ištirti personalizavimo veiksnių įtaką respondentų pasitikėjimui personalizuotomis rekomendacijų sistemomis, išryškėjo įžvalgos, leidžiančios suprasti platesnį vaizdą, nei anksčiau atlikta koreliacinė analizė.

Demografinės informacijos veiksnio nestandartizuotas beta koeficientas lygus 0.113, standartinė paklaida yra 0.065, todėl standartizuotas koeficientas beta yra 0.122. Nors t vertė 1.722 rodo tam tikrą įtakos lygį, reikšmingumo reikšmė (Sig. = 0.086) viršija įprastą priimtumo slenkstį 0.05, o tai rodo, kad demografiniai veiksniai gali neturėti tokios įtakos pasitikėjimui rekomendacijų sistemomis, kaip iš pradžių atrasta koreliacijos analizėje (10 lentelė).

Priešingai, socialiniai santykiai parodė neigiamą koeficientą (-0.019) su standartine paklaida 0.065 ir beta -0.021. Atitinkama t vertė -0.295 (Sig. = 0.768) rodo, kad socialiniai santykiai neturi reikšmingos įtakos pasitikėjimui rekomendacijų sistemomis. Ši išvada prieštarauja anksčiau pastebėtai teigiamai koreliacijai (10 lentelė).

Psichofiziologiniai aspektai, tokie kaip nuotaika ir nuovargis, parodė didelį teigiamą poveikį pasitikėjimui rekomendacijų sistemomis. Tai matyti iš koeficiento 0.287, standartinės paklaidos 0.063 ir beta koeficiento 0.325 bei labai reikšmingos t vertės 4,585 (Sig. < 0.001). Šis rezultatas atitinka koreliacijos analizę, dar kartą patvirtindamas tvirtą ryšį tarp psichofiziologinių veiksnių ir pasitikėjimo personalizuotomis rekomendacijų sistemomis (10 lentelė).

10 lentelė

Personalizavimo veiksnių ir pasitikėjimo suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis regresijos koeficientai

	Nestandardizuotas B	Koeficientų standartinė paklaida	Standartizuotas koeficientas beta	t	Sig.
(Konstanta)	1.715	0.197		8.707	<.001
Demografinė informacija (rekomendacijos pagal jūsų amžių, lyti ir kt.)	0.113	0.065	0.122	1.722	0.086
Socialiniai ryšiai (rekomendacijos pagal jūsų draugus, šeimą ir kt.)	-0.019	0.065	-0.021	-0.295	0.768
Psichofiziologiniai aspektai (rekomendacijos pagal jūsų nuotaiką, nuovargį ir kt.)	0.287	0.063	0.325	4.585	<.001

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Apibendrinant, tyrimo rezultatai pabrėžia reikšmingą psichofiziologinių aspektų vaidmenį, o demografinės informacijos ir socialinių santykių poveikis yra labiau ribotas, palyginti su pradinėmis koreliacijos išvadomis. Šis daugialypis požiūris pabrėžia, kaip svarbu naudoti įvairius statistinius metodus, kad būtų galima visapusiškai suprasti vartotojų elgseną ir pageidavimus rekomendacinių sistemų kontekste.

Tolimesnė analizė atlikta su tikslu suprasti ryšį tarp vartotojų pasitikėjimo personalizuotomis rekomendacijų sistemomis ir jų suvokimo apie įvairių kontekstinių veiksnių svarbą.

Koreliacinė analizė atskleidė reikšmingas sąsajas tarp vartotojų pasitikėjimo suasmenintomis rekomendacijų sistemomis ir kai kurių iš šių kontekstinių veiksnių. Tiksliau, paros laikas parodė vidutinę teigiamą koreliaciją ($\rho = 0.307$, Sig. < 0.001), o tai rodo, kad vartotojai linkę labiau pasitikėti suasmenintomis rekomendacijomis, bei jiems svarbu jog rekomendacijos atsižvelgtų į paros laiką. Sezonas taip pat parodė vidutinę teigiamą koreliaciją ($\rho = 0.318$, Sig. < 0.001) (11 lentelė).

Ir atvirkščiai, geografinė vieta ($\rho = 0.181$, Sig. = 0.001) bei oro sąlygos ($\rho = 0.261$, Sig. < 0.001) neparodė stipraus ryšio tarp šių veiksnių svarbos respondentui bei pasitikėjimu personalizuotomis rekomendacinėmis sistemomis (11 lentelė).

11 lentelė

Konteksto veiksnių ir pasitikėjimo suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis koreliacijos koeficientai

Veiksny	Pasitikėjimas suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis	
Paros laikas	Koreliacijos koeficientas	.307**
	Sig. (dviejų dalių)	<.001
Savaitės diena/savaitgalis	Koreliacijos koeficientas	.252**
	Sig. (dviejų dalių)	<.001
Sezonas	Koreliacijos koeficientas	.318**
	Sig. (dviejų dalių)	<.001
Geografinė vieta	Koreliacijos koeficientas	.181**
	Sig. (dviejų dalių)	0.001
Oro sąlygos	Koreliacijos koeficientas	.261**
	Sig. (dviejų dalių)	<.001
Triukšmo lygis	Koreliacijos koeficientas	.148**
	Sig. (dviejų dalių)	0.009
** Koreliacija reikšminga 0,01 lygyje (dviejų dalių).		

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Atliekant regresinę analizę, toliau buvo tyrinėjami šie ryšiai. Paros laikas turėjo statistiškai reikšmingą teigiamą įtaką pasitikėjimui ($\beta = 0.213$, Sig. = 0.005), patvirtindamas ankstesnes koreliacijos išvadas. Sezonas taip pat turėjo reikšmingos teigiamos įtakos ($\beta = 0.237$, Sig. = 0.001) pasitikėjimui, patvirtinant koreliacijos rezultatus (12 lentelė).

12 lentelė

Konteksto veiksnių ir pasitikėjimo suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis regresijos koeficientai

	Nestandardizuotas B	Koeficientų standartinė paklaida	Standartizuotas koeficientas beta	t	Sig.
(Konstanta)	1.765	0.197		8.947	<.001
Paros laikas	0.173	0.061	0.213	2.86	0.005
Savaitės diena/savaitgalis	-0.014	0.065	-0.016	-0.209	0.835
Sezonas	0.205	0.062	0.237	3.316	0.001
Geografinė vieta	-0.028	0.058	-0.033	-0.491	0.624
Oro sąlygos	0.06	0.061	0.069	0.989	0.323

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Apibendrinant galima pasakyti, kad vartotojų pasitikėjimą personalizuotomis rekomendacijų sistemomis labai įtakoja svarbus požiūris į paros laiką bei sezoną.

3.6 Noras dalintis papildoma informacija

Šiame tyrime taip pat buvo analizuojamas respondentų polinkis dalintis papildoma informacija su rekomendacine sistema. Suskaičiavus respondentų atsakymus į klausimą, ar jie sutiktų pasidalinti papildoma informacija su rekomendacine sistema, kad pagerintų rekomendacijų kokybę gautas 2.43 balo vidurkis, kas reiškia, jog respondentai nėra linkę dalintis papildoma informacija. Mediana buvo 2, o tai rodo, kad dauguma dalyvių nėra pasirengę dalytis papildoma informacija. Tačiau moda buvo 1, o tai rodo, kad didžioji dalis respondentų visiškai nesutiktų dalintis papildoma informacija su rekomendacine sistema. Šie rezultatai pabrėžia būtinybę rekomendacijų sistemoms rasti pusiausvyrą tarp papildomos asmeninės informacijos prašymo, kad būtų galima

suasmeninti rekomendacijas ir gerbti vartotojų privatumą, nes vartotojų požiūris į dalijimąsi tokia informacija gali labai skirtis (13 lentelė).

