UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA

MAGISTRSKO DELO

VPLIV PERSONALIZIRANEGA TRŽENJA NA RAST PRODAJE V PANOGI IZDELKOV ZA OSEBNO NEGO S POUDARKOM NA PODJETJU FRESH32

Ljubljana, maj 2026 MAJA RAVBAR

IZJAVA O AVTORSTVU

Podpisana Maja Ravbar, študentka Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani, avtorica predloženega dela z naslovom Vpliv personaliziranega trženja na rast prodaje v panogi izdelkov za osebno nego s poudarkom na podjetju FRESH32, pripravljenega v sodelovanju z mentorico red. prof. dr. Barbaro Čater

I Z J A V L J A M

1. da sem predloženo delo pripravila samostojno;
2. da je tiskana oblika predloženega dela istovetna njegovi elektronski obliki;
3. da je besedilo predloženega dela jezikovno korektno in tehnično pripravljeno v skladu z Navodili za izdelavo pisnih del UL EF, kar pomeni, da sem poskrbela, da so dela in mnenja drugih avtorjev oziroma avtoric, ki jih uporabljam oziroma navajam v besedilu, citirana oziroma povzeta v skladu z Navodili za izdelavo pisnih del UL EF;
4. da se zavedam, da je plagiatorstvo – predstavljanje tujih del (v pisni ali grafični obliki) kot mojih lastnih – kaznivo po Kazenskem zakoniku Republike Slovenije;
5. da se zavedam posledic, ki bi jih na osnovi predloženega dela dokazano plagiatorstvo lahko predstavljalo za moj status na Univerze v Ljubljani Ekonomski fakulteti v skladu z relevantnim pravilnikom;
6. da sem pridobila vsa potrebna dovoljenja za uporabo podatkov in avtorskih del v predloženem delu in jih v njem jasno označila;
7. da sem pri pripravi predloženega dela ravnala v skladu z etičnimi načeli in, kjer je to potrebno, za raziskavo pridobila soglasje etične komisije;
8. da soglašam, da se elektronska oblika predloženega dela uporabi za preverjanje podobnosti vsebine z drugimi deli s programsko opremo za preverjanje podobnosti vsebine, ki je povezana s študijskim informacijskim sistemom članice;
9. da na Univerzo v Ljubljani neodplačno, neizključno, prostorsko in časovno neomejeno prenašam pravico shranitve predloženega dela v elektronski obliki, pravico reproduciranja ter pravico dajanja predloženega dela na voljo javnosti na svetovnem spletu preko Repozitorija Univerze v Ljubljani;
10. da hkrati z objavo predloženega dela dovoljujem objavo svojih osebnih podatkov, ki so navedeni v njem in v tej izjavi;
11. da sem preverila verodostojnost informacij, ki izhajajo iz zapisov na podlagi uporabe orodij umetne inteligence.

V Ljubljani, dne 21. 5. 2026 Podpis študentke: Maja Ravbar

POVZETEK

Pozornost porabnikov je danes pomembnejša kot kadar koli prej. Podjetja se na različne načine trudijo, da bi njihova trženjska komunikacija izstopala, zato je personalizirano trženje postalo pomemben del digitalnega trženja. Magistrsko delo raziskuje vpliv personaliziranega trženja na rast prodaje v panogi izdelkov za osebno nego, s poudarkom na podjetju FRESH 32. Rast prodaje je posredno merjena preko vedenjskih odzivov porabnikov, kot so zaznana personalizacija, zaupanje, vsiljivost, relevantnost, aktivna vključenost, zadovoljstvo in zvestoba. Poleg kvantitativne raziskave, ki se poglobi v povezave med dejavniki, so predstavljeni tudi dejanski rezultati uporabe personaliziranega trženja v izbranem podjetju. Pridobljeni rezultati omogočajo razumevanje učinkov personalizacije v digitalnem svetu ter nadaljnjo optimizacijo trženjskih strategij FRESH 32.

KLJUČNE BESEDE: personalizirano trženje, digitalno trženje, trženjska komunikacija, panoga osebne nege, vedenjski odzivi porabnikov, rast prodaje

CILJI TRAJNOSTNEGA RAZVOJA



ABSTRACT

Consumer attention is more important than ever before. Companies are trying in various ways to make their marketing communication stand out, which is why personalised marketing has become a central feature of contemporary digital marketing. This master's thesis explores the impact of personalised marketing on sales growth in the personal care products industry, focusing on the company FRESH 32. Sales growth is indirectly measured through consumer behavioral responses, such as perceived personalisation, trust, intrusiveness, relevance, engagement, satisfaction, and loyalty. In addition to quantitative research that delves into connections between factors, the actual results of using personalised marketing in a selected company are also presented. The obtained results allow understanding the effects of personalisation in the digital world and further optimisation of FRESH 32's marketing strategies.

KEY WORDS: personalised marketing, digital marketing, marketing communication, personal care industry, consumer behavioral responses, sales growth

SUSTAINABLE DEVELOPMENT GOALS



KAZALO

1 UVOD 1
2 POMEN IN VPLIVI PERSONALIZIRANEGA TRŽENJA 3
2.1 Definicija in pomen personaliziranega trženja 3
2.2 Mehanizmi personalizacije v digitalnem trženju 4
2.2.1 Tradicionalni mehanizmi personalizacije 5
2.2.2 Sodobni mehanizmi personalizacije 7
2.3 Personalizacija v panogi osebne nege 9
2.4 Odzivi porabnikov na personalizacijo 11
2.4.1 Uvod v odzive na personalizacijo 11
2.4.2 Zaznana personalizacija in pomembnost vsebin 12
2.4.3 Zaupanje, zasebnost in zaznana vsiljivost personalizacije 13
2.4.4 Psihološki in čustveni odzivi porabnikov na personalizacijo 15
2.4.5 Vedenjski odzivi kot prehod k nakupnim nameram 15
2.5 Vpliv personalizacije na prodajo 16
2.5.1 Personalizacija in kratkoročna prodajna učinkovitost 17
2.5.2 Vloga personalizacije pri dolgoročnih prodajnih učinkih 18
2.5.3 Omejitve in pogoji za pozitivni vpliv personalizacije na prodajo 19
3 PREDSTAVITEV PODJETJA FRESH 32 IN NJEGOVIH TRŽENJSKIH PRAKS 20
3.1 Podjetje FRESH 32 20
3.2 Trženjske prakse v podjetju FRESH 32 21
4 METODOLOGIJA RAZISKAVE 23
4.1 Namen in cilji raziskave 23
4.2 Priprava vprašalnika 25
4.3 Opis vzorca 25
4.4 Uporabljene metode analize podatkov 27
5 REZULTATI EMPIRIČNE RAZISKAVE 28
5.1 Predstavitev rezultatov ankete 28
5.1.1 Zaznana personalizacija 28
5.1.2 Zaupanje 29
5.1.3 Zaznana vsiljivost 30

5.1.4 Relevantnost ... 30
5.1.5 Aktivna vključenost ... 31
5.1.6 Zadovoljstvo ... 32
5.1.7 Zvestoba ... 32
5.1.8 Kanali komunikacije FRESH 32 ... 33
5.1.9 Pogostost nakupov respondentov ... 33
5.2 Statistično preverjanje hipotez ... 34
5.2.1 Preverjanje hipoteze 1 ... 34
5.2.2 Preverjanje hipoteze 2 ... 35
5.2.3 Preverjanje hipoteze 3 ... 37
5.2.4 Preverjanje hipoteze 4 ... 38
5.3 Primerjava rezultatov ankete z dejanskimi podatki FRESH 32 ... 41
6 DISKUSIJA ... 42
6.1 Povzetek ugotovitev ... 42
6.2 Priporočila za podjetje FRESH 32 ... 45
6.3 Omejitve in predlogi za nadaljnje raziskave ... 46
7 SKLEP ... 47
SEZNAM KLJUČNE LITERATURE ... 48
LITERATURA IN VIRI ... 49
PRILOGE ... 51

KAZALO TABEL

Tabela 1: Demografska struktura vzorca ... 26
Tabela 2: Povprečne vrednosti in standardni odkloni postavke zaznane personalizacije ... 29
Tabela 3: Povprečne vrednosti in standardni odkloni postavke zaupanje ... 29
Tabela 4: Povprečne vrednosti in standardni odkloni postavke zaznane vsiljivosti ... 30
Tabela 5: Povprečne vrednosti in standardni odkloni postavke relevantnosti ... 31
Tabela 6: Povprečne vrednosti in standardni odkloni postavke aktivne vključenosti ... 31
Tabela 7: Povprečne vrednosti in standardni odkloni postavke zadovoljstvo ... 32
Tabela 8: Povprečne vrednosti in standardni odkloni postavke zvestoba ... 32
Tabela 9: Primerjava rezultatov dveh kampanj Meta ... 41
Tabela 10: Analiza hipotez ... 43

KAZALO SLIK

Slika 1: Struktura testiranja trženjskih kreativ v podjetju FRESH 32 22
Slika 2: Kanali zaznave komunikacije podjetja FRESH 32 med respondenti 33
Slika 3: Pogostost nakupov respondentov v zadnjih 12 mesecih 34
Slika 4: Zaznana stopnja personalizacije glede na pogostost nakupov 35
Slika 5: Povezanost med zaupanjem in aktivno vključenostjo porabnikov 36
Slika 6: Povezanost med zaupanjem in zaznano vsiljivostjo 38
Slika 7: Zadovoljstvo glede na stopnjo zaznane personalizacije 39
Slika 8: Zvestoba glede na stopnjo zaznane personalizacije 40

KAZALO PRILOG

Priloga 1: Vprašalnik 1
Priloga 2: Opisna statistika konstrukta (izpis iz programa RStudio) 4
Priloga 3: Računanje Spearmanovega koeficienta korelacije za hipotezo 1 5
Priloga 4: Računanje Spearmanovega koeficienta korelacije in linearne regresija za hipotezo 2 6
Priloga 5: Računanje Spearmanovega koeficienta korelacije in linearne regresija za hipotezo 3 7
Priloga 6: Razvrščanje v skupino in izvedba t-testov za zadovoljstvo in zvestobo za hipotezo 4 8

SEZNAM KRATIC

angl. – angleško
CPP – (angl. Cost Per Purchase); strošek na nakup
CTR – (angl. Click-Through Rate); razmerje med prikazi in kliki
DP-GCN – (angl. Deterministic Policy Graph Convolutional Network); konvolucijska nevronska mreža z deterministično politiko na grafih
GDPR – (angl. General Data Protection Regulation); Splošna uredba o varstvu podatkov
PUR – (angl. purchase); nakup
ROAS – (angl. Return On Advertising Spend); donosnost oglaševalskih sredstev
SD – standardni odklon
SKD – standardna klasifikacija dejavnosti
SUM – (angl. Scaling User Modeling); skalabilno modeliranje uporabnikov
UI – umetna inteligenca

1 UVOD

V času, ko mnoga največja podjetja delujejo samo v digitalnem svetu, so podjetja primorana poseči k personalizirani komunikaciji (Tarifi in Bakhsh, 2024). Uporaba množičnega trženja se je zaradi digitalizacije spremenila v personalizirano komunikacijo, ki temelji na veliki bazi podatkov. Na ta način se lahko sporočila neprestano prilagajajo spreminjajočim se željam in potrebam porabnikov. V praksi personalizirano trženje pomeni, da podjetja na podlagi ogledanih vsebin in interesov porabniku prikazujejo prilagojene vsebine in boljša priporočila. Pregledi različnih raziskav kažejo, da je personalizirano trženje eden ključnih razvojev v digitalnem trženju. Danes okolje porabnikom ponuja vedno večje količine informacij in oglasov, zaradi česar se podjetja spopadajo z izzivom, kako pritegniti in obdržati njihovo pozornost. Personalizirano trženje se v tem kontekstu kaže kot eden ključnih pristopov za zmanjševanje nasičenosti oglasov, saj porabnikom posreduje sporočila, ki temeljijo na njihovih vedenjskih vzorcih in interesih (Chandra in drugi, 2022). De Keyzer in drugi (2022) ugotavljajo, da porabniki zaznavajo personalizirane vsebine kot relevantnejše, kadar izražajo njihove dejanske interese ali značilnosti, kar posledično poveča pozornost. Podobno ugotavljata Kim in Han (2014), da personalizacija vodi do ugodnejšega odziva porabnikov, kadar vsebine izražajo njihove dejanske interese. To krepi dojemanje, da je sporočilo neposredno namenjeno njim.

Prav tako se na drugi strani spreminjajo porabniki, ki personalizirane vsebine in priporočila sprejemajo kot samoumevno uporabniško izkušnjo. Čeprav je personalizirano trženje pričakovano, se odziv nanj razlikuje glede na fazo nakupne poti porabnika in stopnjo preglednosti podjetja (Kuehnl in drugi, 2024).

Personalizirano trženje je postalo konkurenčni mehanizem, saj ga podjetja uporabljajo za povečanje relevantnosti vsebin in učinkovit izkoristek trženjskega vložka. Smo v obdobju, ko se podjetja ne odločajo več, ali bodo uporabljala personalizacijo ali ne, temveč se sprašujejo, kdaj ta prinaša vrednost in kdaj je zaradi varovanja zasebnosti potencialno tveganje (Chandra in drugi, 2022).

V panogi izdelkov za osebno nego, kjer ima zaupanje v blagovno znamko pomembno vlogo v procesu nakupnega odločanja, ima personalizacija velik potencial. A čeprav se je personalizirano trženje pokazalo obetavno v velikih, s podatki bogatih podjetjih (Ma, 2024), je njegova učinkovitost pri manjših, nišnih blagovnih znamkah premalo raziskana.

Trg izdelkov za osebno nego je visoko konkurenčen s številnimi podjetji, ki si med drugim želijo izstopati s svojo komunikacijo, a takšno konkurenčno okolje otežuje pridobiti pozornost porabnikov, njihovo zaupanje in zvestobo. Če želijo podjetja ohraniti pozicijo na trgu, morajo na učinkovit način predstavljati edinstveno prodajno vrednost izdelkov (Suphasomboon in Vassanadumrongdee, 2022).V tem kontekstu je smiselno preveriti, ali personalizirano trženje vpliva na rast prodaje, saj je uspešnost povezana z zaupanjem, zasebnostjo in odnosom med blagovno znamko in porabnikom (Hayes in drugi, 2021). Prav

zato je smiselno personalizirano trženje analizirati v izbrani panogi in v konkretnem podjetju.

Namen magistrskega dela je prispevati k boljšemu razumevanju vloge personaliziranega trženja pri oblikovanju vedenjskih odzivov porabnikov in prodajnih rezultatov izdelkov za osebno nego. Cilj magistrskega dela je analizirati povezanost med zaznavo personaliziranega trženja podjetja FRESH 32 in vedenjskimi odzivi porabnikov ter ugotovitve primerjati z izbranimi prodajnimi kazalniki podjetja. Ker rast prodaje pogosto izhaja iz vedenjskih odzivov porabnikov, se raziskava osredotoča na analizo dejavnikov, kot so zaznana personalizacija, zaupanje, vsiljivost, zavzetost, pomembnost, zadovoljstvo in zvestoba. Raziskava je dodatno podprta z dejanskimi prodajnimi rezultati podjetja FRESH 32 pred uvedbo personalizacije in po njej.

Za dosego cilja so v raziskavo vključena štiri raziskovalna vprašanja:

- Kakšna je povezava med zaznavo personaliziranega trženja podjetja FRESH 32 in pogostostjo nakupov med porabniki?
- Kakšna je povezava med stopnjo zaupanja v odgovorno uporabo osebnih podatkov pri FRESH 32 in pripravljenostjo porabnikov na interakcijo s personalizirano trženjsko vsebino?
- Ali porabniki z višjo zaznano stopnjo personalizacije trženjske komunikacije podjetja FRESH 32 poročajo o višji stopnji zadovoljstva in zvestobe blagovni znamki kot porabniki z nižjo zaznano stopnjo personalizacije?
- V kolikšni meri se anketne ugotovitve o zaznani učinkovitosti personaliziranega trženja ujemajo s podatki podjetja FRESH 32?

Raziskava temelji na kvantitativnem raziskovalnem pristopu. Primarni podatki so zbrani s spletno anketo, izvedeno na platformi 1KA. Populacijo raziskave predstavljajo porabniki podjetja FRESH 32, ki so podjetju podali soglasje za obdelavo osebnih podatkov in prejemanje personaliziranih trženjskih sporočil. Anketni vprašalnik je meril zaznano stopnjo personalizacije trženjske komunikacije, zaupanje v uporabo osebnih podatkov, zaznano vsiljivost, pripravljenost na interakcijo s personalizirano vsebino, zaznano relevantnost trženjskih vsebin, pogostost nakupov, zadovoljstvo in zvestobo blagovni znamki. Večina trditev je merjena s 7-stopenjsko Likertovo lestvico.

Poleg anketnih podatkov so v analizo vključeni tudi sekundarni interni podatki podjetja FRESH 32 o vplivu personalizacije na dejansko prodajo. Ti zajemajo agregirane podatke o količini prodaje v izbranem časovnem obdobju in po tipih personaliziranih kampanj, kot so priporočila izdelkov. Primerjava anketnih rezultatov s prodajnimi podatki omogoča preverjanje skladnosti med zaznano učinkovitostjo personaliziranega trženja in dejanskimi podatki.

Magistrsko delo je razdeljeno na teoretični in empirični del. Teoretični del predstavlja pomen in vpliv personaliziranega trženja preko definicij in mehanizmov personalizacije. Poleg tega se v drugem poglavju osredotoča na personalizacijo v izbrani panogi, vpliv te na odzive porabnikov ter na prodajo. Za lažje razumevanje je v tretjem poglavju predstavljeno podjetje FRESH 32 in njegove trženjske dejavnosti. Empirični del vsebuje poglavje o metodologiji raziskave, rezultatih analize ter diskusijo. V poglavju o metodologiji so predstavljeni namen in cilji raziskave, priprava in distribucija ankete, opis vzorca in uporabljene metode analize podatkov. V poglavju o rezultatih analize je predstavljeno statistično preverjanje hipotez. V šestem poglavju so povzetki ugotovitev, priporočila za podjetje FRESH 32 ter omejitve in predlogi za naprej.

2 POMEN IN VPLIVI PERSONALIZIRANEGA TRŽENJA

V času, ko se vse vrti okoli digitalnega sveta in se podjetja borijo za pozornost porabnikov, postaja personalizirano trženje eno ključnih orodij za ohranjanje relevantnosti in konkurenčne prednosti podjetij (Chandra in drugi, 2022). V tem poglavju je podana definicija personaliziranega trženja, opredeljen njegov pomen ter predstavljeni mehanizmi personalizacije, pomen te v panogi izdelkov za osebno nego, odzivi porabnikov na personalizacijo in njen vpliv na prodajo.

2.1 Definicija in pomen personaliziranega trženja

Personalizirano trženje vključuje prilagajanje sporočil, vsebin in ponudb posameznikom na podlagi njihovih vedenjskih vzorcev, preferenc in demografskih značilnosti. Cilj tega je doseči oglaševanje blagovne znamke, ki je prilagojeno komunikaciji s porabniki (Sun, 2025). S procesom pridobivanja podatkov na digitalnih kanalih lahko podjetja oblikujejo segmente porabnikov, ki jim nato prilagodijo oglaševalske vsebine. To posredno omogoči povečanje zadovoljstva strank ter učinkovitejše trženje (Ma, 2024).

Alzoubi in drugi (2025) analizirajo povezave med personaliziranim trženjem vsebin, umetno inteligenco (v nadaljevanju UI), aktivno vključenostjo strank, preglednostjo podatkov ter varnostjo strank v zdravstvenem sektorju. Personalizirano trženje opredelijo kot strategijo, ki združuje umetno inteligenco, analitiko ter transparentno uporabo podatkov. Alzoubi in drugi (2025) poudarjajo, da uspeh personaliziranega trženja ne sloni zgolj na tehnologiji, temveč na vzpostavitvi zaupanja in odnosa s porabniki. Uspešno komuniciranje, učinkovita uporaba danih podatkov ter smiselno prilagojene vsebine oblikujejo pozitivni odnos in dolgoročno zvestobo blagovni znamki.

Podobno Bleier in Eisenbeiss (2015) ugotavljata, da je v ospredju ponovno ciljanje (angl. retargeting), ki je eno najmočnejših orodij personalizacije za blagovne znamke, ki jim porabniki zaupajo. Avtorja personalizirano trženje opredelita z dvema dimenzijama, in sicer:

- globina personalizacije opredeljuje, kako natančno vsebine odražajo domnevne interese porabnikov; če se uporabniku prikažejo izdelki, ki jih je predhodno dal v košarico, to predstavlja globljo personalizacijo, kot če se prikazujejo naključni izdelki;
- širina personalizacije predstavlja sekundarno dimenzijo in opredeljuje, kako obširno je določena globina personalizacije izražena; vsebine s široko personalizacijo bodo prikazale vse izdelke, ki jih je uporabnik dal v košarico, medtem ko pri manjši širini vključijo zgolj podskupine (ta dimenzija še ni bila empirično raziskana).

Bleier in Eisenbeiss (2015) sta ugotovila, da globina personalizacije pozitivno vpliva na blagovne znamke z visokim zaupanjem porabnikov. Ti se s tovrstno komunikacijo počutijo razumljeni in varni. V nasprotnem primeru pri blagovnih znamkah z nizkim zaupanjem enake trženjske vsebine vzbujajo strahove v povezavi z zasebnostjo, kar posledično negativno vpliva na aktivno vključenost in nakupne namere.

Pomen personalizacije se kaže tudi v sposobnosti povezovanja blagovne znamke in uporabnika na globlji ravni. Ma (2024) poudarja, da lahko personalizacija s pomočjo podatkov o vedenjskih navadah porabnikov oblikuje prilagojene predloge izdelkov, ki so v skladu z njihovimi željami in vrednotami.

S tem je povezana tudi zasnova izmenjave vrednosti, ki jo izpostavljata Gironda in Korgaonkar (2018). Študija pokaže, da je sprejemanje personaliziranega trženja pogojeno z ravnotežjem med zaznanimi koristmi, kot sta uporabnost in občutek nadzora nad osebnimi podatki, ter zaznanimi tveganji, med katerimi prevladujeta zaskrbljenost glede zasebnosti in zaznana vsiljivost vsebin. Povečan zaznani nadzor zmanjšuje skrbi glede zasebnosti.

Čeprav so psihološki odzivi natančneje obravnavani v poglavju 2.4, je za razumevanje personalizacije pomembno poudariti, da prilagojene vsebine vplivajo na porabnikovo zaznavo oglasov. Maslowska in drugi (2016) ugotavljajo, da uporaba imena uporabnika v vsebinah vzbudi povečano pozornost in kognitivno obdelavo oglasa, kar posledično vpliva na odnos do sporočila in blagovne znamke.

Celovit pomen personaliziranega trženja se izraža takrat, ko razumemo, kako podjetja s pomočjo podatkov in tehnologije vsebine dejansko prilagodijo posamezniku. Zato v naslednjem poglavju obravnavamo ključne mehanizme personalizacije, ki so temelj njenega delovanja v digitalnem svetu.

2.2 Mehanizmi personalizacije v digitalnem trženju

V prejšnjem poglavju je bilo izpostavljeno, da je uspešnost personaliziranega trženja med drugim odvisna od sposobnosti podjetja, da razume posameznikove interese, vedenjske vzorce in preference ter stopnje zaupanja, ki jo uporabnik razvije na podlagi naprednih praks zbiranja podatkov. Pomemben element razumevanja personaliziranega trženja je razvoj tehnologij, ki v ospredje postavljajo umetno inteligenco. Ta je omogočila prehod iz

tradicionalnega množičnega oglaševanja v smer uporabniku prilagojene komunikacije (Alzoubi in drugi, 2025).

Ma (2024) poudarja, da je dostop do velike količine podatkov in razvoj naprednih tehnik analiziranja podjetjem omogočil oblikovanje natančnih profilov. Na podlagi preteklih aktivnosti lahko napovedujejo vedenjske vzorce. Velike količine podatkov, pridobljene s privolitvijo, poleg bolj personaliziranega pristopa omogočajo odkrivanje segmentov, ki so bili v preteklosti prikriti.

Poleg velikih baz podatkov in analitike teh imajo v sodobnem personaliziranem trženju ključno vlogo algoritmi za priporočanje. Wong in Raheem (2020) poudarjata, da so ti sistemi zasnovani tako, da na podlagi preteklih vedenjskih vzorcev identificirajo vsebine in izdelke, ki si jih uporabnik najverjetneje želi. Ti algoritmi temeljijo na različnih mehanizmih, ki omogočajo visoko natančnost in izboljšano uporabniško izkušnjo.

Da lahko podjetja takšno personalizacijo izvajajo, se v ozadju opirajo na razne mehanizme, ki omogočajo segmentacijo porabnikov, napovedovanje njihovega nakupnega vedenja in oblikovanje priporočil v realnem času. Glavni cilj mehanizmov je, da iz velikih količin podatkov prepoznajo vedenjske vzorce porabnikov (Sun, 2025).

Razvoj mehanizmov se je začel s preprostim pristopom filtriranja do vse bolj kompleksnih modelov, ki vključujejo napredno analitiko in uporabo UI. Novejše metode omogočajo analizo večjih količin podatkov iz realnega časa, ki omogočajo boljše razumevanje porabnikov (Ma, 2024).

V tem poglavju se najprej osredotočamo na tradicionalne mehanizme personalizacije, ki predstavljajo temelj za razvoj pristopov, ki jih poznamo danes. Ti modeli razlagajo osnovno logiko prilagajanja vsebin uporabnikom. V nadaljevanju sledi pregled sodobnih mehanizmov personalizacije, ki na podlagi raziskave Wong in Raheem (2020) temeljijo na globokem učenju, UI in napovednem modeliranju uporabniških interakcij.

2.2.1 Tradicionalni mehanizmi personalizacije

Glavni cilj tradicionalnih mehanizmov personalizacije je bil razumeti, kako uporabniki sprejemajo odločitve, ter na podlagi preteklih vedenjskih vzorcev oblikovati priporočila, ki so relevantna posamezniku.

Sun (2025) pravi, da se je tradicionalno personalizirano trženje pogosto opiralo na statično segmentacijo, ki je uporabnike porazdelila glede na počasi spreminjajoče se informacije in pretekle vedenjske vzorce. Tovrstna segmentacija ima omejitve, ker ne predpostavlja, da se okolje, v katerem uporabniki živijo, hitro spreminja in s tem njihove navade in preference. Odgovor na to je dinamično modeliranje, ki se opira na obsežne baze podatkov, ki sistemu omogočajo nenehno prilagajanje priporočil glede na porabnikovo vedenje. Pri

personaliziranem trženju je pomembno neprestano pridobivanje in spremljanje podatkov, saj to omogoča trajno učenje in prilagajanje uporabnikom. Tovrstno učenje pozitivno vpliva na praktično učinkovitost sistemov priporočil, ki lahko posledično vplivajo na rast prodaje.

Eden najzgodnejših in najvplivnejših modelov je kolaborativno filtriranje (angl. Collaborative filtering), ki temelji na prepričanju, da si uporabniki s podobnimi vedenjskimi navadami želijo podobne izdelke. Tako so na podlagi obstoječih povezav predvideli, katere izdelke ali vsebine bi zanimale novega uporabnika. Model tako ne analizira značilnosti izdelkov, temveč odnose med uporabniki, ki se vzpostavijo skozi njihove pretekle interakcije, kot so ogledi, kliki in nakupi. Pozitivna stran tega mehanizma je, da lahko ustvari priporočila tudi, ko uporabnik ni izrazil jasnih preferenc, saj model uporablja vedenje širše skupnosti. Čeprav je uporaba kolaborativnega filtriranja široka, ima nekaj omejitev. Prva pomanjkljivosti je majhna količina podatkov pri novih uporabnikih, ki nimajo svoje zgodovine vedenja na spletu, zaradi česar se teže oblikujejo personalizirana priporočila. Druga težava je v redkosti podatkovnih matrik, saj veliko porabnikov komunicira le z majhnim deležem vseh ponudnikov, kar otežuje prepoznavanje skupnih značilnosti. V kontekstu personaliziranega trženja se to kaže kot slabša začetna natančnost personalizacije, kar vpliva na relevantnost priporočil (Su in Khoshgoftaar, 2009).

Drugi ključni mehanizem personalizacije je filtriranje na podlagi vsebin. Nasprotno kot se kolaborativno filtriranje opira na podobnosti med uporabniki, filtriranje na podlagi vsebin analizira lastnosti izdelkov in jih povezuje s porabnikovimi preteklimi izbirami. Na ta način sistem na podlagi analize atributov vsebin, s katerimi je uporabnik predhodno komuniciral, oblikuje profile. V praksi to pomeni, da mehanizem najprej prepozna ključne značilnosti izdelkov, na primer tekstovne opise, nato pa priporoča druge izdelke, ki kažejo podobne lastnosti kot tisti, ki so uporabnika že pritegnili (Wong in Raheem 2020).

Lops in drugi (2011) poudarjajo, da sta za delovanje filtriranja na podlagi vsebin ključna predstavitev vsebin in analiza podobnosti. Predstavitev vsebin se nanaša na to, kako so informacije o izdelkih formalno opisane v sistemu, ki pripomore k učinkovitejšemu iskanju in primerjavi. Vsebine se najpogosteje predstavljajo na podlagi tekstovnih značilnosti, kot so ključne besede, opisni atributi ali besedilni opisi izdelkov. Ti elementi se lahko dodatno obdelajo z metodami, ki pomagajo bolje razumeti pomen in razmerja med ključnimi besedami. Mehanizem tako porabnikom priporoča izdelke, ki jih je že pregledal, kar omogoča boljše prilagajanje. To je ena glavnih prednosti, saj omogoča visoko raven stabilnosti priporočil. Poleg tega je pomembno, da mehanizem deluje tudi, ko podatki o drugih uporabnikih niso na voljo. Zaznana slabost sistema je, da lahko pride do čezmerne specializacije, kjer mehanizem priporoča zelo majhno skupino izdelkov in s tem porabniku ne da možnosti za odkrivanje novih kategorij.

Med tradicionalne mehanizme personalizacije sodijo tudi pristopi, ki temeljijo na znanju o porabnikovih potrebah, značilnostih izdelkov ter funkcionalnem znanju. Za razliko od kolaborativnega in vsebinskega filtriranja se ti sistemi opirajo na vnaprej oblikovana pravila,

ekspertno znanje in strukturirane opise izdelkov. Tovrstni pristopi so uporabni v okoliščinah, ko uporabniki nimajo daljše zgodovine vedenja ali ko so njihove preference dobro definirane. Priporočila se pogosto oblikujejo na podlagi komunikacije med uporabnikom in sistemom, kjer uporabnik izrazi svoje želje, sistem pa na podlagi teh oblikuje priporočilo izdelkov. Taki mehanizmi so primerni za priporočanje kompleksnih izdelkov, kjer je potrebna podrobnejša interpretacija porabnikovih želja in potreb. Ker ne temeljijo na zgodovinskih podatkih o vedenju uporabnika, sistem v primeru spremembe preferenc ne potrebuje dodatnega obdobja učenja. To jih naredi uporabne, ko drugi mehanizmi personalizacije zaradi omejene količine podatkov ne morejo oblikovati relevantnih priporočil (Burke, 2002).

Burke (2002) pravi, da kljub številnim prednostim ti modeli niso brez omejitev. Njihova učinkovitost je neposredno odvisna od pravil, postavljenih na podlagi kakovosti funkcionalnega znanja. Če so pravila zastarela in ne odražajo dejanskih preferenc porabnikov, lahko tak sistem izgubi svojo zanesljivost. Poleg tega je zasnova takih modelov zahtevna, saj zahteva natančno razumevanje izdelkov in porabnikov, na podlagi katerih definirajo pravila, ki morajo biti dovolj prilagodljiva, da se prilagajajo različnim porabniškim izkušnjam.

Čeprav tradicionalni mehanizmi personalizacije predstavljajo temelje razvoja personaliziranega trženja, imajo številne omejitve v kontekstu današnjega digitalnega okolja. Ma (2024) opozarja, da uporabniki v današnjem digitalnem okolju ustvarjajo kompleksne in hitro spreminjajoče se vedenjske vzorce, ki jih tradicionalni modeli priporočanja težko napovedo.

Tudi Sun (2025) poudarja, da ti modeli pogosto temeljijo na statističnih podatkovnih strukturah, ki uporabnike obravnavajo na podlagi preteklih vedenjskih vzorcev, medtem ko trenutno digitalno okolje zahteva konstantno prilagajanje, saj se uporabniške preference spreminjajo skozi redne interakcije s številnimi platformami. Posledično opozarja, da tradicionalni modeli niso sposobni niti nabrati niti obdelati take količine podatkov, kar je ključno za natančno personalizacijo. Za sodobno personalizacijo je potrebno modeliranje, ki temelji na napovedni analitiki in zmožnosti obdelave velikih količin podatkov. S tem se vzpostavi naravna potreba po naprednejših mehanizmih personalizacije, ki temeljijo na umetni inteligenci, globokem učenju in grafnih nevronskih mrežah.

2.2.2 Sodobni mehanizmi personalizacije

Danes smo priča hitri rasti količine podatkov v digitalnem okolju. To je omogočilo razvoj sodobnih mehanizmov personalizacije, ki presegajo omejitve tradicionalnih pristopov. Zaradi hitrih sprememb vedenjskih vzorcev porabnikov se je pokazala potreba po prilagodljivih modelih. Posledično sodobni mehanizmi personalizacije združujejo elemente obstoječih modelov, napredne analitične tehnike in umetne inteligence (Sun, 2025).

Hibridni modeli so eni izmed ključnih sodobnih mehanizmov, ki združujejo kolaborativno in vsebinsko filtriranje. Wong in Raheem (2020) poudarjata, da uporaba različnih pristopov omogoča večjo natančnost in stabilnost priporočil kot uporaba posameznih modelov. Na tak način se odpravijo omejitve, kot sta pomanjkanje in redkost podatkov. Slednje vpliva na boljšo personalizacijo ter večjo relevantnost priporočil.

Sodobni mehanizmi personalizacije zaradi porabniške redne uporabe spleta dostopajo do velike količine podatkov. Ma (2024) ugotavlja, da so veliki podatkovni viri ključni pri prehodu k poglobljenemu razumevanju porabnika. Dostop do velikih baz podatkov omogoča neprestano nadgrajevanje uporabniških profilov. Sodobne analitične metode podjetjem omogočajo lažje napovedovanje vedenjskih vzorcev. Na podlagi teh nato oblikujejo personalizirane trženjske vsebine. To posledično vpliva na učinkovitost komunikacije med blagovno znamko in porabnikom.

Na povečanje učinkovitosti personaliziranega trženja med drugim vpliva tudi dinamično modeliranje. Sun (2025) ugotavlja, da se tradicionalni modeli zaradi hitrih sprememb v porabnikovem vedenju, niso dobro obnesli. Opozarja, da porabniki zaradi uporabe različnih platform ob različnem času in priložnostih neprestano spreminjajo svoje preference. Dinamični modeli tako namesto statistične obdelave podatkov omogočajo nenehno posodabljanje priporočil. Stalen dostop do informacij je zelo pomemben pri prikazovanju trženjskih vsebin. Pravočasnost teh in prikaz na pravem mestu sta ključna za aktivno vključenost porabnikov in nakupno namero.

Razvoj umetne inteligence je vplival na razvoj naprednih modelov, ki temeljijo na grafnih nevronskih mrežah. Takšne strukture omogočajo analizo kompleksnih odnosov v podatkih, kot so ponavljajoče se vedenje, sorodnost interesov in medsebojni vplivi porabnikov. Model globokega učenja na osnovi grafnih konvolucijskih mrež (angl. Deterministic Policy Graph Convolutional Network, v nadaljevanju DP-GCN) omogoča večnivojsko razumevanje dinamičnih značilnosti, ki jih tradicionalni modeli težko zaznajo. To je v trženju pomembno, saj porabniki svoje zanimanje velikokrat izrazijo preko posrednega iskanja informacij, ogledovanja izdelkov ali interakcije z drugimi vsebinami. Grafni modeli omogočajo pregled in povezavo tovrstnih dejavnikov, ki prikazujejo celovito sliko porabnikovih potreb (Sun, 2025).