13 lentelė

Sutikimo dalintis papildoma asmenine informacija, kad būtų pagerinta rekomendacijų kokybė vidurkis, mediana ir moda

	Sutikimas dalintis papildoma asmenine informacija, kad būtų pagerinta rekomendacijų kokybė
Vidurkis	2.43
Mediana	2.00
Moda	1

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Analizė buvo tęsiama pagal demografijos pūvius. Tarp amžiaus grupių jaunesni nei 16 metų asmenys pasižymėjo aukščiausiu vidurkiu – 2.93, o tai rodo didesnę polinkį dalytis asmenine informacija. Ši tendencija iš esmės atitinka idėją, kad jaunesni asmenys yra labiau patenkinti skaitmeninėmis technologijomis ir galbūt labiau linkę dalintis asmenine informacija, kad gautų patobulintas rekomendacijas. Priešingai, respondentai nuo 43 iki 58 ir nuo 27 iki 42 metų parodė panašius vidurkius – atitinkamai 2.44 ir 2.43, o tai rodo vidutinį norą. Mažiausias vidurkis – 2.23 – buvo stebimas 17–26 metų amžiaus grupėje. Pažymėtina, kad kiekvienos amžiaus grupės atsakymai buvo skirtingi, kai kurie dalyviai išreiškė didelį norą (moda - 3), o kiti - nenorą (moda - 1) (14 lentelė).

14 lentelė

Sutikimas dalintis papildoma informacija su rekomendacine sistema pagal amžiaus grupes

Amžiaus grupė	Sutikimas dalintis papildoma informacija su rekomendacine sistema	
<16 metų	Respondentų skaičius grupėje	27
	Vidurkis	2.93
	Mediana	3
	Moda	3
17-26 metai	Respondentų skaičius grupėje	78
	Vidurkis	2.23
	Mediana	2
	Moda	2
27-42 metai	Respondentų skaičius grupėje	91
	Vidurkis	2.43
	Mediana	2
	Moda	1
43-58 metai	Respondentų skaičius grupėje	93
	Vidurkis	2.44
	Mediana	2
	Moda	1
59-68 metai	Respondentų skaičius grupėje	16
	Vidurkis	2.38
	Mediana	1.5
	Moda	1
>68 metai	Respondentų skaičius grupėje	3
	Vidurkis	3
	Mediana	3
	Moda	1

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Taip pat buvo atsižvelgta ir į lyčių skirtumus. Lyginant atsakymus tampa akivaizdu, kad vyrai, kurių vidurkis yra 2.54, yra linkę išreikšti šiek tiek didesnę norą nei moterys, kurių vidurkis yra 2.38. Abiejų grupių medianos ir modos panašios. Šios išvados rodo, kad vidutiniškai vyrai yra šiek tiek labiau linkę dalytis papildoma asmenine

informacija su rekomendacinėmis sistemomis, kad padidėtų asmeninių rekomendacijų tikslumas, palyginti su moterimis (15 lentelė).

15 lentelė

Sutikimas dalintis papildoma informacija su rekomendacine sistema pagal lytį

Vyras	Respondentų skaičius grupėje	96
	Vidurkis	2.54
	Mediana	2
	Moda	1
Moteris	Respondentų skaičius grupėje	203
	Vidurkis	2.38
	Mediana	2
	Moda	1

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Apibendrinant, šis skyrius atskleidė svarbias įžvalgas apie respondentų polinkį dalytis papildoma informacija su rekomendacinėmis sistemomis. Buvo pastebėtas bendras nenoras – 2.43 balo vidurkis rodo tendenciją nesidalyti asmenine informacija. Šis nenoras buvo ryškiausias tarp daugumos respondentų, kaip rodo modos reikšmė. Demografinė analizė dar labiau išryškino šias išvadas: jaunesni asmenys iki 16 metų parodė santykinai didesnę norą dalytis informacija ir atvirkesniai, kitos amžiaus grupės pasižymėjo nuosaikesniu ar mažu noru, o kiekvienoje grupėje buvo pastebimų skirtumų. Be to, buvo pastebėtas nedidelis lyčių skirtumas – vyrai šiek tiek labiau linkę dalytis asmenine informacija nei moterys.

3.7 Kontekstą atitinkančių rekomendacijų pagalba ieškant turinio

Šiame darbe taip pat buvo analizuojama, ar kontekstinės rekomendacijos respondentams padėjo greičiau rasi juos dominančius produktus ar turinį. Respondentų buvo klausiama, ar jie yra susidūrę su kontekstinėmis rekomendacijomis, tad į šią analizę buvo įtraukti tik respondentai, kurie yra susidūrę su kontekstinėmis rekomendacijomis.

Analizuojant, ar kontekstą atitinkančios rekomendacijos paspartino dominančių produktų ar turinio paieškos procesą, atskleidžia svarbias įžvalgas. Respondentai, kurių bendras skaičius buvo 146, pateikė atsakymus, rodančius, kad apskritai teigiamai vertina

kontekstą atitinkančių rekomendacijų veiksmingumą, palengvinant dominančių produktų ar turinio atradimą.

3.56 vidurkis rodo, kad respondentai vidutiniškai sutiko, kad šios rekomendacijos buvo naudingos pagreitinant dominančių dalykų identifikavimą. Be to, 4 medianos ir modos reikšmės pabrėžia pagrindinę tendenciją į teigiamą atsaką (16 lentelė).

16 lentelė

Konteksto rekomendacijų pagalba atrandant dominantį turinį vidurkiai

	Konteksto rekomendacijų pagalba atrandant dominantį turinį
Vidurkis	3.56
Moda	4
Mediana	4

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Apibendrinant galima teigti, kad rezultatai rodo, jog su kontekstu susijusios rekomendacijos padeda vartotojams greitai rasti dominančius produktus ar turinį. Dauguma respondentų išreiškė teigiamą nuomonę, patvirtindami tokių rekomendacijų potencialą didinant turinio atradimo procesų efektyvumą. Šie rezultatai pabrėžia kontekstinės informacijos įtraukimo į rekomendacijų algoritmus vertę, siekiant pagerinti naudotojų patirtį ir padėti naudotojams atrasti svarbius elementus įvairiose srityse.

Koreliacinės analizės metu buvo siekiama įvertinti kontekstinių veiksnių svarbos suvokimo poveikį paspartinant dominančių produktų ar turinio atradimą. Rezultatai rodo reikšmingą ryšį tarp kontekstinių veiksnių ir vartotojų suvokimo apie šių rekomendacijų veiksmingumą.

Iš kontekstinių veiksnių savaitės diena/savaitgalis pasižymėjo didžiausia teigiama koreliacija ($\rho = 0.290$, Sig. < 0.001) su respondentų gebėjimu greitai surasti dominantį turinį. Taip pat sezonas parodė reikšmingą teigiamą koreliaciją ($\rho = 0.282$, Sig. < 0.001), o tai rodo, kad rekomendacijos, atsižvelgiančios į turinį, yra vartotojams svarbios, kad padėtų greičiau atrasti turinį (17 lentelė).

Priešingai, geografinė vieta parodė nereikšmingą koreliaciją ($\rho = 0.116$, Sig. = 0.163), o tai rodo, kad rekomendacijos, pagrįstos geografine vieta, turėjo ribotą poveikį vartotojų gebėjimui greitai atrasti dominuojančius produktus ar turinį (17 lentelė)..

17 lentelė

Konteksto rekomendacijų pagalba atrandant dominantę turinį ir konteksto veiksnių koreliacijos koeficientai

Veiksny	Konteksto rekomendacijų pagalba atrandant dominantę turinį	
Paros laikas	Koreliacijos koef.	.166*
	Sig. (2 dalių)	0.046
Savaitės diena/savaitgalis	Koreliacijos koef.	.290**
	Sig. (2 dalių)	<.001
Sezonas	Koreliacijos koef.	.282**
	Sig. (2 dalių)	<.001
Geografinė vieta	Koreliacijos koef.	0.116
	Sig. (2 dalių)	0.163
Oro sąlygos	Koreliacijos koef.	.206*
	Sig. (2 dalių)	0.013
Triukšmo lygis	Koreliacijos koef.	.173*
	Sig. (2 dalių)	0.036
** Koreliacija reikšminga 0.01 lygyje (dviejų dalių).		
* Koreliacija reikšminga 0.05 lygyje (dviejų dalių).		

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Apibendrinant galima teigti, kad analizė pabrėžia konkrečių kontekstinių veiksnių, tokių kaip savaitės diena ir sezonas, svarbą, darant teigiamą įtaką vartotojų patirčiai greitai identifikuojant dominančius produktus ar turinį. Šios išvados gali padėti kurti rekomendacijų sistemas, pabrėžiant tam tikrų kontekstinių elementų įtraukimo svarbą, siekiant pagerinti vartotojų patirtį ir tokių sistemų veiksmingumą.