Poleg tega Sun (2025) poudarja pomembnost povratnih informacij porabnikov pri DP-GCN modelu. Na podlagi teh se priporočila stalno optimizirajo. Posledično so priporočila vedno boljša in relevantnejša. Preskok med tradicionalnimi in novejšimi mehanizmi temelji na zmožnosti obdelave kompleksnih struktur, združevanju različnih virov podatkov in prilagajanju na podlagi povratnih informacij. Moderni mehanizmi delujejo s pomočjo globokega učenja in naprednih analitik vedenja.

Poleg navedenih mehanizmov, ki temeljijo na naprednih analitičnih metodah in grafnih mrežah, se v industriji uveljavljajo novi sistemi. Ti omogočajo personalizacijo na izjemno

velikem obsegu. Eden takšnih je model skalabilnega modeliranja uporabnikov SUM (angl. Scaling User Modeling, v nadaljevanju SUM), ki ga razvija podjetje Meta. Uporablja ga pri personalizaciji oglasov na svojih platformah, med drugim na Facebooku in Instagramu. SUM predstavlja model, ki se nenehno uči iz porabniških interakcij in obdeluje velike količine podatkov (Zhang in drugi, 2024).

Zhang in drugi (2024) poročajo, da SUM izhaja iz potrebe po razumevanju porabnikov znotraj celotnega oglaševalskega ekosistema. Temelji na oblikovanju uporabniških profilov, ki povzamejo pretekle interakcije, zanimanja in odzive na predstavljene vsebine. V to spadajo obiski strani, ogledi vsebin, kliki in drugi vedenjski signali. Tovrstne predstavitve porabnika se nato uporabljajo pri razvrščanju in izbiri oglasov. To omogoča, da se sporočila usklajujejo s trenutnimi interesi. Ena izmed prednosti modela je tudi njegova sposobnost obravnave velike količine podatkov. Vedenje porabnikov na spletu se hitro spreminja, zato je pomembno, da se modeli personalizacije odzovejo pravočasno. Z neprestanim posodabljanjem informacij poskrbi za majhen časovni zamik, kar je ključno za uspešno personalizirano trženje. Avtorji med drugim poročajo, da je uvedba modela SUM v oglaševalske procese prinesla izboljšave pri številnih kazalnikih uspešnosti. Povečala se je natančnost pri razumevanju porabnikov in posledično ustreznost oglasov, kar se na ravni industrije odraža v višji odzivnosti porabnikov. Model se uporablja v različnih zaporednih fazah obdelave oglasov, zato pravijo, da je osrednji del celotnega procesa odločanja o tem, kateri oglas bo prikazan posamezniku.

Sodobni mehanizmi personalizacije omogočajo natančno razumevanje porabnikov in prilagajanje v realnem času, vendar je njihova učinkovitost odvisna tudi od konteksta uporabe (Ma, 2024). To odpira vprašanje, kako se ti mehanizmi izkažejo v specifični panogi, kjer imajo uporabniki izrazita pričakovanja glede varnosti, ustreznosti in zaupanja.

2.3 Personalizacija v panogi osebne nege

Panoga izdelkov za osebno nego se razlikuje od ostalih zaradi nakupnih namer porabnikov, ki so tesno povezane z individualnimi značilnostmi, vsakodnevnimi navadami in zaznano vrednostjo izdelkov. Izdelki niso presojani zgolj na podlagi funkcionalnih lastnosti, temveč glede na to, kako se prilagajajo potrebam, vrednotam in pričakovanjem. To je razlog, da panoga predstavlja dober primer okolja, v katerem ima učinkovito prilagajanje ponudbe poseben pomen pri oblikovanju strategije komuniciranja (Balaji in drugi, 2025).

Balaji in drugi (2025) ugotavljajo, da porabniki v panogi izdelkov za osebno nego pogosto oblikujejo svoje nakupne odločitve na podlagi kombinacije praktične uporabnosti, inovativnosti, čustvene vrednosti in osebnega zadovoljstva, ki ga izdelek prinaša. Te spremenljivke sestavljajo temelje za razumevanje, zakaj personalizirano trženje v panogi izdelkov za osebno nego postaja ključni dejavnik pri gradnji zaznavanja kakovosti in nakupne namere. V tem kontekstu personalizacija trženja pridobiva poseben pomen, saj omogoča, da se uporabnikom posredujejo informacije in sporočila, ki poudarjajo tiste

lastnosti izdelkov, ki so zanje najpomembnejše. S tem se krepi zaznana vrednost izdelka in povečuje verjetnost pozitivne nakupne namere.

Specifični segment znotraj osebne nege predstavlja področje ustne higiene, ki zahteva še večjo stopnjo prilagajanja zaradi izrazitih razlik v potrebah posameznikov. Agrawal in Gupta (2020) poudarjata, da je izbira izdelkov za ustno nego, kot so zobne ščetke in zobne kreme, odvisna od številnih dejavnikov, ki se pri posameznikih izrazito razlikujejo. Porabniki posledično iščejo izdelke, ki so prilagojeni njihovim zahtevam, saj lahko izbira nepravilnih pripomočkov v nasprotnem primeru pripelje do poslabšanja težav. Zaradi tega je prilagajanje izdelkov in komunikacije porabnikovim potrebam še posebej pomembno.

Personalizacija v panogi osebne nege ima zato pomembno vlogo pri zmanjševanju negotovosti porabnikov pri izbiri izdelkov. Balaji in drugi (2025) ugotavljajo, da uporabniki visoko cenijo blagovne znamke, ki jim jasno predstavijo, kako izdelek prispeva k izboljšanju osebne nege in katere koristi lahko pričakujejo. Tak pristop poveča zaznano vrednost izdelka, saj se porabniki laže poistovetijo z informacijami, ki odražajo njihove želje in pričakovanja. V panogi osebne nege je ta vidik posebej izrazit, ker pričakovanja porabnikov vključujejo tako funkcionalne lastnosti izdelka kot tudi širše občutke varnosti in zadovoljstva.

Agrawal in Gupta (2020) poudarjata, da uporabniki pri ustni negi pogosto sprejemajo odločitve na podlagi kombinacije preteklih izkušenj, zdravstvenih potreb, priporočil in informacij, dostopnih preko digitalnih kanalov. Med njimi so pretekle izkušnje izjemno pomemben dejavnik pri izbiri tako zobne ščetke kot zobne kreme. Ključno vlogo igrajo tudi zdravstvene potrebe posameznika, saj personalizirani pristop zagotavlja, da so odločitve in zdravljenje prilagojeni individualnim potrebam uporabnika. Pri izbiri ustne vode so dejavniki tudi specifične ustne zdravstvene potrebe ali priporočila zobozdravnika. Zobozdravniška priporočila so pomembna tudi pri izbiri zobne ščetke. Poleg tega imajo pomemben vpliv informacije, pridobljene preko digitalnih kanalov, predvsem oglasi, ki igrajo ključno vlogo pri nakupu zobne kreme. Personalizirana komunikacija lahko v tem procesu bistveno zmanjša negotovost, saj uporabnikom omogoča boljše razumevanje razlik med izdelki. Ko so informacije neposredno povezane s porabnikovimi osebnimi težavami, na primer občutljivostjo dlesni ali specifičnimi zdravstvenimi potrebami, uporabniki laže izberejo izdelek, ki jim najbolj ustreza. To povečuje zadovoljstvo in krepi odnos do blagovne znamke.

Z vidika odločanja porabnikov personalizirana vsebina v panogi osebne nege prispeva k zmanjšanju informacijskega bremena, ki nastane zaradi številnih vrst izdelkov za ustno nego na trgu. Agrawal in Gupta (2020) ugotavljata, da je veliko nezadovoljstva pri oralnih izdelkih posledica napačne izbire, saj je izbira pravega izdelka za ustno nego pogosta težava. Poleg tega se uporabniki pogosto odločajo na podlagi dejavnikov, kot so blagovna znamka, mnenja znanih osebnosti, okus, embalaža in cena. Razumevanje različnih izdelkov je prikazano, ko je odločitev sprejeta na podlagi vsebine, kakovosti in učinkovitosti izdelka. Personalizirane

vsebine lahko v tem procesu porabnikom pomagajo razumeti razlike med izdelki ter jih usmerjajo k izbiri, ki je skladna z njihovimi zdravstvenimi in funkcionalnimi zahtevami. S tem se povečuje zadovoljstvo z uporabo izdelkov in krepi odnos do blagovne znamke.

Poleg funkcionalnih lastnosti izdelkov ima v panogi osebne nege pomembno vlogo tudi skladnost izdelkov z osebnimi vrednotami porabnikov, zlasti na področju trajnosti. Balaji in drugi (2025) ugotavljajo, da porabniki vse pogosteje vrednotijo izdelke na podlagi trajnostnih lastnosti, kot so uporaba okolju prijaznih materialov, varna sestava in odgovorna proizvodnja. Naraščajoče zanimanje za trajnostne izdelke odraža spremembe v porabniških vrednotah, ki so vse bolj usmerjene v zdravje, dobro počutje in skrb za okolje. Avtorji poudarjajo, da te vrednote prispevajo k oblikovanju čustvene vrednosti izdelka, saj uporabniki doživljajo zadovoljstvo ob uporabi izdelkov, ki so skladni z njihovimi prepričanji.

Usklajenost med vrednotami porabnikov in lastnostmi izdelkov ima v panogi osebne nege še posebej pomembno vlogo, saj so ti izdelki del vsakodnevne rutine. Balaji in drugi (2025) ugotavljajo, da zaznana vrednost izdelka, ki vključuje tako funkcionalne kot čustvene in vrednostne dimenzije, pomembno vpliva na nakupne namere porabnikov. Med temi dimenzijami ima pomembno vlogo vrednost blagovne znamke, ki posreduje odnos med zaznano vrednostjo in nakupno namero, ter čustvene koristi, ki krepijo pozitivno dojemanje izdelka. Personalizacija v tem kontekstu ne vključuje zgolj prilagajanja funkcionalnih informacij, temveč tudi komunikacijo vrednostnih značilnosti izdelkov, ki dodatno krepijo občutek ustreznosti in pozitivno vplivajo na nakupno namero.

2.4 Odzivi porabnikov na personalizacijo

Čeprav uporaba personaliziranega trženja podjetjem pomaga pri natančnejšem prilagajanju vsebin in ponudb posameznikom, njegov dejanski učinek ni odvisen zgolj od uporabljenih mehanizmov personalizacije, temveč tudi od tega, kako se uporabniki na takšne vsebine odzivajo. Alzoubi in drugi (2025) poudarjajo, da prilagajanje vsebin doseže želene učinke takrat, ko jo uporabniki doživljajo kot uporabno, pregledno in skladno z njihovimi pričakovanji, saj se vedenjski odzivi oblikujejo na podlagi zaznane vrednosti, zaupanja in občutka varnosti. V tem kontekstu postanejo vedenjski odzivi porabnikov ključni element razumevanja uspešnosti personaliziranega trženja, saj vplivajo na porabnikovo pozornost, odnos do blagovne znamke in nadaljnje vedenjske namene. Zato je celovito razumevanje vpliva personalizacije nujno preučiti, kako uporabniki zaznavajo personalizirane vsebine ter kako se nanje odzivajo na kognitivni, čustveni in vedenjski ravni.

2.4.1 Uvod v odzive na personalizacijo

Kot poudarjajo Alzoubi in drugi (2025), personalizacija sama po sebi ne zagotavlja pozitivnih učinkov, temveč mora biti s strani porabnikov zaznana kot relevantna in usklajena

z njihovimi željami. Vedenjski odzivi se zato oblikujejo kot rezultat interakcije med personaliziranimi trženjskimi dražljaji in porabnikovo zaznavno ter čustveno obdelavo teh vsebin.

Raziskave na področju personaliziranega trženja kažejo, da porabniki personaliziranih vsebin ne vrednotijo enakovredno, ampak njihove vplive presojajo glede na zaznano relevantnost in ustreznost trženjskega sporočila. Zaznano personalizacijo opredeljujejo kot subjektivno presojo posameznika o tem, v kolikšni meri so vsebine prilagojene njihovim interesom in potrebam, pri čemer poudarjajo, da zaznava personalizacije ni nujno skladna z dejansko uporabo personaliziranih elementov (De Keyzer in drugi, 2022).

Maslowska in drugi (2016) ugotavljajo, da personalizacija pozitivno vpliva na pozornost in kognitivno obdelavo sporočil predvsem takrat, ko jo uporabniki prepoznajo kot smiselno in verodostojno, sicer pa lahko sproži skeptične ali negativne odzive. Gironda in Korgaonkar (2018) dodatno pojasnjujeta, da lahko enaki personalizacijski mehanizmi v različnih kontekstih delujejo bodisi kot koristni bodisi kot vsiljivi, pri čemer je zaznana vsiljivost močno povezana z občutkom nadzora nad osebnimi podatki in zaznano stopnjo posega v zasebnost.

Vedenjski odzivi na personalizacijo se oblikujejo na več ravneh. Maslowska in drugi (2016) ugotavljajo, da personalizirane vsebine najprej vplivajo na kognitivno raven, kjer pridobijo porabnikovo pozornost in spodbudijo višjo stopnjo obdelave sporočila. Na tej ravni se uporabniki osredotočajo na vsebino oglasa in skladnost z lastnimi interesi. Nato se oblikujejo čustveni odzivi, ki se lahko izrazijo v pozitivnih mislih, kot je občutek zadovoljstva, ali v negativnih mislih, kot sta nelagodje in zaskrbljenost glede zasebnosti.

Pri oblikovanju vedenjskih odzivov je pomembna tudi stopnja zaupanja, ki jo uporabniki pripisujejo blagovni znamki in njenim praksam uporabe podatkov. Zaznan nadzor nad osebnimi podatki in legitimnost politik zasebnosti pomembno vplivata na sprejemanje personaliziranih vsebin. Ko uporabniki začutijo, da imajo nadzor nad uporabo svojih podatkov in razumejo pomen personalizacije, se zadržanost v povezavi z varnostjo zasebnosti zmanjša, kar pozitivno vpliva na odzive (Cai in Mardani, 2023).

Gironda in Korgaonkar (2018) pravita, da se vedenjski odzivi na personalizacijo oblikujejo na podlagi kompleksnih mrež zaznane relevantnosti, čustvenih reakcij in individualnih pričakovanj porabnikov. Razumevanje teh odzivov je ključno za nadaljnjo analizo, saj predstavljajo osnovo za obrazložitev, kako personalizacija vpliva na nakupno vedenje.

2.4.2 Zaznana personalizacija in pomembnost vsebin

Zaznana personalizacija učinkuje takrat, ko jo uporabniki razumejo kot pomembno. Pri tem ni pomembna zgolj prisotnost personaliziranih elementov, temveč zaznavanje pomembnosti teh (De Keyzer in drugi, 2022).

Maslowska in drugi (2016) ugotavljajo, da personalizirane vsebine vplivajo na povečano pozornost porabnikov, saj uporabniki v njih prepoznajo sebe, kar vpliva na kognitivne procese. Ko uporabnik na podlagi imena ali drugih jasno opredeljenih vsebin prepozna elemente, ki se nanašajo točno nanj. Posledično se poveča zaznana personalizacija komunikacije. Taka zaznava vodi v večjo kognitivno vključenost, kar vpliva na večjo miselno pozornost na vsebine s strani porabnikov. Poudarjajo, da takšno komunikacijo obravnavajo kot pomembnejšo. Povečana pozornost tako vpliva na oblikovanje pozitivnejših odzivov na trženjske vsebine in blagovno znamko.

Podobno ugotavljajo De Keyzer in drugi (2022), da zaznana personalizacija v trženjskih oglasih nastaja na podlagi kontekstualnih in vsebinskih elementov, ki jih uporabniki prepoznajo kot relevantne zase. Med ključnimi elementi zaznane personalizacije so lokacija, starost in interesi, saj ti prispevajo k občutku, da so vsebine prilagojene porabniku. Avtorji poudarjajo, da se zaznana personalizacija obnaša kot kognitivni filter, ki vpliva na porabnikovo dojemanje oglasa. Prepozna ga lahko kot uporabnega ali kot nepomembnega. Kadar zaznana personalizacija ni ustrezna, lahko nastanejo negativni kognitivni odzivi.

Zaznana personalizacija pa ni nujno vedno pozitivna. De Keyzer in drugi (2022) ugotavljajo, da neustrezna personalizacija zmanjšuje zaznano pomembnost vsebin. Kadar elementi personalizacije temeljijo na netočnih podatkih, na primer napačnih interesih ali demografski skupini, uporabniki takšne vsebine zaznajo kot nerelevantne. To lahko oslabi zaznano ustreznost vsebin in zmanjšuje učinkovitost personalizacije.

Pomemben vidik zaznane personalizacije je tudi kontekst, v katerem se vsebine pojavljajo. Uporabniki personalizirane vsebine in elemente opazujejo glede na platformo, časovno ustreznost in namen komunikacije. Vsebine, ki so zaznane kot primerne v določenem kontekstu, so lahko v drugem popolnoma neprimerne. Zaznana personalizacija in pomembnost vsebin sta zato dinamična procesa, ki se oblikujeta med interakcijo med uporabnikom, okoljem in vsebino (De Keyzer in drugi, 2022).

2.4.3 Zaupanje, zasebnost in zaznana vsiljivost personalizacije

Čeprav lahko personalizacija poveča zaznano pomembnost trženjskih vsebin, lahko hkrati prinese negativne odzive porabnikov, zlasti kadar posega v njihovo zaznavo uporabe osebnih podatkov. Cai in Mardani (2023) poudarjata, da je preglednost v povezavi z uporabo podatkov ključnega pomena pri uporabi personaliziranega trženja. Legitimnost politik zasebnosti se nanaša na to, kako porabniki kot razumne in upravičene razumejo prakse zasebnosti podjetja. Primer tega je namen zbiranja osebnih podatkov. Ko so politike zasebnosti jasne, upravičene in transparentne, ublažijo pomisleke in zmanjšajo možnost za kršitev vrednot in pričakovanj porabnikov. Posledično se počutijo varne, saj so podatki uporabljeni na sprejemljiv način. Podobno je zaznan nadzor nad zasebnostjo, ki predstavlja stopnjo, do katere uporabniki lahko upravljajo uporabo svojih podatkov za namene personaliziranega trženja. Na ravni Evropske unije je varstvo osebnih podatkov dodatno

podprto z regulativnim okvirom, kot ga določa Splošna uredba o varstvu podatkov (angl. General Data Protection Regulation – GDPR), ki poudarja načela transparentnosti ter zakonite uporabe osebnih podatkov (European Commission, brez datuma). Transparentne politike zasebnosti zmanjšajo občutek tveganja ter okrepijo pripravljenost porabnikov, da delijo podatke in sprejemajo personalizirane vsebine (Cai in Mardani, 2023).

Podobno ugotavljata Martin in Murphy (2017), ki vloge zasebnosti podatkov ne predstavljata več samo kot regulativni vidik, temveč kot pomemben dejavnik sodobnih trženjskih strategij. Razlagata, da zaznana zaščita osebnih podatkov pozitivno vpliva na odnos porabnikov do trženjskih aktivnosti podjetij. Aguirre in drugi (2015) ugotavljajo, da porabniki začutijo, ko podjetja njihove podatke uporabljajo na odgovoren način. V tem primeru se poveča njihova pripravljenost na sprejemanje in sodelovanje v personaliziranih vsebinah. V nasprotnem primeru pa zaznavanje neprimernega ravnanja s podatki vodi v zmanjšano zaupanje in odpor do personaliziranih trženjskih vsebin.

Pričakovanja porabnikov niso omejena samo na predpise, temveč na nadzor nad svojimi podatki. Alzoubi in drugi (2025) razlagajo, da je preglednost pri zbiranju podatkov ključna pri vzpostavljanju zaupanja porabnikov. Ko so ti seznanjeni z namenom uporabe podatkov, obstaja velika možnost, da se bodo pozitivno odzvali na personalizirane vsebine. Transparentna komunikacija v povezavi z nameni zbiranja podatkov zmanjša negotovost in blaži pomisleke glede zasebnosti. Zaupanje posledično oblikuje močnejšo povezavo med blagovno znamko in uporabnikom. To okrepljeno zaupanje prispeva k dolgoročni zavezanosti strank. Zaupanje tako ni zgolj posledica uspešnega personaliziranega trženja, temveč tudi njen predpogoj. Gre za obojestranski odnos.

Gironda in Korgaonkar (2018) ugotavljata, da je zaznana vsiljivost pomemben vidik negativnih odzivov na personalizirano trženje. Oglasi, ki so ustvarjeni na podlagi informacij iz družbenih omrežij, uporabniki zaznavajo kot bolj vsiljive, saj te vire štejejo med bolj zasebne. Raziskava je pokazala, da večje skrbi v povezavi z zasebnostjo povečajo občutek vsiljivosti personaliziranih oglasov. Zaznana vsiljivost je bila negativno povezana z namerami klika na oglas in posledično nakupnimi namerami. Po tem so sklepali, da oglasi, postavljeni na podlagi informacij, ki jih uporabnik šteje kot osebne, zaznavajo kot vsiljive, kar negativno vpliva na sprejemanje komunikacije. Zato je zmanjšanje zaznane vsiljivosti ključnega pomena pri postavljanju učinkovitega oglaševanja.

Aguirre in drugi (2015) dodatno ugotavljajo, da personalizirano trženje pogosto sproža tako imenovan paradoks personalizacije. Na eni strani uporabniki cenijo relevantne in prilagojene vsebine, po drugi strani pa jih obsežno zbiranje podatkov straši in negativno vpliva na njihovo zaznavanje vsebin. Avtorji ugotavljajo, da pride do negativnih odzivov takrat, ko pride do neskladja med stopnjo personalizacije in preglednostjo uporabe podatkov.

Odpor do personaliziranega trženja se lahko kaže v različnih oblikah, kot so zmanjšanje namer klikov in nakupne namere. Gironda in Korgaonkar (2018) poudarjata, da sprejemanje

personaliziranega trženja temelji na zaznanem ravnovesju med koristmi in tveganji. Razumevanje teh dejavnikov predstavlja pomembno izhodišče za nadaljnjo obravnavo psiholoških in čustvenih odzivov porabnikov.

2.4.4 Psihološki in čustveni odzivi porabnikov na personalizacijo

Poleg kognitivnih in vedenjskih odzivov na personalizirano trženje vplivajo tudi psihološki in čustveni odzivi porabnikov. Maslowska in drugi (2016) poudarjajo, da vsebine z elementi personalizacije ne vplivajo zgolj na racionalno raven presoje, temveč spodbujajo notranje psihološke mehanizme, kot sta večja pozornost in čustvena vključenost.

Maslowska in drugi (2016) ugotavljajo, da personalizirani elementi omogočajo prepoznavanje samega sebe v vsebinah. Takšno prepoznavanje pozitivno vpliva na relevantnost sporočila, kar spodbuja globljo psihološko obdelavo vsebine. Ko porabniki zaznajo, da je sporočilo naslovljeno nanje, se poveča občutek zaznane relevantnosti in posledično oblikovanje pozitivnejšega odnosa do oglasa in blagovne znamke.

Čustveni odzivi na personalizirano trženje so povezani s kakovostjo izkušnje. Kim in Han (2014) poudarjata, da personalizacija v trženju vpliva na čustveno vključenost porabnikov preko zaznane kredibilnosti, informativnosti in kako zabavne se jim zdijo vsebine. Posledično vsebine, ki so sprejete kot informativne in hkrati zanimive, pozitivno vplivajo na porabnikovo čustveno zavzetost ter izkušnjo interakcije. Avtorja ugotavljata, da takšne izkušnje vplivajo na pozitivno izkušnjo ob uporabi vsebine.

Lambillotte in drugi (2022) poudarjajo, da personalizacija vpliva na izkušnje strank na zavedni in podzavestni ravni. Raziskava ugotavlja, da dejanska personalizacija, ki jo sproži trgovec, vpliva na izbiro izdelka, tudi če se stranke tega ne zavedajo. Natančneje porabniki usmerjajo svojo pozornost na izdelke, ki so jim všeč. Posledično imajo z njimi daljšo interakcijo. To omogoča napovedovanje verjetnosti, da jih bodo izbrali za nakup. Z uporabo tako subjektivnih kot objektivnih meritev je študija omogočila celovit vpogled v vpliv personalizacije na izkušnjo strank in temeljne psihološke mehanizme, vključno z nezavednimi odzivi. Psihološki odzivi, kot jih omenjajo Maslowska in drugi (2016), predstavljajo pomembno izhodišče za razumevanje vedenjskih vplivov porabnikov, kar potencialno vodi do nakupne namere.

2.4.5 Vedenjski odzivi kot prehod k nakupnim nameram

Vedenjski odzivi porabnikov na personalizirano trženje so most med zaznavanjem in nadaljnjimi odločitvami, ki med drugim lahko vodijo do nakupnih namer. Potem ko uporabniki vsebino kognitivno in čustveno obdelajo, se rezultati kažejo v konkretnih vedenjskih odzivih, kot so kliki, interakcije z vsebino ali dodatna poglobitev v informacije. Aguirre in drugi (2015) poudarjajo, da personalizacija vpliva na vedenje v primeru, ko je ta

relevantna in je uporaba podatkov legitimna in transparentna. V nasprotnem primeru lahko pride do odpora do vsebin.

Vedenjski odzivi so povezani z razmerjem med zaznanimi koristmi in zaznanimi tveganji. Gironda in Korgaonkar (2018) ugotavljata, da so personalizirane vsebine bolje sprejete, če uporabnik zazna uporabnost in nadzor nad svojimi podatki. Posledično ti dejavniki vplivajo na zaznano vsiljivost in pozitivno vplivajo na pripravljenost za interakcijo z vsebinami.

Eden ključnih elementov pri oblikovanju vedenjskih odzivov je tudi zaupanje. Martin in Murphy (2017) ugotavljata, da odgovorna uporaba osebnih podatkov porabnikov vpliva na željo po sodelovanju v personaliziranih vsebinah. Uporabniki, ki zaupajo blagovni znamki, so manj nagnjeni k obrambnim mehanizmom, ki izhajajo iz nezaupanja. Zaupanje je tako lahko posredni mehanizem, ki omogoča, da se zaznani kognitivni in čustveni dražljaji pretvorijo v vedenjske odzive.

Kim in Han (2014) ugotavljata, da pozitivna izkušnja porabnikov pozitivno vpliva na nadaljnjo zavzetost za interakcijo z vsebino. Vedenjski odzivi so tako ključni za pojasnjevanje, kako personalizirano trženje posredno vodi uporabnike od zaznave in interakcije k odločitvam, ki se lahko izrazijo v nakupnem vedenju.

2.5 Vpliv personalizacije na prodajo

Personalizirano trženje se vedno pogosteje uporablja kot orodje za izboljšanje prodajnih rezultatov in učinkovitosti trženjskih aktivnosti. Personalizacija ni uporabljena zgolj zaradi izboljšanja uporabniške izkušnje, temveč je pomemben del optimizacije prodajnih procesov. Ma (2024) ugotavlja, da trženje na podlagi velike količine podatkov omogoča natančnejše prilagajanje vsebin posameznim segmentom porabnikov, kar posledično vpliva na boljše izkoriščanje trženjskih virov. Na ta način trženje preide iz splošnega nagovarjanja množice do ciljno usmerjenega pristopa, ki temelji na podatkih in analitiki.

Vpliv personalizacije na prodajo se kaže predvsem z izboljšano pomembnostjo ponudbe in posledično večjo učinkovitostjo trženjskih vsebin. Sun (2025) ugotavlja, da sodobni mehanizmi personalizacije omogočajo, da se podjetja v realnem času prilagajajo vedenju porabnikov, kar povečuje verjetnost, da bodo trženjske vsebine prikazane v pravem času in v primernem kontekstu. Takšna stopnja prilagodljivosti vpliva na zmanjševanje neučinkovitih trženjskih aktivnosti ter boljše usklajene ponudbe s potrebami trga. Na tak način personalizirano trženje lahko prispeva k večji prodajni učinkovitosti, saj podjetja z relevantnimi informacijami nagovarjajo uporabnike. Poleg tega pa so vsebine skladne z njihovimi trenutnimi interesi.

Pomemben vidik vpliva personalizacije na prodajo je njen vpliv na gradnjo dobrih in dolgoročnih odnosov s stranko. Alzoubi in drugi (2025) ugotavljajo, da personalizirano trženje vpliva na večjo aktivno vključenost strank za sodelovanje pri trženjskih aktivnostih.

Podjetja, ki uspešno izvajajo personalizirano komunikacijo, laže obdržijo obstoječe stranke in spodbujajo stopnjo konverzije. Takšen pristop se osredotoča na stabilno rast prodaje, ki presega kratkoročno prodajno usmerjenost.

Personalizacija podjetjem omogoča tudi boljše razumevanje odzivov trga in prilagajanje strategij glede na dosežene rezultate. Wong in Raheem (2020) ugotavljata, da sodobni mehanizmi personalizacije podjetjem omogočajo neprestano prilagajanje priporočil in ponudb, kar pozitivno vpliva na prodajne aktivnosti. Na podlagi podatkov iz preteklih interakcij lahko podjetja prepoznajo vzorce, ki nato prispevajo k uspešnim prodajnim rezultatom. Vzorce lahko nato uporabljajo pri nadaljnjem načrtovanju trženjskih strategij.

Ma (2024) poudarja, da se prispevek personaliziranega trženja k prodajnim rezultatom podjetja kaže skozi izboljšano učinkovitost trženjskih aktivnosti in boljše prilagajanje ponudbe potrebam trga. Za celovito razumevanje vpliva personalizacije na prodajo je treba preučiti, kako se tovrstni procesi kažejo v prodajni uspešnosti podjetij in dolgoročnih poslovnih učinkih.

2.5.1 Personalizacija in kratkoročna prodajna učinkovitost

Personalizirano trženje ima pomemben vpliv na kratkoročno prodajno učinkovitost podjetij, saj pripomore k boljšemu ciljanju trženjskih vsebin in optimizacijo prodajnih aktivnosti. V primerjavi z drugimi trženjskimi pristopi personalizacija temelji na uporabi obsežnih podatkov o uporabnikih, kar predstavlja veliko prednost za podjetja, ki nato svojo ponudbo prilagodijo relevantnim interesom in potrebam posameznikov. Personalizirani pristopi, ki temeljijo na obsežnih količinah podatkov, prispevajo k večji učinkovitosti trženjskih kampanj, saj zmanjšujejo generičnost sporočil in povečujejo verjetnost interakcije porabnikov. Takšen pristop omogoča bolj smiselno uporabo trženjskih virov ter izboljšuje neposredne prodajne rezultate podjetij (Ma, 2024).

Kratkoročni prodajni učinki se v veliki meri kažejo v večji odzivnosti na trženjske vsebine. Sun (2025) ugotavlja, da sodobni mehanizmi personalizacije omogočajo dinamično prilagajanje trženjskega komuniciranja glede na vedenje porabnikov v realnem času, kar pozitivno vpliva na verjetnost interakcije s ponudbo. Vsebina, ki je porabniku predstavljena v pravem času in smiselnem kontekstu, omogoča podjetjem doseči porabnike, ko so ti najdovzetnejši za trženjsko sporočilo. Posledično personalizacija prispeva k učinkovitosti prodajnih vsebin, saj laže pripeljejo uporabnike do nadaljnjih korakov v nakupnem procesu.

Pomemben vidik kratkoročnih prodajnih učinkov je tudi relevantnost ponudbe. Aguirre in drugi (2015) ugotavljajo, da personalizirane trženjske vsebine vplivajo na verjetnost odziva porabnikov, kadar so zaznane kot primerne in skladne z njihovimi potrebami in pričakovanji. Smiselna in relevantna ponudba zmanjšuje potrebo po nadaljnjem iskanju informacij ter krajša čas odločanja, kar prispeva k prodajni uspešnosti. V tem kontekstu personalizacija

deluje kot mehanizem, ki vpliva na preprostejši nakupni proces in hitrejše sprejemanje odločitve.

Kratkoročno prodajno učinkovitost personalizacije povezujemo tudi z optimizacijo priporočil in ponudb. Wong in Raheem (2020) poudarjata, da sodobni sistemi personalizacije vplivajo na neprestano prilagajanje priporočil na podlagi preteklih interakcij porabnikov na spletu. Takšna optimizacija vpliva na večjo verjetnost, da bodo uporabniki seznanjeni z izdelki ali storitvami, ki ustrezajo njihovim potrebam in interesom, kar neposredno vpliva na možnost uspešne prodaje. Personalizacija tako ne vpliva samo na komunikacijo, temveč tudi na vrsto in vsebino ponudbe.

2.5.2 Vloga personalizacije pri dolgoročnih prodajnih učinkih

Poleg kratkoročnih učinkov ima personalizirano trženje pomembno vlogo tudi pri dolgoročnem poslovnem uspehu. Dolgoročni učinki se kažejo predvsem v ponovnih interakcijah in zvestobi strank. Alzoubi in drugi (2025) poudarjajo, da personalizirano trženje prispeva k večji aktivni vključenosti porabnikov, kar posledično vpliva na zvestobo strank in poslovni uspeh, na večjo zagnanost k interakciji s trženjskimi vsebinami in večjo pripravljenost za nadaljnje sodelovanje s podjetjem. Ti vedenjski odzivi se kažejo v povečanem povpraševanju in izboljšanih prodajnih kazalnikih.

Tarifi in Bakhsh (2024) ugotavljata, da personalizirane trženjske strategije vplivajo na stopnjo zavzetosti porabnikov za sodelovanje, kar se dolgoročno izkazuje v večji zvestobi znamki. Raziskava kaže, da se porabniki, ki so jim prikazane personalizirane ponudbe, priporočila in komunikacije, pogosteje vračajo k istim blagovnim znamkam ter izkazujejo večje zanimanje za ponovne nakupe. Avtorja poudarjata, da na dolgoročno vedenje porabnikov vpliva to, da podjetje razume potrebe posameznika, kar krepi zaznano kakovost odnosa.

Pomemben dejavnik dolgoročne prodajne uspešnosti je tudi zaupanje, ki je zgrajeno skozi ponavljajoče se pozitivne interakcije med podjetjem in uporabniki. Bleier in Eisenbeiss (2015) ugotavljata, da personalizirano trženje vodi do ugodnejših odzivov takrat, ko uporabniki zaupajo blagovni znamki. Trdita, da zaupanje deluje kot moderator, ki pozitivno vpliva na sprejemanje personaliziranih vsebin. To posledično vpliva na dojemanje personalizacije kot koristne.

Dodatno Tarifi in Bakhsh (2024) poudarjata, da personalizacija vpliva tudi na vedenjske učinke zvestobe, kot so priporočila porabnikov od ust do ust ter pozitivna ustna komunikacija. Ugotavljata, da uporabniki, ki personalizirane vsebine zaznavajo kot koristne in relevantne, pogosteje delijo pozitivne izkušnje z drugimi. Tako dobi blagovna znamka svoje oglaševalce. Tovrstna dejanja imajo dolgoročne prodajne učinke, saj brez neposrednih trženjskih stroškov širijo bazo strank.

Raziskava, ki so jo izvedli Aguirre in drugi (2015), pravi, da če uporabniki zaznajo neprimerno zbiranje osebnih podatkov, to lahko negativno vpliva na njihovo zavzetost za sodelovanje, kar se kaže v padcu metrik, kot so razmerje med prikazi in kliki (angl. Click-Through Rate, v nadaljevanju CTR). Ko se čez čas vzpostavi transparentnost glede zbiranja podatkov, se to izkaže v izboljšanju metrik. Posledično lahko to dolgoročno pozitivno vpliva na nakupne namere, saj uporabniki začnejo ceniti relevantnost, ki jo omogoča takšno zbiranje podatkov, ko je to izvedeno odkrito.

Alzoubi in drugi (2025) poudarjajo, da personalizirano trženje, ki je podprto z natančnimi analitičnimi pristopi, prispeva k večji aktivni vključenosti porabnikov, kar je osnova za dolgoročno zvestobo. Večja zavzetost za sodelovanje pomeni več interakcij z blagovno znamko, kar pripomore k boljšemu razumevanju potreb in želj porabnikov. To vpliva na krepljenje odnosa s stranko, ki presega enkratni nakup in postaja pomemben dejavnik dolgoročne prodajne uspešnosti.

Celovito gledano personalizacija dolgoročno vpliva na nakupne namere preko zaupanja, zvestobe in zavzetosti. Tarifi in Bakhsh (2024) poudarjajo, da personalizirano trženje ne spodbuja le ponovnih nakupov, temveč dolgotrajne odnose, ki so ključnega pomena za stabilno rast podjetij.