Regresine analize buvo siekiama iširti kontekstinių veiksnių įtaką vartotojų gebėjimui greitai rasti dominuojančius produktus ar turinį, kaip rodo jų atsakymai į 8 klausimą. Rezultatai atskleidžia keletą pagrindinių kontekstinių veiksnių ir šio specifinio vartotojo suvokimo ryšio.

Tarp kontekstinių veiksnių savaitės diena/savaitgalis statistiškai reikšmingai teigiamą ryšį ($B = 0.203$, $Sig. = 0.026$) parodė su vartotojų gebėjimu greitai rasti dominančias prekes. Tai atitinka anksčiau pastebėtą teigiamą koreliaciją, patvirtinančią,

kad rekomendacijos, pagrįstos savaitės diena, vaidina svarbų vaidmenį paspartinant respondentų dominančių produktų ar turinio paieškas.

Kita vertus, paros laikas, sezonas, geografinė vieta, oro sąlygos ir triukšmo lygis neparodė statistiškai reikšmingų ryšių su vartotojų suvokimu greitai surasti dominantį turinį (visi Sig. < 0.05). Tai sutampa su koreliacijos rezultatais, kai šie veiksniai parodė tik vidutinę arba nereikšmingą koreliaciją su tuo pačiu vartotojo suvokimu.

18 lentelė

Konteksto rekomendacijų pagalba atrandant dominantį turinį ir konteksto veiksnių regresijos koeficientai

	Nestandardizuotas B	Koeficientų standartinė paklaida	Standartizuotas koeficientas beta	t	Sig.
(Konstanta)	2.955	0.265		11.159	<.001
Paros laikas	-0.089	0.081	-0.126	-1.102	0.272
Savaitės diena/savaitgalis	0.203	0.09	0.283	2.247	0.026
Sezonas	0.135	0.085	0.178	1.586	0.115
Geografinė vieta	-0.124	0.079	-0.165	-1.568	0.119
Oro sąlygos	0.014	0.095	0.018	0.144	0.886
Triukšmo lygis	0.076	0.085	0.098	0.887	0.376

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Apibendrinant, regresinė analizė dar kartą patvirtina savaitės diena/savaitgalis veiksnio svarbą teigiamai veikiant vartotojų gebėjimą greitai surasti dominančius produktus ar turinį. Kiti kontekstiniai veiksniai, nors ir parodė tam tikras koreliacijas analizėje, statistiškai reikšingos įtakos šiame regresijos modelyje neturėjo.

3.8 Personalizuotų rekomendacijų pagalba ieškant turinio

Šiame darbe taip pat buvo analizuojama, ar personalizuotos rekomendacijos respondentams padėjo greičiau rasi juos dominančius produktus ar turinį. Respondentų buvo klausama, ar jie yra susidūrę su personalizuotomis rekomendacijomis, tad į šią

analizę buvo įtraukti tik respondentai, kurie yra susidūrę su personalizuotomis rekomendacijomis.

Respondentų atsakymų į 13 klausimą, kuris susijęs su tuo, ar suasmenintos rekomendacijos padėjo greičiau aptikti dominuojančius produktus ar turinį, analizė davė dėmesio vertų išvadų. Duomenys, sudaryti iš 218 dalyvių atsakymų, atskleidžia esminį teigiamą požiūrį į asmeniniams poreikiams pritaikytų rekomendacijų poveikį pagreitinant dominančio turinio identifikavimą.

Vidutinis atsakymo į šį klausimą balas buvo 3.76, mediana ir moda – 4, o tai rodo aiškia tendenciją aukštesnio įvertinimo link (19 lentelė).

19 lentelė

Personalizuotų rekomendacijų pagalba atrandant dominantį turinį vidurkiai

Personalizuotų rekomendacijų pagalba atrandant dominantį turinį	
Vidurkis	3.76
Mediana	4
Moda	4

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Apibendrinant galima pasakyti, kad respondentai teigiamai vertina personalizuotų rekomendacijų pagalbą atrandant dominantį turinį.

Spearmano koreliacinė analizė buvo panaudota tiriant ryšį tarp respondentų suvokimo apie personalizuotų rekomendacijų veiksmingumą pagreitinant dominančių produktų ar turinio atradimą ir personalizavimo veiksmų. Analizė atskleidė statistiškai reikšmingą teigiamą koreliaciją tarp respondentų suvokimo apie personalizuotas rekomendacijas ir šių personalizavimo veiksmų. Tiksliau, koreliacijos koeficientai buvo tokie: demografinė informacija: $\rho = 0.298$, socialiniai ryšiai: $\rho = 0.267$, psichofiziologiniai aspektai: $\rho = 0.289$. Visos koreliacijos buvo reikšmingos 0.01 lygiu (dviejų dalių), o tai rodo stiprų ryšį tarp šių kontekstinių veiksmų ir suvokiamo personalizuotų rekomendacijų naudingumo (20 lentelė).

20 lentelė

Personalizuotų rekomendacijų pagalba atrandant dominantį turinį ir personalizavimo veiksmų koreliacijos koeficientai

Veiksny	Personalizuotų rekomendacijų pagalba atrandant dominantį turinį	
Demografinė informacija (rekomendacijos pagal jūsus amžių, lyti ir kt.)	Koreliacijos koef.	.298**
	Sig. (2 dalių)	<.001
Socialiniai ryšiai (rekomendacijos pagal jūsus draugus, šeimą ir kt.)	Koreliacijos koef.	.267**
	Sig. (2 dalių)	<.001
Psichofiziologiniai aspektai (rekomendacijos pagal jūsus nuotaiką, nuovargį ir kt.)	Koreliacijos koef.	.289**
	Sig. (2 dalių)	<.001

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Šios išvados rodo, kad respondentai, kurie atsakė, jog personalizuotos rekomendacijos padėjo jiems greičiau rasti dominančius produktus ar turinį, taip pat buvo labiau linkę vertinti ir teigiamai reagojo į rekomendacijas, pagrįstas jų demografinė informacija, socialiniais ryšiais ir psichofiziologiniais aspektais. Todėl šie personalizavimo veiksniai atlieka lemiamą vaidmenį didinant personalizuotų rekomendacijų sistemų veiksmingumą, suderinant vartotojų pageidavimus ir interesus su atitinkamu turiniu ar produktais.

Regresine analize buvo siekiama toliau įsigilinti į ryšį tarp personalizavimo veiksmų ir respondentų suvokimo apie personalizuotų rekomendacijų veiksmingumą palengvinant dominančių produktų ar turinio atradimą, kaip iš pradžių rodo koreliacinė analizė.

Nepaisant nustatytų stiprių koreliacijų, nė vienas personalizavimo veiksnys nebuvo statistiškai reikšmingas, koreguojant kitus kintamuosius. Tiksliau, demografinė

informacija ($\beta = 0.086$, Sig. = 0.308), socialiniai ryšiai ($\beta = 0.139$, Sig. = 0.108) ir psichofiziologiniai aspektai ($\beta = 0.144$, Sig. = 0.086) regresijos modelyje nepasiekė statistinio reikšmingumo (21 lentelė).

21 lentelė

Personalizuotų rekomendacijų pagalba atrandant dominantį turinį ir personalizavimo veiksnių regresijos koeficientai

	Nestandardizuotas B	Koeficientų standartinė paklaida	Standartizuotas koeficientas beta	t	Sig.
(Konstanta)	2.696	0.241		11.166	<.001
Demografinė informacija (rekomendacijos pagal jūsų amžių, lytį ir kt.)	0.078	0.076	0.086	1.022	0.308
Socialiniai ryšiai (rekomendacijos pagal jūsų draugus, šeimą ir kt.)	0.115	0.071	0.139	1.613	0.108
Psichofiziologiniai aspektai (rekomendacijos pagal jūsų nuotaiką, nuovargį ir kt.)	0.118	0.069	0.144	1.724	0.086

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Šis skirtumas tarp dviejų analizių rodo, kad nors koreliacijos analizė išryškino reikšmingus ryšius tarp šių personalizavimo veiksnių ir respondentų gebėjimo rasti norimą turinį, regresinė analizė rodo, kad jų individualus indėlis gali būti nereikšmingas, kai atsižvelgiama į kitus neapskaitytus kintamuosius. Šis rezultatas pabrėžia vartotojų suvokimo sudėtingumą, kai pateikiamos personalizuotos rekomendacijos, todėl reikia atlikti tolesnius tyrimus, siekiant iširti pagrindinius veiksnius, galinčius turėti įtakos šiems veiksniams.

3.9 Respondentų, susidūrusių ir nesusidūrusių su kontekstinėmis rekomendacinėmis sistemomis ir kontekstinių veiksnių svarbos vertinimas

Siekiant išsiaiškinti, ar skiriasi respondentų požiūris į kontekstinių veiksnių svarbą, pagal tai ar jie yra susidūrę su tokio tipo rekomendacijomis, buvo atlikta lyginamoji analizė. Iš viso buvo 146 respondentai, kurie paminėjo, jog yra susidūrę su kontekstinėmis rekomendacijomis. Respondentai įvardino sezoną (vidurkis = 3.48) kaip svarbiausią kontekstinį veiksnių rekomendacijoms, taip pat svarbus veiksnys įvardintas ir geografinė vieta (vidurkis = 3.4). Kiti veiksniai nesiekia trijų balų vidurkio, kas reiškia, jog jie yra sąlyginai nesvarbūs. Nepaisant to, jog likusių veiksnių vidurkiai svyruoja nuo 2.49 iki 2.9, jų visų moda yra lygi 1, todėl galime teigti, jog šie veiksniai daugumai respondentų yra visiškai nesvarbūs (22 lentelė).

Toliau buvo analizuojami respondentų, kurie nėra susidūrę su kontekstinėmis rekomendacijomis atsakymai. Tokių respondentų buvo 106. Žiūrint į geriausiai įvertintus veiksnius, gauti panašūs rezultatai. Geriausiai įvertinti veiksniai buvo sezonas (vidurkis = 3.35) ir geografinė vieta (vidurkis = 3.36). Kitų veiksnių, išskyrus triukšmo lygį (vidurkis = 2.81), vidurkiai įvertinti virš trijų balų, kas reiškia, jog šie veiksniai respondentams nesusidūrusiems su kontekstinėmis rekomendacijomis atrodo svarbesni nei susidūrusiems respondentams. Taip pat respondentų, nesusidūrusių su rekomendacinėmis sistemomis, modos balai daug didesni nei susidūrusių, palyginti 3-4 su susidūrusių 1 (22 lentelė).

22 lentelė

Respondentų, susidūrusių ir nesusidūrusių su kontekstiniais veiksniais, veiksnių svarbos vidurkiai ir modos

	Paros laikas		Savaitės diena/savaitgalis		Sezonas		Geografinė vieta		Oro sąlygos		Triukšmo lygis	
	Sus.	Nesus.	Sus.	Nesus.	Sus.	Nesus.	Sus.	Nesus.	Sus.	Nesus.	Sus.	Nesus.
Vidurkis	2.9	3.19	2.92	3.15	3.48	3.35	3.4	3.36	2.72	3.09	2.49	2.81
Moda	1	4	1	3	4	4	5	3	1	4	1	2

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Iš šios analizės galima padaryti išvadą, kad kontekstiniai veiksniai, tokie kaip sezonas ir geografinė vieta, yra svarbūs rekomendacinėms sistemoms, nepriklausomai

nuo to, ar respondentai yra susidūrę su jomis ar ne. Tačiau kiti veiksniai, tokie kaip paros laikas, savaitės diena, oras ir triukšmo lygis, yra mažiau svarbūs arba netgi nesvarbūs daugumai respondentų. Be to, respondentai, kurie nėra susidūrę su kontekstinėmis rekomendacijomis, yra linkę vertinti kontekstinius veiksnius aukščiau nei tie, kurie yra susidūrę. Tai gali reikšti, kad respondentai, kurie nėra patyrę kontekstinių rekomendacijų, turi didesnius lūkesčius arba mažiau kritiškai vertina jų svarbą.

3.10 Respondentų, susidūrusių ir nesusidūrusių su personalizuotomis rekomendacinėmis sistemomis, bei personalizavimo veiksnių svarbos vertinimas

Išsiaiškinus kaip skiriasi respondentų, susidūrusių ir nesusidūrusių su kontekstinėmis rekomendacijomis, požiūris į kontekstinių veiksnių svarbą, buvo atlikta panaši analizė su personalizavimo veiksniais. Iš viso buvo 218 respondentų, susidūrusių su personalizuotomis rekomendacijomis. Visi veiksniai buvo įvardinti virs trijų balų, kas reiškia, jog visi šie veiksniai respondentams, susidūrusiems su rekomendacijomis yra svarbūs. Taip pat moda lygi 4 balams parodo, jog dauguma respondentų yra linkę teigiamai vertinti šiuos personalizavimo veiksnius rekomendacijose.

Taip pat, buvo 60 respondentų, nesusidūrusių su personalizuotomis rekomendacijomis. Šių respondentų įvertinimai palyginus su respondentų, susidūrusių su personalizuotomis rekomendacijomis, yra mažesni, tačiau demografinės informacijos ir psichofiziologinių aspektų modos yra vienodos.

23 lentelė

Respondentų, susidūrusių ir nesusidūrusių su personalizuotomis rekomendacijomis ir personalizavimo veiksnių svarbos vidurkiai ir modos

	Demografinė informacija (rekomendacijos pagal jūsų amžių, lytį ir kt.)		Socialiniai ryšiai (rekomendacijos pagal jūsų draugus, šeimą ir kt.)		Psichofiziologiniai aspektai (rekomendacijos pagal jūsų nuotaiką, nuovargį ir kt.)	
	Susidūrę	Nesusidūrę	Susidūrę	Nesusidūrę	Susidūrę	Nesusidūrę
Vidurkis	3.67	3.08	3.2	2.93	3.44	3.18
Moda	4	4	4	3	4	4

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis tyrimo rezultatais

Šis analizė parodė, kad respondentų, susidūrusių su personalizuotomis rekomendacijomis, požiūris į personalizavimo veiksnių svarbą yra aukštesnis nei respondentų, nesusidūrusių su jomis. Šie rezultatai rodo, kad personalizavimas yra svarbus ir vertinamas elementas rekomendacinėse sistemose.

IŠVADOS

1. Mokslinėje literatūroje rekomendacinės sistemos yra skirstomos į bendradarbiavimo filtravimo rekomendacijų sistemas, turiniu pagrįstas rekomendacijų sistemas, hibridines rekomendacijų sistemas, kontekstą suvokiančias rekomendacijų sistemas, demografines rekomendacines sistemas. Bendradarbiavimo rekomendacinėse sistemose dažniausiai pasireiškia problemos, tokios kaip duomenų retumas, privatumas, mastelio keitimas bei delsos problema. Tačiau rekomendacinės sistemos taip pat sudaro galimybes, tokias kaip paspaudimų rodiklių gerinimas, pardavimų didinimas įvedus konversijos rodiklį, pardavimų paskirstymas įmonės naudai, bei vartotojų įsitraukimo didinimas.

2. Įvairūs autoriai mokslinėje literatūroje įvardina personalizavimo ir konteksto svarbą. Anot autorių, tai yra svarbu, nes tikslios ir personalizuotos rekomendacijos padeda vartotojams greičiau rasti ko jie ieško, o tai didina vartotojų įsitraukimą ir pasitenkinimą.

3. Norint įvertinti rekomendacijų tikslumą ir vartotojų pasitenkinimą, tai gali būti padaryta keliais būdais. Populiariausi iš jų, pateikiami mokslinėje literatūroje, yra netinklinė analitika, vartotojų tyrimas, bei internetinis tyrimas.

4. Atlikus žvalgybinį tyrimą, buvo pakoreguota anketa pagal respondentų atsiliepimus, todėl pagerėjo anketos aiškumas ir veiksmingumas. Buvo pateiktas papildomas paaiškinimas ir peržiūrėtas klausimų srautas, siekiant atskirti kontekstą ir personalizavimą. Respondentų komentarai paskatino sutrumpinti klausimų formulotę ir įtraukti aprašymus apie rekomendacines informacines sistemas.