2.5.3 Omejitve in pogoji za pozitivni vpliv personalizacije na prodajo

Čeprav je personalizirano trženje v veliki večini primerov predstavljeno kot učinkovita strategija za povečanje prodajnih rezultatov, raziskave kažejo, da pozitivni prodajni učinki niso vedno samoumevni. Aguirre in drugi (2015) ugotavljajo, da so prodajni učinki v veliki meri odvisni od načina zbiranja osebnih podatkov. Avtorji opozarjajo, da lahko prikrito in netransparentno zbiranje podatkov povzroči nižjo učinkovitost trženjskih aktivnosti in negativno vpliva na prodajo.

V isti raziskavi so Aguirre in drugi (2015) ugotovili, da pozitivnega prodajnega učinka personalizirana ponudba ne omogoča, če ta v uporabnikih vzbuja občutek nelagodja in odpora. V takih primerih imajo prilagojene vsebine manjšo verjetnost, da bodo nanje kliknili ali potencialno kaj kupili. Govorimo o nasprotnem delovanju personalizacije.

Poleg načina izvedbe je pomemben tudi kontekst personalizacije. Bleier in Eisenbeiss (2015) poudarjata, da personalizacija ni vedno učinkovita prodajna strategija, saj so učinki odvisni od specifičnih okoliščin, kot je stopnja zaupanja v blagovno znamko. Enaki pristopi personalizacije lahko v drugačnih kontekstih privedejo do različnih porabnikovih vrednotenj in posledično prodajnih rezultatov. Bleier in Eisenbeiss (2015) ugotavljata, da personalizacija zahteva prilagajanje ostalim dejavnikom in ne more delovati kot samostojni mehanizem.

Z vidika prodajne uspešnosti Tarifi in Bakhsh (2024) ugotavljata, da personalizirano trženje prispeva k učinkovitim prodajnim izidom, ko se uporabnik zaradi zvestobe blagovni znamki vrača k nakupu. Prav tako Kotler in Armstrong (2018) poudarjata pomen zvestobe kupcev, ki porabijo več denarja in ostanejo dlje časa. Temu pravita vrednost življenjske dobe kupcev. Neustrezna in preveč vsiljiva uporaba personaliziranih vsebin lahko negativno vpliva na vrednost življenjske dobe kupca, kar slabo vpliva na stabilnost prodajnih rezultatov. Prodajni učinki so torej odvisni od tega, ali personalizirano trženje prispeva k dobremu odnosu med podjetjem in uporabnikom (Tarifi in Bakhsh, 2024).

3 PREDSTAVITEV PODJETJA FRESH 32 IN NJEGOVIH TRŽENJSKIH PRAKS

Za boljše razumevanje empiričnega dela v nadaljevanju predstavljamo podjetje FRESH 32 in njegove prakse, ki močno temeljijo na personaliziranem trženju. Namen poglavja ni analizirati učinkovitosti, temveč opisati dejanske procese podjetja. Podatki temeljijo na delno strukturiranem intervjuju, izvedenem 24. marca 2026, z Janom Habatom, soustanoviteljem podjetja FRESH 32 (J. Habat, osebna komunikacija, 24. marec 2026), za namene magistrskega dela. Intervju je bil izveden preko telefonskega klica, ki je bil sneman in je trajal približno 15 minut. Na podlagi zvočnega posnetka je bil izdelan transkript, ki je bil nato tematsko analiziran.

3.1 Podjetje FRESH 32

Podjetje FRESH 32 deluje v panogi izdelkov za osebno nego, ki jo na podlagi standardne klasifikacije dejavnosti (SKD) uvrščamo v kategorijo 20.420 (proizvodnja parfumov in toaletnih sredstev) (SURS, 2024). Kljub temu njihovi izdelki vključujejo tudi fizične pripomočke za ustno nego, kar pomeni, da dejavnost delno presega klasično opredelitev te klasifikacije. Podjetje sta leta 2019 ustanovila Jan Habat in Domen Nemanič, pri čemer sta na trg vstopila z zobno pasto v tabletah (Alternative+), ki je bila dve leti kasneje predstavljena v 6. sezoni oddaje »Štartaj Slovenija«.

Podjetje FRESH 32 razvija inovativne izdelke za ustno nego, pri čemer izpostavlja zobne ščetke s svojo lastno tehnologijo 3D Bristle Dynamics™, ki temelji na antibakterijskih, 100-odstotno reciklabilnih TPU-ščetinah. Te omogočajo nežno masažo dlesni, izboljšujejo prekrvavitev, pomagajo preprečevati krvavenje ter hkrati polirajo sklenino, s čimer ustvarjajo drugačno izkušnjo ščetkanja.

Podjetje strateško cilja na mlajšo generacijo, predvsem generacijo Z, ki ji je pomemben urbani življenjski slog in možnost izražanja lastne identitete preko porabniških izdelkov. Kljub temu so bili prvi kupci (t. i. early adopterji) pretežno starejši, med 45 in 65 let, pri čemer približno 65 % predstavljajo ženske.

Pomemben element pozicioniranja podjetja je ponudba okolju prijaznih in trajnostnih izdelkov. Podjetje razvija rešitve, ki zmanjšujejo vpliv na okolje v primerjavi s tradicionalnimi izdelki za ustno nego. Takšen pristop je posebej pomemben pri mlajših porabnikih, ki se za nakup odločajo tudi na podlagi okoljskih vidikov in trajnostnih lastnosti izdelkov. Na ta način podjetje združuje funkcionalne lastnosti izdelkov, relevantne za sodobne porabnike, ter gradi svoj položaj med inovativnimi podjetji v panogi osebne nege.

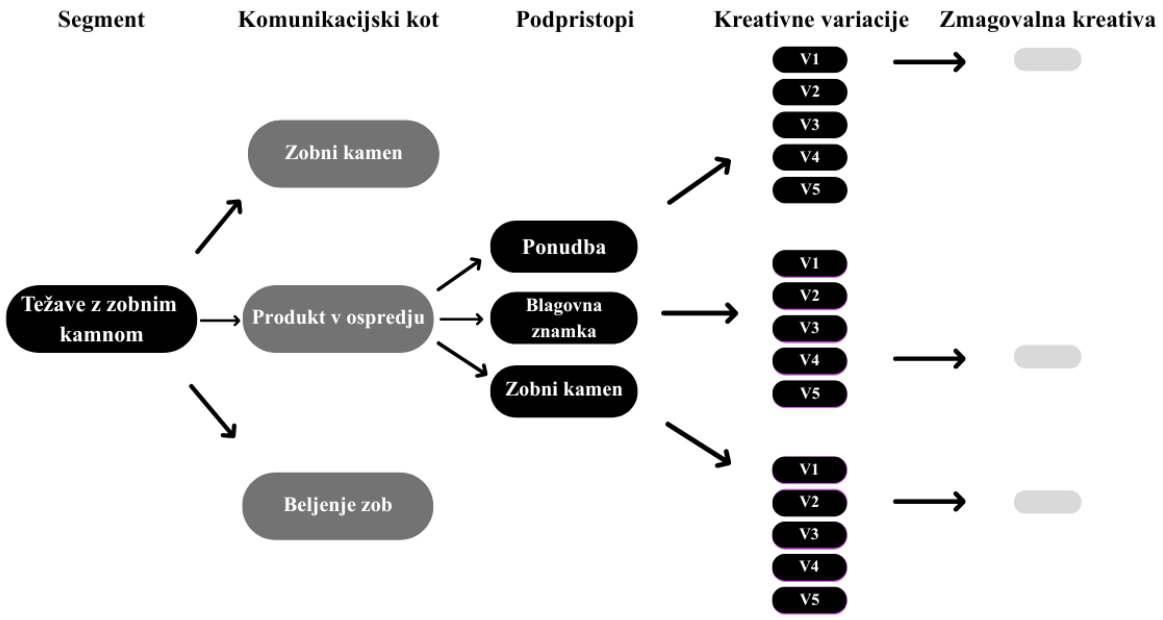
3.2 Trženjske prakse v podjetju FRESH 32

Trženjske prakse v podjetju FRESH 32 temeljijo predvsem na uporabi digitalnih kanalov, pri čemer je v ospredje postavljeno oglaševanje na družbenih omrežjih. Največji delež oglaševalskih aktivnosti se izvaja na platformi Meta, ki po ocenah predstavlja kar 90 %, medtem ko Google uporabljajo kot podporni kanal, zlasti pri iskanju ključnih besed. Oglaševanje je strukturirano v prodajni lijak, ki je sestavljen iz dejavnosti na vrhu lijaka (angl. top of the funnel), v sredini lijaka (angl. middle of the funnel) ter na dnu lijaka (angl. bottom of the funnel).

Za vsako fazo prodajnega lijaka podjetje uporablja porabniškim profilom prilagojene vsebine in porabnike skladno z interesi usmerja na ustrezne pristajalne strani. FRESH 32 ima trenutno deset različnih pristajalnih strani (angl. landing page), ki so prilagojene različnim segmentom porabnikov, kot so posamezniki s težavami z zobnim kamnom, s krvavečimi dlesnimi, ljubitelji kave, športno aktivni uporabniki itd. Takšen pristop omogoča ciljno usmerjeno komunikacijo, prilagojeno potrebam in situacijam posameznih segmentov. V nadaljevanju je predstavljena struktura testiranja trženjskih kreativ v podjetju FRESH 32.

Kot je prikazano na sliki 1, podjetje FRESH 32 trženjsko komunikacijo testira na različnih segmentih in ravneh. Za lažje razumevanje se slika osredotoča na segment oseb s težavami z zobnim kamnom. Proces izhaja iz opredelitve posameznega segmenta, znotraj katerega podjetje razvije več komunikacijskih kotov (angl. angles). V prikazanem primeru gre za komunikacijo, ki je neposredno namenjena osebam s težavami z zobnim kamnom, komunikacijo, kjer je v ospredju produkt, ter komunikacijo, ki poudarja, kako zobni kamen otežuje beljenje zob. Vsak komunikacijski kot je nadalje razdeljen na podpristope, ki se glede na vsebinski poudarek med seboj razlikujejo. Zaradi večje preglednosti se slika podrobneje osredotoča na enega izmed njih. Znotraj posameznega pristopa podjetje oblikuje več variacij kreativ, ki jih v testnem obdobju med seboj primerja. Na podlagi doseženih rezultatov nato izbere tiste, ki so prinesle najboljše rezultate predvsem z vidika nakupov. Izbrane kreative, prikazane v zadnjem stolpcu, podjetje v nadaljevanju uporabi za povečanje obsega oglaševanja (t. i. skaliranje), kar omogoča nadaljnjo optimizacijo trženjskih aktivnosti.

Slika 1: Struktura testiranja trženjskih kreativ v podjetju FRESH 32



Vir: lastno delo.

Personalizacija predstavlja osrednji element trženjske strategije podjetja, saj jo razume kot proces, pri katerem porabnika vodi skozi celoten prodajni lijak z vsebinsko usklajenimi elementi. V primerih, kjer personalizacija ni izrazito prisotna in je temu primerna tudi komunikacija, podjetje uporabnike usmerja na splošno spletno stran.

Pomemben del trženjskih dejavnosti predstavlja tudi trženje preko elektronske pošte, kjer podjetje uporablja različne tokove komunikacije, prilagojene porabnikom na različnih delih prodajnega lijaka. Poleg sezonskih akcij, izobraževanj in splošnih informacij FRESH 32 uporablja razne opomnike za zapuščeno košarico ter komunikacije po opravljenem nakupu. Ker spodbujajo, da se zobne ščetke pravočasno zamenjajo, kupce tri mesece po nakupu opomnijo, da je čas za zamenjavo.

FRESH 32 je v procesu širitve trženjskih aktivnosti na druge kanale. V bližnji prihodnosti želi povečati organsko prisotnost na platformi TikTok. Poleg tega razmišljajo o širjenju na platforme za e-trgovino (npr. Amazon) in fizične prodajalne.

Zaupanje porabnikov v podjetje gradi predvsem preko prisotnosti blagovne znamke in socialni dokaz (angl. social proof). Pomembno vlogo pri tem ima platforma Yotpo za ocene in mnenja kupcev, kjer uporabniki delijo svoje izkušnje z izdelki. Dodatno verodostojnost podjetje pridobiva s sodelovanjem z zobozdravniki, ki izdelke predstavljajo v oglaševalskih vsebinah in jih med drugim priporočajo svojim pacientom.

Na področju zaznavanja vsiljivosti podjetje poudarja pomen ravnovesja med opaznostjo oglasov in verodostojnostjo vsebin. Pri tem Jan Habat izpostavlja: »*Trženje mora biti vsiljivo*

do te mere, da te ljudje opazijo. Pomembno pa je, da nisi neiskren in da v oglasih ne zavajaš, saj s tem izgubljaš kredibilnost.«

Opisane trženjske prakse potrjujejo pomembnost personalizacije, zaupanja in zaznane vsiljivosti v digitalnem okolju, kar je v skladu z izhodišči teoretičnega dela in predstavlja osnovo za empirično analizo v nadaljevanju naloge.

4 METODOLOGIJA RAZISKAVE

V tem poglavju magistrskega dela primerjamo povezavo med personaliziranim trženjem in rastjo prodaje podjetja FRESH 32. Raziskava temelji na predhodno oblikovanih raziskovalnih vprašanjih in hipotezah, ki izhajajo iz pregleda sekundarnih virov.

Empirični del raziskave je temeljil na kvantitativnem raziskovalnem pristopu, podatki pa so bili zbrani s strukturiranim spletnim vprašalnikom (priloga 1). Metodološki pristop je zasnovan tako, da omogoča proučiti povezave med izbranimi spremenljivkami personaliziranega trženja, vedenjskimi odzivi porabnikov in prodajnimi kazalniki. V nadaljevanju poglavje vključuje opredelitev namena in cilje raziskave, opis vzorca respondentov, predstavitev priprave in distribucije vprašalnika ter uporabljene metode analize podatkov.

4.1 Namen in cilji raziskave

Namen empiričnega dela magistrskega dela je preučiti povezanost med personaliziranim trženjem, vedenjskimi odzivi porabnikov in izbranimi prodajnimi kazalniki v primeru podjetja FRESH 32. Ker rast prodaje pogosto izhaja iz vedenjskih odzivov porabnikov, se raziskava osredotoča na analizo ključnih dejavnikov, kot so zaznana personalizacija, zaupanje, vsiljivost, zavzetost, zadovoljstvo in zvestoba. Kot izhaja iz predhodnih raziskav, ti dejavniki pomembno vplivajo na vedenjske odzive porabnikov, kot so nakupne namere, interakcija z vsebinami in ponovni nakupi (Aguirre in drugi, 2015; Bleier in Eisenbeiss, 2015; De Keyzer in drugi, 2022; Gironda in Korgaonkar, 2018). Na podlagi tega omogočajo posredno analizo vpliva personaliziranega trženja na rast prodaje.

Cilj raziskave je preveriti povezave med zaznano personalizacijo, zaupanjem, zaznano vsiljivostjo, zavzetostjo, zadovoljstvom, zvestobo in pogostostjo nakupov ter ugotovitve primerjati z internimi podatki podjetja FRESH 32. Za doseganje namena in ciljev so bila oblikovana naslednja raziskovalna vprašanja: (1) Kakšna je povezava med zaznavo personaliziranega trženja podjetja FRESH 32 in pogostostjo nakupov med porabniki? (2) Kakšna je povezava med stopnjo zaupanja v uporabo osebnih podatkov pri FRESH 32 in pripravljenostjo porabnikov na interakcijo s personalizirano trženjsko vsebino? (3) Ali porabniki z višjo zaznano stopnjo personalizacije trženjske komunikacije podjetja FRESH 32 poročajo o višji stopnji zadovoljstva in zvestobe blagovni znamki kot porabniki z nižjo

zaznano stopnjo personalizacije? ter (4) V kolikšni meri se anketne ugotovitve o zaznani učinkovitosti personaliziranega trženja ujemajo s podatki podjetja FRESH 32? Četrto raziskovalno vprašanje se vsebinsko razlikuje od drugih, ker analiza temelji na dejanskih podatkih podjetja FRESH 32.

Na podlagi raziskovalnih vprašanj in teoretičnih izhodišč so bile oblikovane naslednje hipoteze.

H1: Višja zaznana stopnja personalizacije trženjske komunikacije podjetja FRESH 32 je povezana z višjo pogostostjo nakupov.

Povezava med zaznano stopnjo personalizacije in vedenjskimi odzivi porabnikov je v literaturi pogosto izpostavljena (Aguirre in drugi, 2015; Bleier in Eisenbeiss, 2015). Bleier in Eisenbeiss (2015) ugotavljata, da višja stopnja personalizacije povečuje zaznano uporabnost oglasov in pripravljenost za interakcijo, ko porabnik zaupa trgovcu, medtem ko Aguirre in drugi (2015) poudarjajo, da personalizacija povečuje učinkovitost oglaševanja in lahko vodi do večje stopnje sprejemanja ter več nakupov.

H2: Višja stopnja zaupanja v uporabo osebnih podatkov pri podjetju FRESH 32 je povezana z večjo pripravljenostjo porabnikov za interakcijo s personalizirano trženjsko vsebino.

Povezava med zaupanjem v uporabo osebnih podatkov in pripravljenostjo porabnikov za interakcijo s personalizirano trženjsko vsebino izhaja iz zasnov zasebnosti in zaznanega nadzora nad osebnimi podatki. Raziskave kažejo, da zaznana invazivnost in zasebnostne skrbi negativno vplivajo na odzive porabnikov, kot so nameni klika in interakcija s personaliziranimi vsebinami, medtem ko večji občutek nadzora nad osebnimi podatki zmanjšuje te skrbi in spodbuja sodelovanje uporabnikov (Gironda in Korgaonkar, 2018). V tem kontekstu zaupanje deluje kot pomemben dejavnik, ki zmanjšuje zaznana tveganja in povečuje pripravljenost porabnikov za interakcijo s personalizirano trženjsko komunikacijo.

H3: Višja stopnja zaupanja v uporabo osebnih podatkov je povezana z nižjo zaznano vsiljivostjo personalizirane trženjske komunikacije.