5. Atlikus kiekybinį tyrimą buvo nustatyta, kad demografiniai veiksniai, ypač amžius, reikšmingai įtakoja vartotojų polinkį atsižvelgti į DI pagrįstos sistemos rekomendacijas renkantis turinį, o vyresnio amžiaus žmonės labiau linkę jomis pasikliauti. Priešingai, tyrimas nerado aiškios koreliacijos tarp išsilavinimo lygių ir tikimybės, kad bus atsižvelgta į sistemos rekomendacijas. Tai pabrėžia, kaip svarbu atsižvelgti į įvairias naudotojų charakteristikas kuriant ir optimizuojant rekomendacijų sistemas, siekiant padidinti jų efektyvumą ir naudotojų pasitenkinimą.

6. Tarp įvairių kontekstinių ir personalizavimo veiksnių, turinčių įtakos rekomendacijų sistemoms, personalizavimas remiantis demografinė informacija

respondentų yra suvokiamas kaip reikšmingiausias. Kalbant apie kontekstinius veiksnius, svarbiausias laikomas sezonas, o po jo – geografinė padėtis.

7. Tiek kontekstiniai veiksniai, tiek personalizavimas yra labai svarbūs didinant vartotojų pasitenkinimą dirbtinio intelekto rekomendacijų sistemomis. Konkrečiai, tyrimo rezultatai rodo, kad vartotojų pasitenkinimas teigiamai koreliuoja su kontekstiniais sezonu ir geografinės padėties veiksniais. Be to, tyrimas atskleidžia tvirtą teigiamą koreliaciją tarp personalizavimo veiksnių – apimančių demografinę informaciją, socialinius ryšius ir psichofiziologinius aspektus – ir vartotojų pasitenkinimo.

8. Respondentų pasitikėjimą suasmenintomis rekomendacijų sistemomis veikia tiek personalizavimas, tiek kontekstiniai veiksniai, o psichofiziologiniai aspektai ir tam tikri kontekstiniai veiksniai, pvz., paros laikas ir sezonas, vaidina pagrindinį vaidmenį.

9. Tyrimo rezultatai taip pat rodo, kad vartotojai paprastai labiau pasitiki suasmenintomis rekomendacijų sistemomis nei nesuasmenintomis.

10. Šiame tyrime nustatyta, kad kontekstinės rekomendacijos padidina vartotojų galimybes greitai atrasti dominančius produktus ar turinį, o savaitės diena ir sezonas yra ypač svarbūs veiksniai. Tačiau kiti kontekstiniai elementai, pvz., geografinė vieta, buvo ne tokie įtakingi šiam turinio atradimo procesui.

11. Tyrimo rezultatai rodo, kad suasmenintas rekomendacijas respondentai vertina teigiamai, nes jos padeda greitai atrasti aktualų turinį ar produktus. Nors demografinė informacija, socialiniai ryšiai ir psichofiziologiniai aspektai parodė tvirtą ryšį su šių rekomendacijų veiksmingumu, regresinė analizė parodė, kad jų individualus indėlis gali būti mažiau reikšmingas, nei manyta iš pradžių, o tai rodo, kad reikia toliau tirti sudėtingą individualizuotų rekomendacijų sistemų dinamiką.

12. Kontekstiniai veiksniai, tokie kaip sezonas ir geografinė vieta, yra svarbūs rekomendacinėms sistemoms, nepriklausomai nuo to, ar respondentai yra susidūrę su jomis ar ne. Respondentų, susidūrusių su personalizuotomis rekomendacijomis, požiūris į personalizavimo veiksnių svarbą yra aukštesnis nei respondentų, nesusidūrusių su jomis.

PASIŪLYMAI

1. Siūdoma plačiau ištirti vartotojų polinkio atsižvelgti į rekomendacijas renkantis turinį bei demografinių veiksnių ryšį. Kadangi nustatytas ryšys tarp amžiaus ir polinkio atsižvelgti į rekomendacijas, o tarp išsilavinimo ryšys nenustatytas, siūdoma atlikti platesnį tyrimą su didesne imtimi, atsižvelgiant į šių grupių skirtumus.

2. Atlikus tyrimą nustatyta, jog svarbiausias veiksnys yra personalizavimo - demografinė informacija. Sekantis pagal svarbą - sezonas, o po jo – psichofiziologiniai aspektai ir geografinė vieta. Todėl tobulinant rekomendacines sistemas ir jų rekomendacijų teikimo algoritmus siūdoma daugiausia dėmesio skirti šiems veiksniams.

3. Tyrimo rezultatai rodo, kad personalizavimo veiksniai, apimantys demografinius, socialinius ir psichofiziologinius aspektus, vaidina lemiamą vaidmenį didinant vartotojų pasitenkinimą rekomendacijų sistemomis. Todėl įmonėms, norinčioms padidinti vartotojų pasitenkinimą rekomendacine sistema, siūdoma patobulinti rekomendacijas, jog jos atsižvelgtų į šiuos veiksnius.

4. Atlikus tyrimą nustatyta, kad vartotojų pasitikėjimą personalizuotomis rekomendacijų sistemomis labai įtakoja svarbus požiūris į paros laiką bei sezoną. Todėl norint padidinti vartotojų pasitikėjimą rekomendacinėmis sistemomis, siūdoma patobulinti rekomendacijas, jog jos atsižvelgtų į paros laiką bei sezoną.

5. Tyrimo metu buvo nustatytas respondentų nenoras dalintis papildoma informacija su rekomendacine sistema, kad pagerintų rekomendacijų kokybę. Todėl siūdoma atrasti balansą, tarp suasmenintų rekomendacijų ir vartotojo duomenų rinkimo.

6. Kadangi respondentai atsakė, jog kontekstinės rekomendacijos jiems padėjo greičiau atrasti dominantį turinį, siūdoma gerinti šias rekomendacijas, siekiant padidinti pardavimus.

7. Siūdoma atlikti platesnius tyrimus su daugiau skirtingų kontekstinių veiksnių, tokių kaip aparatinės įrangos matmenys bei duomenų dimensija, kurie buvo identifikuoti literatūros analizėje, bet netirti šiame tyrime.

LITERATŪROS SĄRAŠAS

- Adomavicius, G., Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 17(6), 734–749.
<https://doi.org/10.1109/tkde.2005.99>
- Adomavicius, G., Tuzhilin, A. (2011). Context-Aware Recommender Systems. *Recommender Systems Handbook*, 217–253. https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_7
- Alamdari, P. M., Navimipour, N. J., Hosseinzadeh, M., Safaei, A. A., Darwesh, A. (2020). A Systematic Study on the Recommender Systems in the E-Commerce. *IEEE Access*, 8, 115694–115716. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3002803>
- Bilevičienė, T. ir Jonušauskas, S. (2011). Statistinių metodų taikymas rinkos tyrimuose. <https://repository.mruni.eu/bitstream/handle/007/16758/9789955192770.pdf>
- Burke, R. (2002). Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. SpringerLink. https://link.springer.com/article/10.1023/A:1021240730564?error=cookies_not_supported&code=3ccb4b4b-a626-4074-acf0-a4bb74c222b2
- Çano, Erion. (2017). Hybrid Recommender Systems: A Systematic Literature Review. *Intelligent Data Analysis*. 21. 1487-1524. 10.3233/IDA-163209.
- Chaudhary, N., Chowdhury, D. R. (2018). Expanding Click and Buy rates: Exploration of evaluation metrics that measure the impact of personalized recommendation engines on e-commerce platforms. *International Journal of Computer Science and Information Technology Research*, 6(4), 66-72.
- Chen, M., Liu, P. (2017). Performance Evaluation of Recommender Systems. *International Journal of Performability Engineering*.
<https://doi.org/10.23940/ijpe.17.08.p7.12461256>
- Chou, C., Chen, Y., Liu, Y. (2020). Personalized recommendation systems: A survey of techniques and applications. *ACM Computing Surveys*, 53(2), 1-43.