Povezava med zaznano vsiljivostjo personalizirane trženjske komunikacije in dejavniki, povezanimi z uporabo osebnih podatkov, je v literaturi jasno izpostavljena. Raziskave kažejo, da večji zaznani nadzor nad osebnimi podatki zmanjšuje skrbi v povezavi z zasebnostjo in posledično vodi do nižje zaznane invazivnosti personaliziranega oglaševanja (Gironda in Korgaonkar, 2018). Ker zaznani nadzor nad zasebnostjo predstavlja pomemben dejavnik pri oblikovanju zaupanja v uporabo osebnih podatkov, lahko na podlagi teh ugotovitev sklepamo, da je višja stopnja zaupanja povezana z nižjo zaznano vsiljivostjo personalizirane trženjske komunikacije.

H4: Porabniki z višjo zaznano stopnjo personalizacije poročajo o (a) višjem zadovoljstvu in (b) zvestobi do blagovne znamke FRESH 32.

Zaznana personalizacija predstavlja pomemben element sodobnega digitalnega trženja, pri čemer se obstoječe raziskave osredotočajo predvsem na dejavnike, ki vplivajo na njeno zaznavanje. De Keyzer in drugi (2022) izpostavljajo, da njihova raziskava ne vključuje odnosnih in vedenjskih izidov, kot sta zadovoljstvo in zvestoba blagovni znamki, kar predstavlja pomembno omejitev in hkrati priložnost za nadaljnje raziskave. Na podlagi identificirane raziskovalne vrzeli ta raziskava preverja, ali obstaja povezava med zaznano stopnjo personalizacije in zadovoljstvom ter povezava med zaznano stopnjo personalizacije in zvestobo porabnikov. Tako razširja obstoječa spoznanja o učinkih personaliziranega trženja.

4.2 Priprava vprašalnika

Za namen empirične raziskave je bil sestavljen vprašalnik v treh delih. Prvi del je poskrbel za filter, ki je ločil respondente, ki poznajo trženjsko komunikacijo FRESH 32, od tistih, ki je ne. V drugem delu so bili podatki večinoma zbrani z uporabo Likertovih lestvic, pri čemer so bili merjeni zaznana personalizacija, zaupanje v uporabo osebnih podatkov, zaznana vsiljivost, zaznana relevantnost personaliziranih vsebin, aktivna vključenost, zadovoljstvo in zvestoba. Nakupno vedenje je bilo merjeno na ordinalni lestvici. Tretji del je zajemal demografske podatke, kot so spol, starost in mesečni neto dohodek.

Pri oblikovanju vprašalnika so bila posamezna vprašanja prilagojena po obstoječih raziskavah, obravnavanih na začetku magistrskega dela. Element zaznane personalizacije je bil prilagojen po raziskavi Maslowska in drugi (2016), kjer avtorji merijo, v kolikšni meri se respondenti strinjajo s tem, da so oglasi namenjeni osebno njim. Zaznana vsiljivost je bila merjena na podlagi raziskave Gironda in Korgaonkar (2018), ki obravnava zaznavo personaliziranega trženja kot posega v zasebnost porabnikov. Element zaznane uporabnosti personaliziranega trženja je bil prav tako prilagojen po raziskavi Gironda in Korgaonkar (2018), kjer sta avtorja preučevala, kako porabniki zaznavajo personalizacijo kot koristno in vredno njihove pozornosti. Vse postavke so bile prilagojene kontekstu podjetja FRESH 32.

Pred začetkom zbiranja podatkov je bil vprašalnik testiran na desetih respondentih z namenom preverjanja smiselnosti vprašanj in ustreznosti strukture. Na podlagi povratnih informacij so bile narejene manjše spremembe.

4.3 Opis vzorca

Populacijo za raziskavo predstavljajo porabniki podjetja FRESH 32. Za izvedbo ankete je bila izbrana tehnika neverjetnostnega vzorčenja, natančneje namerno vzorčenje. Ta metoda omogoča izbiro enot po subjektivni presoji glede na namen raziskave. Vzorec, zajet v raziskavo, predstavljajo izključno porabniki, ki so izpostavljeni komunikaciji podjetja FRESH 32. To je bilo zagotovljeno z razpošiljanjem ankete v bazo elektronskih naslovov

podjetja. Posledično se raziskava osredotoča na tipične posameznike, ki so seznanjeni z digitalnim okoljem in s personaliziranimi tržnimi vsebinami podjetja.

Zbiranje podatkov je potekalo med 9. in 13. marcem 2026. Vprašalnik je bil najprej razposlan bazi 400 najbolj aktivnih uporabnikov FRESH 32. Zaradi premajhnega odziva se je vprašalnik dodatno razposlalo še na 723 elektronskih naslovov. V drugi fazi je bil odziv večji. Skupaj je bil vprašalnik razposlan na 1123 elektronskih naslovov porabnikov podjetja FRESH 32. Respondenti so bili pred začetkom reševanja seznanjeni z namenom raziskave. Prav tako je bilo sodelovanje prostovoljno in anonimno.

V raziskavi je sodelovalo 143 respondentov, ki so anketo v celoti izpolnili. Ker sta bili na začetku ankete vključeni dve vprašanji, ki sta dodatno izločili osebe, ki niso v stiku s komunikacijo podjetja, je bila na koncu analiza izvedena na podlagi odgovorov 129 respondentov, ki so v celoti ustrezali ciljni skupini. Demografska struktura vzorca vključuje različno sestavo spolov, starostnih skupin in dohodkovnih razredov, kar je razvidno v tabeli 1.

Tabela 1: Demografska struktura vzorca

Spremenljivka	Kategorija	Frekvenca (n)	Delež (%)
Spol	Ženski	85	65,9
	Moški	40	31,0
	Brez odgovora	4	3,1
Starost*	18–24	19	14,7
	25–34	19	14,7
	35–44	27	20,9
	45+	61	47,3
	Brez odgovora	3	2,3
Dohodek	do 1.000 €	17	13,2
	1.001–2.000 €	51	39,5
	2.001–3.000 €	25	19,4
	3.001–4.000 €	4	3,1
	nad 4.000 €	1	0,8
	Brez odgovora	31	24,0

Legenda: * Zaradi zaokroževanja deležev se skupni seštevek ne izide natančno na 100 %.

Vir: lastno delo.

Po podatkih iz tabele 1 je razvidno, da v vzorcu prevladujejo ženske (65,9 %), medtem ko moški predstavljajo 31,0 % respondentov. Glede na starostno strukturo prevladujejo posamezniki znotraj 45+ (47,3 %). Sledi jim starostna skupina 35–44 (20,9 %). Prvi dve starostni skupini obe predstavljata 14,7-odstotka deleža vzorca. Pri dohodkovni strukturi največ respondentov spada v razred med 1.001–2.000 evrov (39,5 %), sledijo razredi med 2.001 in 3.000 evrov (19,4 %) ter do 1.000 evrov (13,2 %). Pomemben delež respondentov (24,0 %) na vprašanje o dohodku ni želel odgovoriti.

4.4 Uporabljene metode analize podatkov

Kvantitativni podatki, zbrani preko spletnega orodja 1KA, ki omogočajo sistematično obdelavo, so bili analizirani z orodjem RStudio. V prvem koraku je bila izvedena opisna statistična analiza, s katero je bila predstavljena struktura vzorca glede na spol, starostno skupino in neto mesečni dohodek. Za opis vzorca so bile uporabljene frekvence (n) in deleži (%).

Podatki so bili pred analizo urejeni, kar vključuje prečiščevanje neustreznih enot in kodiranje posameznih spremenljivk. Manjkajoči odgovori so bili obravnavani kot posebna kategorija ali pa izključeni iz posameznih analiz, odvisno od narave spremenljivke. Pri demografskih spremenljivkah so bili odgovori »brez odgovora« vključeni kot dodatna kategorija, kar omogoča celovitejši prikaz strukture vzorca.

Odgovori znotraj posameznih sklopov vprašanj, ki so merili zaznano personalizacijo, zaupanje v uporabo osebnih podatkov, zaznano vsiljivost, pomembnost, zavzetost, zadovoljstvo in zvestobo, so bili zbrani na Likertovih lestvicah. Z uporabo Cronbachovega koeficienta alfa (α) se je preverjala zanesljivost merskih lestvic.

Zanesljivost merske lestvice za personalizacijo kaže visoko notranjo doslednost (α = 0,86). Zelo visoko notranjo konsistenco dosegajo lestvice za zaupanje (α = 0,93), zaznano vsiljivost (α = 0,92), zaznano relevantnost (α = 0,91) in zadovoljstvo (α = 0,94). Lestvica za aktivno vključenost izkazuje visoko zanesljivost (α = 0,89), medtem ko ima lestvica za zvestobo dobro notranjo konsistentnost (α = 0,83). Na podlagi teh rezultatov so bile posamezne spremenljivke združene v kompozitne indekse, pri čemer so bile vrednosti izračunane kot povprečje odgovorov na pripadajoče trditve. Tak pristop omogoča zanesljivejšo analizo latentnih spremenljivk.

Za preverjanje posameznih hipotez so bile uporabljene statistične metode, ki omogočajo glede na vrsto podatkov (intervalne lestvice in indeksi) analiziranje statistično značilnih povezanosti med posameznimi spremenljivkami. Za preverjanje povezanosti med zaznano stopnjo personalizacije in količine nakupov v zadnjih 12 mesecih je bila uporabljena korelacijska analiza s Spearmanovim koeficientom. Pri preverjanju povezanosti med indeksom zaupanja in indeksom aktivne vključenosti ter med indeksom zaupanja in indeksom zaznane vsiljivosti sta bili uporabljeni korelacijska analiza s Spearmanovim koeficientom ter linearna regresija.

Za preverjanje razlik med porabniki z višjo in nižjo zaznano stopnjo personalizacije glede na zadovoljstvo in zvestobo do blagovne znamke FRESH 32 je bil uporabljen t-test za neodvisne vzorce. Respondenti so bili razvrščeni v dve skupini glede na stopnjo zaznane personalizacije. Razlike med skupinama so bile analizirane glede na indeks zadovoljstva in indeks zvestobe, pri čemer sta bila izvedena dva ločena t-testa za neodvisne vzorce.

Rezultati analiz so bili interpretirani na podlagi moči in smeri povezanosti. Posebna pozornost je bila namenjena tudi statistični značilnosti rezultatov, pri čemer je bila pri interpretaciji upoštevana tudi vrsta vzorčenja in reprezentativnost vzorca. Poleg kvantitativne analize anketnih podatkov je bila v okviru raziskave izvedena tudi primerjava z dejanskimi prodajnimi podatki podjetja FRESH 32.

5 REZULTATI EMPIRIČNE RAZISKAVE

V nadaljevanju so predstavljeni rezultati ankete. Statistično preverjanje hipotez je bilo izvedeno v RStudiu. V sodelovanju s podjetjem FRESH 32 so dodani njihovi dejanski rezultati oglaševalskih kampanj, ki so povezani z rezultati kvantitativne analize.

5.1 Predstavitev rezultatov ankete

V tem poglavju so predstavljeni rezultati ankete. Demografski podatki so bili opisani že v poglavju 4.3. V nadaljevanju so predstavljeni rezultati glede na posamezne obravnavane konstrukte, pogostost nakupov in kanale komunikacije podjetja FRESH 32.

V raziskavi so bili na sedemstopenjski Likertovi lestvici obravnavani naslednji konstrukti (priloga 2):

- zaznana personalizacija,
- zaupanje,
- zaznana vsiljivost,
- relevantnost,
- Aktivna vključenost,
- zadovoljstvo,
- zvestoba.

5.1.1 Zaznana personalizacija

Iz rezultatov v tabeli 2 je razvidno, da so respondenti vse postavke o zaznani personalizaciji označili relativno visoko. Povprečne vrednosti se gibljejo med 5,08 in 5,29. Standardni odkloni (v nadaljevanju SD) kažejo na zmerno razpršenost odgovorov.

Tabela 2: Povprečne vrednosti in standardni odkloni postavke zaznane personalizacije

Postavka	Povprečje	SD
Pri komunikaciji FRESH 32 sem se prepoznal/a v skupini, ki ji je bila namenjena.	5,29	1,47
Pri komunikaciji FRESH 32 sem imel/a občutek, da sem osebno nagovorjen/a.	5,25	1,40
Pri komunikaciji FRESH 32 sem opazil/a osebne elemente (npr. ime, priporočila, vsebine »zame«).	5,16	1,54
Komunikacija FRESH 32 je delovala, kot da je namenjena meni.	5,08	1,53

Vir: lastno delo.

Rezultati kažejo, da je zaznana personalizacija trženjske komunikacije podjetja FRESH 32 med respondenti precej visoka. Povprečna vrednost indeksa znaša 5,19 (SD = 1,25), mediana pa 5,50, kar nakazuje, da je večina odgovorov v višjem delu lestvice. Na podlagi podatkov sklepamo, da anketiranci zaznavajo trženjsko komunikacijo podjetja, prilagojeno njihovim potrebam in interesom. Vrednosti se gibljejo med 2 in 7, kar kaže različna mnenja med respondenti. To je razvidno tudi iz zmernega standardnega odklona.

5.1.2 Zaupanje

Iz rezultatov v tabeli 3 je razvidno, da so respondenti postavke o zaupanju označili relativno visoko. Vrednosti povprečij se gibajo med 5,53 in 5,67. Standardni odkloni kažejo na zmerno razpršenost odgovorov.

Tabela 3: Povprečne vrednosti in standardni odkloni postavke zaupanje

Postavka	Povprečje	SD
FRESH 32 zaupam, da moje osebne podatke uporablja odgovorno.	5,67	1,20
Pri deljenju osebnih podatkov s FRESH 32 se počutim varno.	5,59	1,15
FRESH 32 zaupam, da moje osebne podatke uporablja na način, ki je v mojem interesu.	5,53	1,10

Vir: lastno delo.

V sklopu trditev v povezavi z zaupanjem so respondenti označili, v kolikšni meri se strinjajo s tem, da FRESH 32 njihove podatke uporablja odgovorno ter na način, ki je v skladu z njihovimi interesi. Prav tako so odgovarjali, ali se pri deljenju osebnih podatkov s podjetjem počutijo varno. Rezultati kažejo, da je zaupanje v uporabo osebnih podatkov pri porabnikih izraženo na relativno visoki ravni. Povprečna vrednost indeksa znaša 5,60 (SD = 1,08), mediana pa 6,00, kar ponovno nakazuje, da so odgovori v večini na višjem delu lestvice. Vrednosti odgovorov se gibljejo med 1 in 7, po čemer sklepamo, da nekateri respondenti kljub enotnosti drugih nakazujejo drugačno mnenje. Predvsem tisti, ki menijo, da podjetju ne zaupajo.

5.1.3 Zaznana vsiljivost

Iz rezultatov v tabeli 4 je razvidno, da so respondenti postavke o zaznani vsiljivosti označili razmeroma nizko. Vrednosti povprečij se gibajo med 2,99 in 3,66. Standardni odkloni v primerjavi s prvima dvema konstruktoma nakazujejo na nekoliko višjo razpršenost odgovorov.

Tabela 4: Povprečne vrednosti in standardni odkloni postavke zaznane vsiljivosti

Postavka	Povprečje	SD
Personalizirano oglaševanje posega v mojo zasebnost.	3,66	1,72
Personalizirano oglaševanje pomeni vdor v zasebnost potrošnikov.	3,37	1,68
Zaradi personaliziranega oglaševanja imam občutek, da so moji osebni podatki izpostavljeni.	3,35	1,77
Personalizirano oglaševanje krši pravice potrošnikov do zasebnosti.	3,14	1,68
Personalizirano oglaševanje mi povzroča nelagodje.	2,99	1,61

Vir: lastno delo.

Zaznana vsiljivost je bila merjena na podlagi petih trditev v povezavi z osebnim zaznavanjem vsiljivosti komunikacije podjetja FRESH 32, ter vprašanja, ali jim ta povzroča nelagodje. Zbrani podatki kažejo, da je zaznana vsiljivost med respondenti izražena na nizki do srednji ravni, saj je povprečje indeksa 3,30 (SD = 1,48), mediana pa 3,20. Čeprav večina anketirancev personaliziranega trženja podjetja ne zaznavajo kot vsiljivega, med drugim razpon odgovorov med 1 in 7 kaže določene razlike.

Višji standardni odklon v primerjavi z ostalimi merjenimi konstrukti nakazuje večjo razpršenost odgovorov. Po tem lahko sklepamo, da respondenti različno dojemajo personalizirano trženje podjetja. Medtem ko večina meni, da uporaba personaliziranega trženja ne posega v zasebnost in jim ne predstavlja težav, nekateri poročajo o zaznani vsiljivosti. Gre za segment uporabnikov, pri katerih lahko personalizacija sproži negativne odzive.

5.1.4 Relevantnost

Iz rezultatov v tabeli 5 je razvidno, da so respondenti postavke o relevantnosti označili zmerno visoko. Vrednosti povprečij se gibajo med 4,79 in 4,99. Standardni odkloni nakazujejo na zmerno razpršenost odgovorov.

Tabela 5: Povprečne vrednosti in standardni odkloni postavke relevantnosti

Postavka	Povprečje	SD
Personalizirane vsebine FRESH 32 mi prihranijo čas pri iskanju informacij.	4,99	1,52
Personalizirane vsebine FRESH 32 mi olajšajo odločanje o nakupu.	4,87	1,51
Personalizirane vsebine FRESH 32 so zame relevantne.	4,84	1,49
Personalizirane vsebine FRESH 32 mi pomagajo pri iskanju ustreznih izdelkov.	4,79	1,54

Vir: lastno delo.

Relevantnost sicer ni vključena v kvantitativno analizo, ampak je ključni element pri razumevanju uspešnosti personaliziranega trženja v podjetju FRESH 32. Konstrukt bo tako v nadaljevanju uporabljen kot opisna spremenljivka. V tem sklopu so respondenti označevali, v kolikšni meri se strinjajo s tem, da jim personalizirano trženje pomaga pri odločanju, izbiri izdelkov in prihranitvi časa. Prav tako nas je neposredno zanimalo, če se jim vsebine zdijo relevantne. Rezultati kažejo, da je relevantnost izražena s povprečjem indeksa 4,87 (SD = 1,35) ter mediano 5,25. Na podlagi tega vidimo, da se večina odgovorov giba na zgornjem delu lestvice. Ugotavljamo, da anketiranci v splošnem trženjsko komunikacijo podjetja razumejo kot relevantno, a standardni odklon kljub vsemu kaže precejšnjo razpršenost zaznav med respondenti, kar se vidi iz gibanja vrednosti med 1 in 7.

5.1.5 Aktivna vključenost

Iz rezultatov v tabeli 6 je razvidno, da se vrednosti povprečij za aktivno vključenost gibajo med 4,32 in 4,66. Standardni odkloni nakazujejo na zmerno visoko razpršenost odgovorov.

Tabela 6: Povprečne vrednosti in standardni odkloni postavke aktivne vključenosti

Postavka	Povprečje	SD
Vsebine FRESH 32 me pogosto spodbudijo, da si ogledam izdelek/izdelke.	4,66	1,68
Ko vidim vsebino/oglas FRESH 32, pogosteje kliknem ali odprem povezavo.	4,41	1,70
Zaradi vsebin FRESH 32 pogosteje poiščem dodatne informacije.	4,32	1,83

Vir: lastno delo.

Aktivna vključenost za sodelovanje porabnikov v personaliziranem trženju je bila merjena na podlagi trditev v povezavi s tem, ali jih trženjske vsebine FRESH 32 spodbudijo h kliku, ogledu vsebin ter iskanju dodatnih informacij. Aktivna vključenost respondentov je izražena s povprečjem 4,47 (SD = 1,58) ter mediano 4,67. Tudi tukaj je razpon vrednosti med 1 in 7, kar nakazuje na razpršenost odgovorov.

5.1.6 Zadovoljstvo

Iz rezultatov v tabeli 7 je razvidno, da so respondenti postavke o relevantnosti označili visoko. Vrednosti povprečij se gibajo med 5,93 in 6,10. Standardni odkloni nakazujejo na nizko razpršenost odgovorov.

Tabela 7: Povprečne vrednosti in standardni odkloni postavke zadovoljstvo

Postavka	Povprečje	SD
Moje izkušnje z izdelki FRESH 32 so pozitivne.	6,10	0,99
Na splošno sem zadovoljen/na z blagovno znamko FRESH 32.	6,08	0,96
FRESH 32 izpolni moja pričakovanja.	5,93	0,98

Vir: lastno delo.

Zadovoljstvo z blagovno znamko FRESH 32 je bilo merjeno na podlagi zadovoljstva respondentov z znamko, izpolnitvijo pričakovanj in z izdelki. Konstrukt je bil izražen na visoki ravni, s povprečno vrednostjo indeksa 6,04 (SD = 0,93) in mediano 6,00. Vrednosti odgovorov se gibljejo med 3 in 7, pri čemer je razpršenost odgovorov nižja kot pri drugih. Visoka povprečna vrednost in najnižja merjena spremenljivost odgovorov nakazujeta, da respondenti izražajo visoko stopnjo zadovoljstva z blagovno znamko in izdelki. Rezultat kaže na uspešno izpolnjevanje pričakovanj in splošno pozitivno mnenje o blagovni znamki.

5.1.7 Zvestoba

Iz rezultatov v tabeli 8 je razvidno, da so respondenti postavke o relevantnosti označili visoko. Vrednosti povprečij se gibajo med 5,22 in 6,06. Standardni odkloni, z izjemo zadnje postavke, nakazujejo nizko razpršenost odgovorov.

Tabela 8: Povprečne vrednosti in standardni odkloni postavke zvestoba

Postavka	Povprečje	SD
Verjetno bom v prihodnje ponovno kupil/a pri FRESH 32.	6,06	1,17
FRESH 32 bi priporočil/a prijateljem ali družini.	6,01	1,05
FRESH 32 bi izbral/a tudi, če bi imel/a na voljo podobne alternative.	5,22	1,44

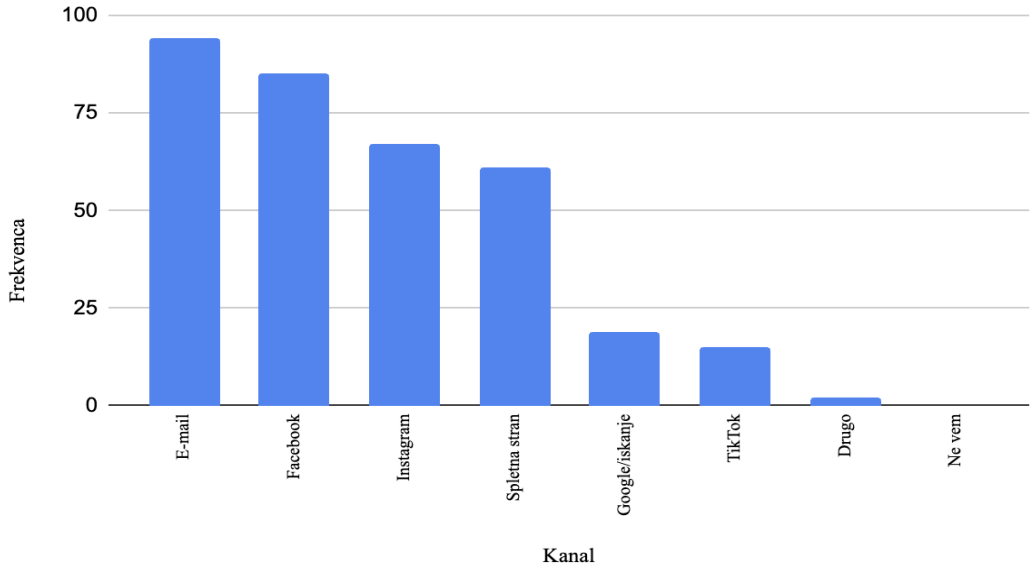
Vir: lastno delo.

Zvestoba je bila merjena na podlagi tega, ali bi respondenti FRESH 32 priporočili svojim bližnjim. Prav tako so odgovorili na vprašanje, ali bi ponovno kupili pri njih in ali bi se kljub morebitni alternativi ponovno odločili za FRESH 32. Povprečna vrednost indeksa znaša 5,76 (SD = 1,07), mediana pa 6,00. Relativno visoka povprečna vrednost nakazuje, da so porabniki v večini primerov naklonjeni nadaljnjemu sodelovanju s FRESH 32. Kljub temu standardni odklon namiguje na razlike v stopnji zvestobe.

5.1.8 Kanali komunikacije FRESH 32

V nadaljevanju so predstavljeni rezultati kanalov, preko katerih so respondenti v zadnjih 12 mesecih zaznali komunikacijo podjetja FRESH 32. Ker je bilo možno izbrati več odgovorov, so rezultati na sliki 2 prikazani kot frekvence izbranih odgovorov.

Slika 2: Kanali zaznave komunikacije podjetja FRESH 32 med respondenti



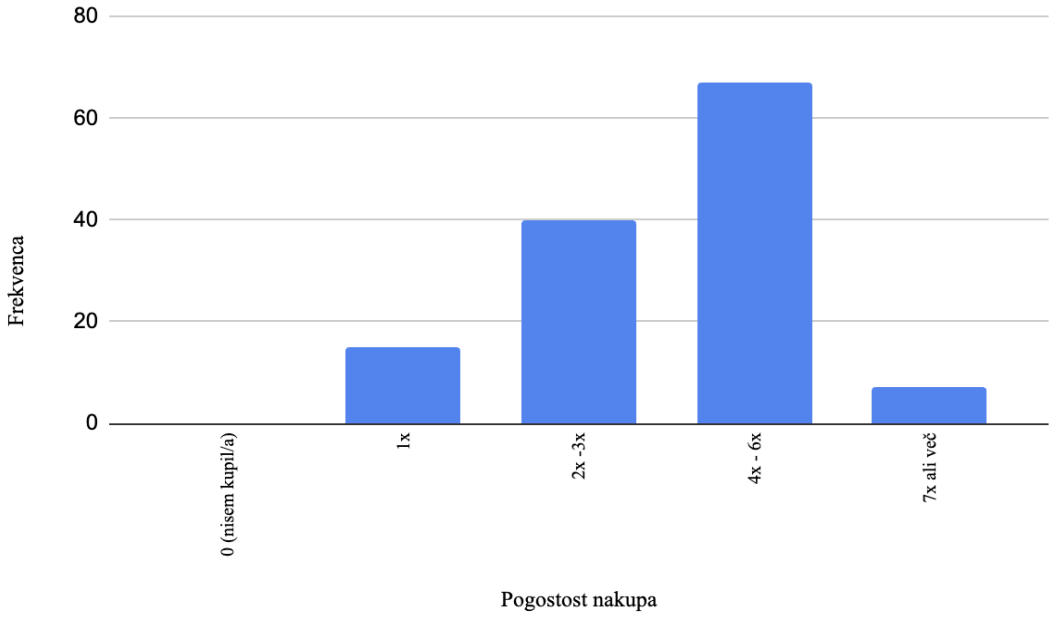
Vir: lastno delo.

Iz rezultatov je razvidno, da so respondenti komunikacijo FRESH 32 v zadnjih 12 mesecih največkrat zasledili preko elektronske pošte (n = 94; 27,4 %), kar je pričakovano glede na to, da je bil vprašalnik tam tudi razposlan. Visok delež zaznave je viden tudi na Facebooku (n = 85; 24,8 %) in Instagramu (n = 67; 19,5 %), kar nakazuje na pomembnost trženjskih kanalov. Kot je direktor omenil v intervjuju, 90 % oglaševalskega proračuna investirajo v Meto. Na četrtem mestu vidimo komunikacijo na spletni strani (n = 61; 17,8 %). Na koncu sledita še Google (n = 19; 5,5 %) in TikTok (n = 15; 4,4 %). Zelo majhen delež respondentov je navedel, da komunikacije ne zaznava ali jo zaznava preko drugih kanalov. Komunikacija preko TikTok-a in iskalnikov je nižja. Iz intervjuja z direktorjem je razvidno, da načrtujejo v bližnji prihodnosti ojačati pozicijo na TikTok-u, kjer bodo dosegali mlajšo generacijo. Sodeč po rezultatih vidimo, da FRESH 32 porabnike dosega preko tradicionalnih kanalov, kot sta elektronska pošta in Meta, medtem ko imajo drugi kanali manjši doseg.

5.1.9 Pogostost nakupov respondentov

Respondenti so odgovarjali, kako pogosto so v zadnjih 12 mesecih kupili izdelke FRESH 32. Na sliki 3 so predstavljeni rezultati.

Slika 3: Pogostost nakupov respondentov v zadnjih 12 mesecih



Vir: lastno delo.

Slika 3 prikazuje pogostost nakupov izdelkov FRESH 32 med respondenti v zadnjih 12 mesecih. Jasno je, da so vsi respondenti opravili vsaj en nakup. Največji del respondentov spada v skupino, ki je v zadnjem letu opravila med 4 in 6 nakupi (n = 67; 51,9 %). Sledi skupina, ki je opravila 2 do 3 nakupe (n = 40; 31,0 %), medtem ko je manjši del respondentov nakup opravil le enkrat (n = 15; 11,6 %). Peščica respondentov spada v skupino, ki je nakup opravila sedemkrat ali več (n = 7; 5,4 %). Iz rezultatov je jasno, da imamo vzorec, ki zajema respondente z zmerno do visoko pogostostjo nakupov.

5.2 Statistično preverjanje hipotez

5.2.1 Preverjanje hipoteze 1

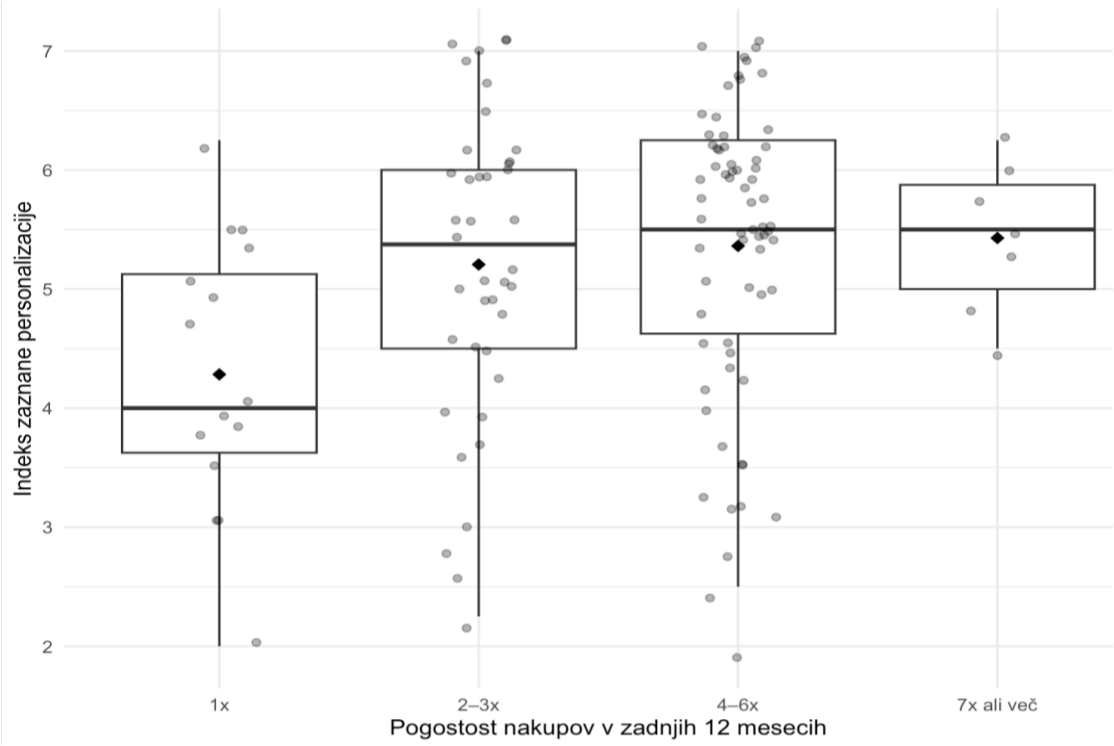
S hipotezo 1 smo preverjali povezavo med zaznano stopnjo personalizacije podjetja FRESH 32 in pogostostjo nakupov med porabniki. Predpostavljeno je bilo, da porabniki, ki zaznavajo višjo stopnjo personalizacije, pogosteje opravljajo nakupe.

Podatki za zaznano personalizacijo so bili zbrani na Likertovi lestvici in nenujno izpolnjujejo predpostavke normalne porazdelitve, zato je bila za analizo povezanosti uporabljena Spearmanova korelacijska analiza. Analiza omogoča ugotovitev smeri in moči povezave med zaznano personalizacijo in pogostostjo nakupov.

Kot je razvidno iz priloge 3, je med zaznano stopnjo personalizacije in pogostostjo nakupov ugotovljena šibka, vendar statistično značilna pozitivna povezanost ($\rho = 0{,}209$; $p = 0{,}017$).

Na tej podlagi zavrnemo ničelno hipotezo o odsotnosti povezave med spremenljivkama. Slednje je prikazano na sliki 4.

Slika 4: Zaznana stopnja personalizacije glede na pogostost nakupov



Vir: lastno delo.

Na sliki 4 je prikazano razmerje med zaznano personalizacijo na y osi in pogostostjo nakupov v zadnjih 12 mesecih na x osi. Razviden je blag pozitivni trend, saj se z večanjem pogostosti nakupov povečuje tudi povprečna vrednost indeksa zaznane personalizacije. Najnižje povprečje zaznane personalizacije je vidno pri respondentih, ki so nakup opravili enkrat, medtem ko je povprečna višja zaznana vrednost prisotna pri respondentih, ki so nakup opravili večkrat. Kljub trendu je razpršenost vrednosti znotraj posameznih skupin velika. Torej se vrednosti med skupinami prekrivajo. S tem pojasnimo šibko, vendar statistično značilno povezanost. Hipotezo 1 lahko podpremo.

5.2.2 Preverjanje hipoteze 2

S hipotezo 2 je bila preverjena povezava med stopnjo zaupanja v uporabo osebnih podatkov pri podjetju FRESH 32 z večjo pripravljenostjo porabnikov za interakcijo s personalizirano trženjsko vsebino. Za analizo sta bila uporabljena indeks zaupanja in indeks aktivne vključenosti (priloga 4). Ponovno je bil za preverjanje moči in smeri povezave uporabljen Spearmanov koeficient, ki ne zahteva predpostavke normalne porazdelitve podatkov.

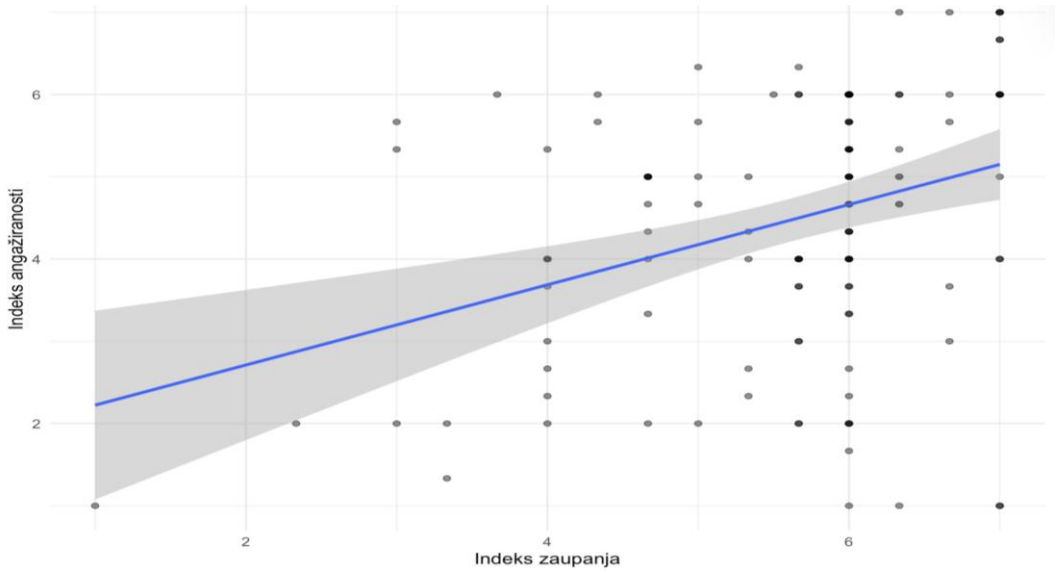
Rezultati korelacijske analize kažejo, da med zaupanjem v odgovorno uporabo podatkov in aktivno vključenostjo s personaliziranimi vsebinami obstaja statistično značilna pozitivna povezanost ($\rho = 0{,}332$; $p < 0{,}001$). Višje zaupanje je torej povezano z večjo pripravljenostjo porabnikov za interakcijo, zato ničelno hipotezo o odsotnosti povezave zavrnemo.