- Dikčius, V. (2011). ANKETOS SUDARYMO PRINCIPAI.
https://www.evaf.vu.lt/dokumentai/katedros/Rinkodaros_katedra/Medziaga_studentams/Anketos_sudarymo_principai.pdf
- Ferdousi, Z. V., Negrem E. ir Colazzo, D. (2017). Context factors in context-aware recommender systems. <https://hal.science/hal-01729327/>
- Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Riedl, J. (2002). An algorithmic framework for performing collaborative filtering. In Proceedings of the 22nd annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval (pp. 230-237). ACM.
- I. Ryngksai, L. Chameikho. (2014). Recommender Systems: Types of Filtering Techniques, INTERNATIONAL JOURNAL OF ENGINEERING RESEARCH & TECHNOLOGY (IJERT). Volume 03, Issue 11 (November 2014)
- Jannach, D., Jugovac, M. (2019). Measuring the Business Value of Recommender Systems. ACM Transactions on Management Information Systems, 10(4), 1–23.
<https://doi.org/10.1145/3370082>
- Javed, U., Shaukat, K., A. Hameed, I., Iqbal, F., Mahboob Alam, T., Luo, S. (2021). A Review of Content-Based and Context-Based Recommendation Systems. International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET), 16(03), pp. 274–306. <https://doi.org/10.3991/ijet.v16i03.18851>
- Karypis, G. (2001). Evaluation of item-based top-n recommendation algorithms. In Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web (pp. 635-636). ACM.
- Karypis, G., Kumar, V. (2020). A review of collaborative filtering techniques. ACM Computing Surveys
- Keikha, F., Heidari, M. (2015). Properties of Context-Aware Recommender Systems: A Survey. International Journal of Computer Applications, 127(5), 9–13.
<https://doi.org/10.5120/ijca2015906379>
- Khusro, S., Ali, Z. ir Ullah, I. (2016). Recommender Systems: Issues, Challenges, and Research Opportunities. 10.1007/978-981-10-0557-2_112.

- Lee, D., Hosanagar, K. (2014). Impact of recommender systems on sales volume and diversity.
<https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=ba217822b81c3c9449014cb92e197d8a6baa4914>
- Li, S., Karahanna, E. (2015). Online Recommendation Systems in a B2C E-Commerce Context: A Review and Future Directions. *Journal of the Association for Information Systems*, 16(2), 72–107. <https://doi.org/10.17705/1jais.00389>
- Lops, P., de Gemmis, M., Semeraro, G. (2010). Content-based Recommender Systems: State of the Art and Trends. *Recommender Systems Handbook*, 73–105.
https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_3
- Madhukar, M. (2014). Challenges & Limitation in Recommender Systems.
- Mohamed, M. H., Khafagy, M. H., Ibrahim, M. H. (2019). Recommender Systems Challenges and Solutions Survey. 2019 International Conference on Innovative Trends in Computer Engineering (ITCE). <https://doi.org/10.1109/itce.2019.8646645>
- O'Donovan, J., Karypis, G., Riedl, J. (2018). A survey of content-based recommendation systems. *ACM Computing Surveys*, 51(5), 93.
- Prasad, R., Kumari, V. (2012). A Categorical Review of Recommender Systems. *International Journal of Distributed and Parallel Systems (IJDPS) Vol.3, No.5*.
- Reshak, K. ir N. H., Haider ir A. M., Nidhal ir A. F., Murtadha. (2022). Recommender System and E-Sales.
https://www.researchgate.net/publication/361726073_Recommender_System_and_E-Sales
- Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B. (2011). Introduction to recommender systems handbook. *Recommender systems handbook* (pp. 1-35). Springer, Boston, MA.
- Rudzkiene, V. (2005). Socialine statistika.
<https://repository.mruni.eu/bitstream/handle/007/15456/RUDZKIENE.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Schwarze J. (1993). *Grundlagen der Statistik 2*. 5th edition; Herne/Berlin: Neue Wirtschaftsbriefe

- Shani, G., Gunawardana, A., Wang, C. (2011). Evaluating recommendation systems. Handbook of research on machine learning applications and trends: Algorithms, methods, and techniques (pp. 625-648). IGI Global.
- Statistikos departamentas. Asmenys kurie naudojami informacinėmis technologijomis. <https://osp.stat.gov.lt/statistiniu-rodikliu-analize?hash=b3603975-ca07-47cb-aaaf-bc3a3a403a1f#/>
- Statistikos departamentas. Nuolatiniai gyventojai pagal lytį ir amžiaus grupes metų pradžioje. <https://osp.stat.gov.lt/statistiniu-rodikliu-analize?hash=ab672ada-e22f-409e-9ce0-33915afade8f#/>
- Thendral, S.E., Valliyammai, C. (2018). Understanding Personalization of Recommender System : A Domain Perspective. International Journal of Applied Engineering Research ISSN 0973-4562 Volume 13, Number 15 (2018) pp. 12422-12428 <https://www.semanticscholar.org/paper/Understanding-Personalization-of-Recommender-System-Thendral-Valliyammai/e76a7b2656c8fec9f525c436517fa2755cdcf1b0>
- Tkalčič, M., De Carolis, B., de Gemmis, M., Odić, A., Košir, A. (2016). Introduction to Emotions and Personality in Personalized Systems. Emotions and Personality in Personalized Services. Human-Computer Interaction Series. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-31413-6_1
- V. K. Sejwal, M. Abulaish, Jahiruddin, "CRecSys: A Context-Based Recommender System Using Collaborative Filtering and LOD", IEEE Access, vol. 8, pp. 158432-158448, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3020005.
- Villegas, N. M., Sánchez, C., Díaz-Cely, J., Tamura, G. (2018). Characterizing context-aware recommender systems: A systematic literature review. Knowledge-Based Systems, 140, 173–200. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2017.11.003>
- Yeung, Chi Ho. (2015). Do recommender systems benefit users? https://www.researchgate.net/publication/280221174_Do_recommender_systems_benefit_users
- Zangerle, E., Bauer, C. (2022). Evaluating Recommender Systems: Survey and Framework. ACM Computing Surveys, 55(8), 1–38. <https://doi.org/10.1145/3556536>

Zou, L., Xia, L., Ding, Z., Song, J., Liu, W., Yin, W. (2019). Reinforcement Learning to Optimize Long-term User Engagement in Recommender Systems.arXiv.org.
<https://arxiv.org/abs/1902.05570>

SANTRAUKA

Pagrindinis šio magistro darbo tikslas yra ištirti personalizavimo ir kontekstinių veiksnių svarbą DI pagrindu veikiančiose rekomendacinėse sistemose. Darbą sudaro trys pagrindinės dalys: esamos literatūros apžvalga, empirinis tyrimas ir tyrimo rezultatų aptarimas.

Literatūros apžvalgoje gilinamasi į įvairių tipų rekomendacijų sistemas, aptariami vyraujantys iššūkiai, tokie kaip duomenų retumas, privatumo problemos, mastelio keitimas ir delsa, taip pat galimos naudos, pvz., didesnis vartotojų įsitraukimas ir padidėję pardavimo konversijų rodikliai. Šioje dalyje nustatomi pagrindiniai rekomendacinėse sistemose naudojami kontekstiniai ir personalizavimo veiksniai. Šiame skyriuje taip pat pabrėžiama personalizavimo ir kontekstinių veiksnių reikšmė didinant šių sistemų efektyvumą.

Buvo atliktas empirinis tyrimas, siekiant ištirti personalizavimo veiksnių (demografinė informacija, socialiniai ryšiai, psichofiziologiniai aspektai) ir kontekstinių veiksnių (sezono, geografinės padėties, savaitės dienos, paros laiko, oro sąlygų, triukšmo lygio) įtaką vartotojų pasitenkinimui ir pasitikėjimui DI rekomendacinėmis sistemomis. Tyrime dalyvavo 311 respondentų, naudojant klausimyną duomenims apie jų patirtį ir suvokimą rinkti. Duomenims analizuoti buvo naudojamos statistinės priemonės, įskaitant koreliacijos ir regresijos analizę. Išvados atskleidė įžvalgas apie vartotojų pageidavimus ir skirtingą personalizavimo ir kontekstinių veiksnių reikšmę rekomendacijų sistemose.

Šiame baigiamajame darbe apibendrinami pagrindiniai atradimai: vartotojai labiau pasitiki ir teikia pirmenybę suasmenintoms rekomendacijų sistemoms, o konkretūs personalizavimo ir konteksto veiksniai yra labai svarbūs siekiant padidinti vartotojų pasitenkinimą.

Darbo pabaigoje pateikiamos rekomendacijos būsimiems tyrimams, pabrėžiant būtinybę ištirti šiame darbe netirtus veiksnius, kurie gali turėti įtakos vartotojų suvokimui apie suasmenintas rekomendacijas. Verslui, šiame darbe siūloma sutelkti dėmesį į personalizavimą ir kontekstinius veiksnius, siekiant padidinti vartotojų įsitraukimą ir pasitenkinimą DI rekomendacijų sistemomis.

SUMMARY

The primary objective of this master's thesis is to explore the dynamics and effectiveness of personalization and contextual factors in AI based recommender systems. The thesis is structured into three main sections: review of existing literature, an empirical research study, and the presentation of research results.

The literature review delves into various types of recommendation systems, discusses prevalent challenges such as data sparsity, privacy concerns, scalability, and latency, alongside the potential benefits like enhanced user engagement and increased sales conversion rates. In this part, the main contextual and personalization factors used in recommender systems are identified. This section also highlights the significance of personalization and contextual factors in enhancing the effectiveness of these systems.

An empirical study was conducted to investigate the impact of personalization factors (demographic information, social connections, psychophysiological aspects) and contextual factors (season, geographic location, day of the week, time of day, weather conditions, noise level) on user satisfaction and trust in AI recommender systems. The study involved 311 respondents, utilizing questionnaires to gather data on their experiences and perceptions. Statistical tools, including correlation and regression analysis, were employed to analyze the data. The findings revealed nuanced insights into user preferences and the varied significance of different personalization and contextual elements in recommendation systems.

The thesis concludes with a summary of key findings: personalized recommendation systems are more trusted and preferred by users, with specific personalization and contextual factors being critical for enhancing user satisfaction.

Recommendations are provided for future research, emphasizing the need to explore unaccounted variables that might influence user perceptions of personalized recommendations. For businesses, the thesis suggests focusing on personalization and contextual factors to enhance user engagement and satisfaction with AI-driven recommender systems.

PRIEDAI

1 priedas. Žvalgybinio tyrimo anketa

Sveiki, esu Vilniaus universiteto I magistro kurso Strateginio informacinių sistemų valdymo studentė Austė Šeputytė ir šiuo metu atlieku tyrimą, kurio metu siekiu išsiaiškinti konteksto ir personalizavimo svarbą pasitenkinimui rekomendacinėmis sistemomis. Ši anketa yra anoniminė ir atsakydami į klausimus užtruksite apie 10 minučių.

Ačiū už jūsų laiką.

Koks yra jūsų amžius?

<16 metų

17-26 metai

27-42 metai

43-58 metai

59-68 metai

>68 metai

Kokia jūsų lytis?

Vyras

Moteris

Nenoriu atsakyti

Koks yra jūsų išsilavinimas?

Pradinis

Pagrindinis

Vidurinis

Aukštesnysis

Aukštasis

Kokia yra jūsų gyvenamoji vieta?

Didmiestis

Miestelis

Priemiestis

Kaimas

Ar anksčiau esate naudoję rekomendacijų sistemas (pvz., Spotify, YouTube, Netflix, LinkedIn, Zalando, AboutYou ir kt.)?

Taip

Ne

Nežinau

Kokias rekomendacines sistemas esate naudoję?

(Atviras klausimas)

Kaip dažnai priimdami pirkimo ar turinio vartojimo sprendimus pasikliaujate rekomendacijomis?

Niekada

Beveik niekada

Dažnai

Beveik visada

Visada

Kaip manote, kiek svarbu, kad sistema siūlydama rekomendacijas atsižvelgtų į žemiau išvardintus kontekstinius veiksnius? (Penkiabalė skalė nuo Nesvarbu iki Svarbu)

Paros laikas

Savaitės diena/savaitgalis

Sezonas

Geografinė vieta

Oro sąlygos

Triukšmo lygis

Ar esate susidūrę su rekomendacinėmis sistemomis, kurios atsižvelgtų į konteksto veiksnius, tokius kaip paros laikas, savaitės diena/savaitgalis, sezonas, geografinė vieta, oro sąlygos, triukšmo lygis it kt.?

Taip

Ne

Nežinau

Ar kontekstą atitinkančios rekomendacijos padėjo/padėtų jums rasti produktus / turinį, kurie labiau atitiko/atitiktų jūsų dabartinę situaciją ar poreikius?

Neskatina

Daugiau neskatina nei skatina

Nei skatina nei neskatina

Daugiau skatina nei neskatina

Skatina

Kaip manote, kiek svarbu, kad sistema siūlydama rekomendacijas atsižvelgtų į žemiau išvardintus asmeninius veiksnius?

Demografinė informacija (rekomendacijos pagal jūsų amžių, lytį ir kt.)

Socialiniai ryšiai (rekomendacijos pagal jūsų draugus, šeimą ir kt.)

Psichofiziologiniai aspektai (rekomendacijos pagal jūsų nuotaiką, nuovargį ir kt.)

Kita (nurodykite)

Ar esate susidūrę su rekomendacinėmis sistemomis, kurios teikė jums personalizuotas rekomendacijas?

Taip

Ne

Nežinau

Kiek jus tenkina personalizuotų rekomendacijų sistemų teikiamos rekomendacijos?

Netenkina

Daugiau netenkina nei tenkina

Nei tenkina nei netenkina

Daugiau tenkina nei netenkina

Tenkina

Kaip manote, kiek suasmenintos rekomendacijos pagerina bendrą naudojimosi rekomendacine sistema patirtį?

Nepagerina

Daugiau nepagerina nei pagerina

Nei pagerina nei negerina

Daugiau gerina nei negerina

Gerina

Kiek suasmenintos rekomendacijos paskatino/paskatintų jus atrasti naujų produktų / turinio, kuris jus domino/sudomintų?

Neskatina

Daugiau neskatina nei skatina

Nei skatina nei neskatina

Daugiau skatina nei neskatina

Skatina

Kaip manote, kiek kontekstą atitinkančios rekomendacijos pagerina bendrą naudotojo patirtį?

Nepagerina

Daugiau nepagerina nei pagerina

Nei pagerina nei negerina

Daugiau gerina nei negerina

Gerina

**Kiek pasitikite suasmenintomis ir nesuasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis?
(Penkiabalė skalė nuo Nepasitikiu iki Pasitikiu)**

Suasmenintomis rekomendacijomis

Nesuasmenintomis rekomendacijomis

Kiek tikėtina, kad sutiktumėte pasidalinti papildoma asmenine informacija, kad pagerintumėte suasmenintų rekomendacijų tikslumą?

Nesutikčiau

Daugiau nesutikčiau nei sutikčiau

Nei sutikčiau nei nesutikčiau

Daugiau sutikčiau nei nesutikčiau

Sutikčiau

Ar jums buvo aišku kuo šiame tyrime skiriasi kontekstas nuo personalizavimo? Jei ne, ko trūksta, jog lengviau atpažintumėte skirtumus?

(Atviras klausimas)

Ar jums buvo aiškūs visi klausimai? Jei ne, pasidalinkite, kas buvo neaišku.

(Atviras klausimas)

2 priedas. Respondentų atsakymai į atvirus klausimus

Klausimas: Ar jums buvo aišku kuo šiame tyrime skiriasi kontekstas nuo personalizavimo?
Jei ne, ko trūksta, jog lengviau atpažintumėte skirtumus?

Atsakymai:

- Paaiškinimas nepakenktų
- Taip
- Neatkreipiau dėmesio, jog jie yra skirtingi. Reiktų kažkokio atskyrimo
- Ne, trūksta paaiškinimo
- Neaišku, trūksta tikslumo.
- Aišku
- Aišku
- Ne, nebuvo paaiškinta kuo skiriasi. Trūksta paaiškinimo. Kontekstas gali būti asmeninis. Kuo skirtųsi asmeninis kontekstas nuo personalizavimo?
- Taip
- Aisku

Klausimas: Ar jums buvo aiškūs visi klausimai? Jei ne, pasidalinkite, kas buvo neaišku.

Atsakymai:

- Konteksto ir personalizavimo klausimai galėtų būti sugrupuoti, o ne išmėtyti
- Klausime apie kontekstą buvo neaiški atsakymų formuluotė, taip pat kai kuriuos klausimus galima išskirti į du atskirus.
- Viskas aišku.
- Klausimų formuluotės per ilgos
- Ne visi klausimai yra aiškūs. Klausimu formuluote per sudėtinga ir per ilga.
- Aišku
- Neaišku, kas yra rekomendacinės sistemos.

- Neatsimenu visų rekomendacinių sistemų kurias naudoju. Taip pat atsakymai skirtusi priklausomai nuo sistemos, tai buvo sunku tiksliai atsakyti
- Taip
- Aisku

Klausimas: Kokias rekomendacines sistemas esate naudoję?

Atsakymai:

- Spotify, YouTube, Netflix, LinkedIn
- Spotify, YouTube, Facebook, LinkedIn
- Spotify, YouTube, Netflix, AboutYou
- Spotify, YouTube, Netflix, LinkedIn, Zalando, AboutYou, Facebook, Tiktok
- Spotify, youtube, zalando.
- Visas išvardinti? Reikia pasirinkimo su galimais keliais žymėjimais ir galimybe įrašyti prie Kita
- Spotify, Youtube, LinkedIn, Facebook, Instagram, Twitter, Vinted, TikTok, ir daug kitų
- Youtube, LinkedIn

3 priedas. Kiekybinio tyrimo anketinė apklausa

Sveiki, esu Vilniaus universiteto I magistro kurso Strateginio informacinių sistemų valdymo studentė Austė Šeputytė ir šiuo metu atlieku tyrimą, kurio metu siekiu išsiaiškinti konteksto ir personalizavimo svarbą pasitenkinimui rekomendacinėmis sistemomis.

Rekomendacinėmis sistemomis vadinami bet kokie elektroniniai tinklalapiai ar aplikacijos, kurios rekomenduoja jums turinį, pavyzdžiui, filmus, muziką, prekes, darbo skelbimus ar reklamas. Šiame tyrime stengiamasi išsiaiškinti, ar jums svarbu, jog šios rekomendacinės sistemos atsižvelgtų į konteksto bei personalizavimo veiksnius. Konteksto veiksniai šiame tyrime apibūdinami kaip išoriniai veiksniai, galintys daryti įtaką jūsų pasirinkimui. Personalizavimo veiksniai šiame tyrime yra susiję su tuo, kas jūs esate ir iš kur esate kilę.

Ši anketa yra anoniminė ir atsakydami į klausimus užtruksite apie 10 minučių.

Ačiū už jūsų laiką.

1. Koks yra jūsų amžius?

<16 metų

17-26 metai

27-42 metai

43-58 metai

59-68 metai

>68 metai

2. Kokia jūsų lytis?

Vyras

Moteris

Nenoriu atsakyti

3. Koks yra jūsų išsilavinimas?

Pradinis

Pagrindinis

Vidurinis

Aukštesnysis

Aukštasis

4. Kokia yra jūsų gyvenamoji vieta?

Didmiestis

Miestelis

Priemiestis

Kaimas

5. Ar anksčiau esate naudoję rekomendacijų sistemas (pvz., YouTube, Spotify, Netflix, LinkedIn ir kt.)? Rekomendacinės sistemos yra tinklalapiai ar aplikacijos, kurios siūlo jums turinį, tokį kaip video, filmai, muzika ar darbo skelbimai.

Taip

Ne (Jei atsakėte ne, ačiū, toliau apklausos pildyti nebereikia)

Nežinau

6. Kaip dažnai rinkdamiesi kokį turinį žiūrėti, klausyti ar pirkti, atsižvelgiate į rekomendaciją, kurią jums pateikia sistema?

Niekada

Beveik niekada

Dažnai

Beveik visada

Visada

7. Ar esate susidūrę su rekomendacinėmis sistemomis, kurios atsižvelgtų į konteksto veiksnius? 7-11 klausimai susiję su kontekstiniais veiksniais, tokiais kaip paros laikas, savaitės

diena/savaitgalis, sezonas, geografinė vieta, oro sąlygos, triukšmo lygis it kt. Rekomendacinė sistema, atsižvelgianti į kontekstą, rekomenduoja jums turinį atsižvelgdama į anksčiau išvardintus veiksnius.

Taip (Jei atsakėte taip, pereikite prie 8 klausimo)

Ne (Jei atsakėte ne, pereikite prie 9 klausimo)

Nežinau (Jei atsakėte nežinau, pereikite prie 9 klausimo)

8. Ar kontekstą atitinkančios rekomendacijos padėjo jums greičiau rasti dominančius produktus ar turinį?

Daugiau nepadėjo nei padėjo

Nei padėjo nei nepadėjo

Daugiau padėjo nei nepadėjo

Padėjo

9. Kaip manote, ar kontekstą atitinkančios rekomendacijos padėtų jums greičiau rasti dominančius produktus ar turinį? Jei atsakėte "Taip" į 7 klausimą, šį klausimą praleiskite.

Daugiau nepadėtų nei padėtų

Nei padėtų nei nepadėtų

Daugiau padėtų nei nepadėtų

Padėtų

10. Kaip manote, kiek svarbu, kad sistema siūlydama jums rekomendacijas atsižvelgtų į žemiau išvardintus kontekstinius veiksnius? (Skalė nuo Nesvarbu iki Svarbu)

Paros laikas

Savaitės diena/savaitgalis

Sezonas

Geografinė vieta

Oro sąlygos

Triukšmo lygis

11. Kaip manote, kiek rekomendacijos atsižvelgiančios į kontekstą pagerina bendrą naudojimosi rekomendacine sistema patirtį?

Negerina

Daugiau negerina nei gerina

Nei gerina nei negerina

Daugiau gerina nei negerina

Gerina

12. Ar esate susidūrę su rekomendacinėmis sistemomis, kurios teikė jums personalizuotas rekomendacijas? 12-16 klausimai susiję su personalizuotomis rekomendacijomis. Šiame tyrime personalizuotos rekomendacijos reiškia tokias rekomendacijas, kurios atsižvelgia į jūsų demografinę informaciją, tokią kaip jūsų amžius, lytis ir kt., jūsų socialinius ryšius, pvz., rekomendacijos pagal jūsų draugus ar šeimą bei psichofiziologinius aspektus, tokius kaip jūsų nuotaika, nuovargis ir tt.

Taip (Jei atsakėte taip, pereikite prie 13 klausimo)

Ne (Jei atsakėte ne, pereikite prie 14 klausimo)

Nežinau (Jei atsakėte nežinau, pereikite prie 14 klausimo)

13. Ar personalizuotos rekomendacijos padėjo jums greičiau rasti dominančius produktus ar turinį?

Daugiau nepadėjo nei padėjo

Nei padėjo nei nepadėjo

Daugiau padėjo nei nepadėjo

Padėjo

14. Kaip manote, ar personalizuotos rekomendacijos padėtų jums greičiau rasti dominančius produktus ar turinį? Jei atsakėte "Taip" į 12 klausimą, šį klausimą praleiskite.

Daugiau nepadėtų nei padėtų

Nei padėtų nei nepadėtų

Daugiau padėtų nei nepadėtų

Padėtų

15. Kaip manote, kiek svarbu, kad sistema siūlydama jums rekomendacijas atsižvelgtų į žemiau išvardintus asmeninius veiksnius? (Skalė nuo Nesvarbu iki Svarbu)

Demografinė informacija (rekomendacijos pagal jūsų amžių, lytį ir kt.)

Socialiniai ryšiai (rekomendacijos pagal jūsų draugus, šeimą ir kt.)

Psichofiziologiniai aspektai (rekomendacijos pagal jūsų nuotaiką, nuovargį ir kt.)

16. Kaip manote, kiek asmeninės rekomendacijos pagerina bendrą naudojimosi rekomendacine sistema patirtį?

Negerina

Daugiau nepagerina nei pagerina

Nei pagerina nei negerina

Daugiau gerina nei negerina

Gerina

17. Kiek jus tenkina jūsų naudojamų rekomendacinių sistemų teikiamos rekomendacijos?

Netenkina

Daugiau netenkina nei tenkina

Nei tenkina nei netenkina

Daugiau tenkina nei netenkina

Tenkina

18. Kiek pasitikite suasmenintomis ir nesuasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis? *Suasmenintos rekomendacinės sistemos teikia rekomendacijas atsižvelgdamos į jūsų duomenis skirtas tik jums, nesuasmenintos teikia tokias pačias rekomendacijas visiems.* (Penkiabalė skalė nuo Nepasitikiu iki Pasitikiu)

Suasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis

Nesuasmenintomis rekomendacinėmis sistemomis

19. Ar sutiktumėte pasidalinti papildoma asmenine informacija su rekomendacine sistema, kad pagerintumėte suasmenintų rekomendacijų tikslumą?

Nesutikčiau

Daugiau nesutikčiau nei sutikčiau

Nei sutikčiau nei nesutikčiau

Daugiau sutikčiau nei nesutikčiau

Sutikčiau