Za dodatno preverjanje odnosa med spremenljivkama je bila izvedena še linearna regresijska analiza. Aktivna vključenost je bila obravnavana kot odvisna spremenljivka, zaupanje pa kot neodvisna spremenljivka. To omogoča boljše razumevanje, v kolikšni meri zaupanje prispeva k spremembam v aktivni vključenosti porabnikov. Rezultati linearne regresije nakazujejo, da je model statistično značilen ($F = 15{,}76$; $p < 0{,}001$), kar pomeni, da zaupanje pomembno prispeva k pojasnjevanju spremenljivosti aktivne vključenosti. Statistična značilnost modela pojasnjuje, da odnos med spremenljivkama ni naključen, temveč nakazuje povezavo v vzorcu.

Regresijski koeficient za spremenljivko zaupanje je pozitiven in statistično značilen ($\beta = 0{,}488$; $p < 0{,}001$). Rezultat razlagamo tako, da povečanje zaupanja za eno enoto v povprečju vodi do povečanja aktivne vključenosti za približno 0,488 enote. To nadaljnje pojasnjuje ugotovitve korelacijske analize in dodatno pokaže vpliv zaupanja na oblikovanje vedenjskih odzivov porabnikov.

Vrednost pojasnjene variance ($R^2 = 0{,}111$) kaže, da zaupanje uspe pojasniti 11,1 % variance aktivne vključenosti. Čeprav ta delež ni visok, je v kontekstu pričakovan, saj na aktivno vključenost vpliva več različnih dejavnikov, kot so vsebina komunikacije ter značilnosti porabnikov. Povezanost med zaupanjem in aktivno vključenostjo je mogoče interpretirati tudi na podlagi grafičnega prikaza na sliki 5.

Slika 5: Povezanost med zaupanjem in aktivno vključenostjo porabnikov



Vir: lastno delo.

Grafični prikaz povezanosti med zaupanjem in aktivno vključenostjo dodatno potrjuje rezultate statistične analize. Vidimo rahel vzpon krivulje, ki prikazuje zmerno pozitivno povezanost spremenljivk. Na podlagi rezultatov zavrnemo ničelno hipotezo. Hipotezo 2 lahko podpremo.

5.2.3 Preverjanje hipoteze 3

V tretji hipotezi je bilo preverjeno, če je višja stopnja zaupanja v uporabo osebnih podatkov povezana z nižjo zaznano vsiljivostjo personalizirane trženjske komunikacije. Za analizo sta bila uporabljena indeks zaupanja in indeks zaznane vsiljivosti podjetja FRESH 32 (priloga 5). Ponovno je bil za moč in smer povezave uporabljen Spearmanov koeficient.

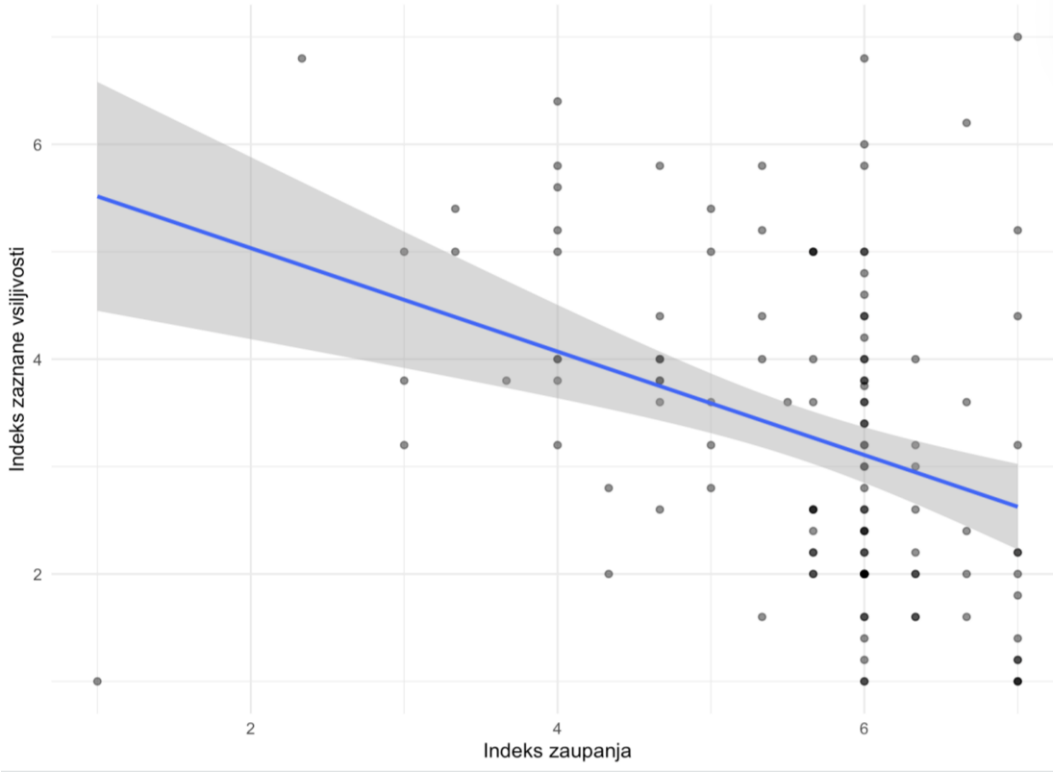
Rezultati korelacijske analize kažejo, da med indeksom zaupanja in zaznane vsiljivosti obstaja statistično značilna negativna povezanost ($\rho = -0{,}427$; $p < 0{,}001$). Po tem sklepamo, da z višjo stopnjo zaupanja zaznana stopnja vsiljivosti trženjskih komunikacij podjetja FRESH 32 pada. Velikost koeficienta opredeljujemo kot zmerno, kar pomeni, da zaupanje predstavlja dejavnik pri zmanjševanju zaznavanja vsiljivosti vsebin. Kljub temu povezanost ni dovolj močna, da bi zaupanje samo po sebi pojasnilo zaznavo vsiljivosti.

Za dodatno pojasnjevanje odnosa med spremenljivkama je bila izvedena še linearna regresija. Zaznana vsiljivost je bila obravnavana kot odvisna spremenljivka, zaupanje pa kot neodvisna spremenljivka. To je omogočilo bolj poglobljeno razumevanje vpliva zaupanja na zaznavo vsiljivosti pri porabnikih FRESH 32. Rezultati regresijske analize kažejo, da je model statistično značilen ($F = 17{,}84$; $p < 0{,}001$). Zaupanje pomembno prispeva k pojasnjevanju variabilnosti zaznane vsiljivosti. Statistična značilnost modela pojasnjuje, da odnos med spremenljivkama ni naključen. Ta odraža dejansko povezavo v opazovanem vzorcu.

Analiza kaže, da je regresijski koeficient spremenljivke zaupanje negativen in statistično značilen ($\beta = -0{,}482$; $p < 0{,}001$), kar dodatno potrjuje negativno povezavo med zaupanjem in zaznano vsiljivostjo. Povečanje zaupanja za eno enoto v povprečju vodi do zmanjšanja zaznane vsiljivosti za približno 0,482 enote ob predpostavki, da ostali dejavniki ostanejo nespremenjeni. To pomeni, da porabniki, ki bolj zaupajo trženjski komunikaciji podjetja FRESH 32, to komunikacijo zaznavajo kot manj vsiljivo. Ta ugotovitev je smiselna, saj zaupanje zmanjšuje občutek poseganja v zasebnost in manipulacijo, kar posledično vpliva na bolj pozitivno mnenje o komunikaciji.

Vrednost pojasnjene variance je tudi tokrat precej nizek ($R^2 = 0{,}124$). Torej zaupanje pojasni približno 12,4 % variance zaznane vsiljivosti. Rezultat je pričakovan, saj podobno kot v hipotezi 2 na zaznano vsiljivost vpliva več različnih dejavnikov. Sem sta med drugim vključeni vsebina komunikacije in značilnosti porabnikov. Povezanost med zaupanjem in zaznano vsiljivostjo si laže predstavljamo na podlagi grafičnega prikaza na sliki 6.

Slika 6: Povezanost med zaupanjem in zaznano vsiljivostjo



Vir: lastno delo.

Na sliki 6 je viden padajoči trend, ki nakazuje na negativno povezavo med spremenljivkama. Z naraščanjem zaupanja zaznana vsiljivost pada. Hipotezo 3 lahko potrdimo.

5.2.4 Preverjanje hipoteze 4

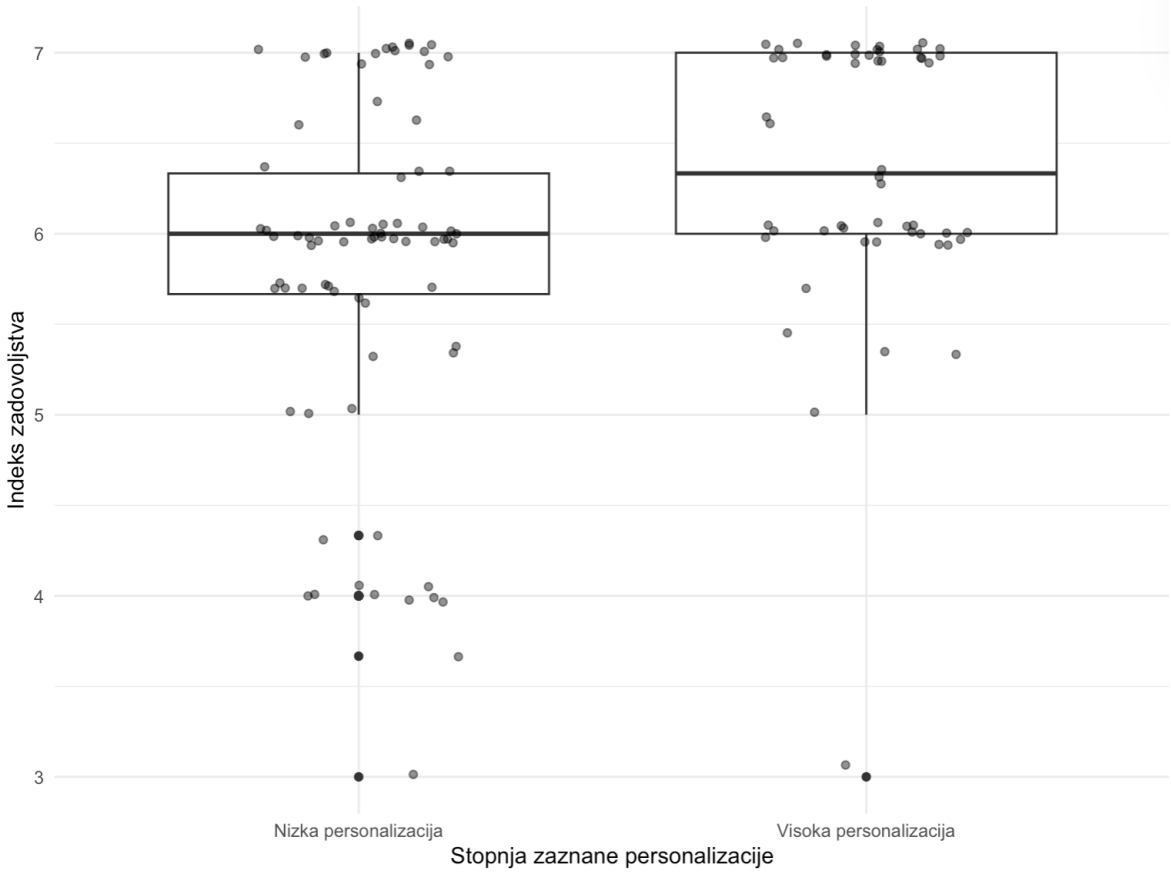
Hipoteza 4 je razdeljena na dva dela in predpostavlja, da porabniki z višjo stopnjo zaznane personalizacije poročajo o a) višjem zadovoljstvu in b) višji zvestobi do blagovne znamke FRESH 32 v primerjavi s porabniki z nizko zaznano stopnjo personalizacije. Za namen analize so bili respondenti na podlagi indeksa zaznane personalizacije razvrščeni v dve skupini, in sicer skupino z višjo zaznano personalizacijo in skupino z nižjo zaznano personalizacijo. V nadaljevanju so bile analizirane razlike med skupinama glede na zadovoljstvo in zvestobo do blagovne znamke FRESH 32 (priloga 6). Več respondentov je bilo razvrščenih v skupino z nižjo zaznano personalizacijo (n = 76), kot v tisto z višjo zaznano personalizacijo (n = 53).

Za preverjanje razlik v zadovoljstvu med skupinama je bil uporabljen t-test za neodvisne vzorce. Rezultati kažejo, da obstajajo statistično značilne razlike med skupino z nižjo in skupino z višjo stopnjo zaznane personalizacije ($t = 3,684$; $p < 0,001$).

Povprečna vrednost zadovoljstva je bila višja pri skupini z višjo zaznano personalizacijo ($M = 6,37$; $SD = 0,75$) v primerjavi s skupino z nižjo zaznano personalizacijo ($M = 5,81$;

SD = 0,98). V obeh primerih vrednosti standardnih odklonov nakazujejo na nizko razpršenost odgovorov. Velikost učinka je srednje velika (d = 0,63). Razlika med skupinama torej ni samo statistično značilna, temveč tudi vsebinsko smiselna. Kaže, da posamezniki, ki zaznavajo višjo stopnjo personalizacije komunikacije podjetja, poročajo o višji stopnji zadovoljstva z blagovno znamko. To nakazuje, da je zaznana personalizacija komunikacije povezana z bolj pozitivnim vrednotenjem blagovne znamke. Na sliki 7 so rezultati prikazani še grafično.

Slika 7: Zadovoljstvo glede na stopnjo zaznane personalizacije



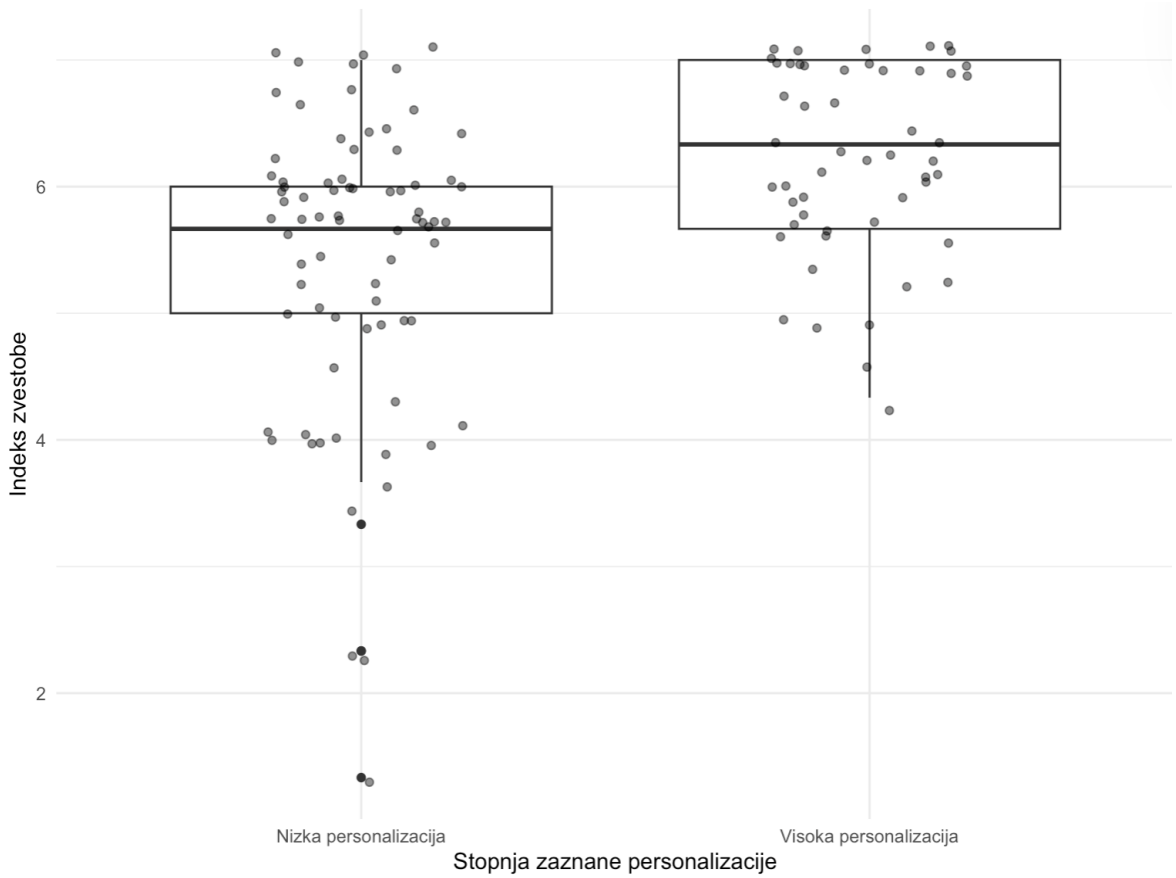
Vir: lastno delo.

Grafična predstavitev rezultatov kaže višjo stopnjo zadovoljstva pri skupini z višjo zaznano personalizacijo v primerjavi s skupino z nižjo zaznano personalizacijo. Prisotnost posamičnih osamelcev nakazuje na spremenljivost odgovorov, vendar ne vpliva na splošni trend, ki nakazuje pozitivno povezavo med personalizacijo in zadovoljstvom.

Prav tako je bil v drugem koraku uporabljen t-test za neodvisne vzorce, kjer je bila izvedena analiza razlik v zvestobi do blagovne znamke med skupinama z nižjo in višjo stopnjo zaznane personalizacije. Rezultati kažejo, da obstajajo statistično značilne razlike med skupinama ($t = 4{,}818$; $p < 0{,}001$).

Povprečna vrednost zvestobe je bila višja pri skupini z višjo zaznano stopnjo personalizacije (M = 6,23; SD = 0,73) v primerjavi s skupino z nižjo zaznano personalizacijo (M = 5,43; SD = 1,14). Standardni odklon v skupini z višjo zaznano personalizacijo je nižji kot pri skupini z nižjo zaznano personalizacijo. Velikost učinka je velika (d = 0,80). Razlika med skupinama je izrazitejša pri zvestobi. To pomeni, da je zaznana personalizacija povezana z dolgoročnimi vedenjskimi nameni porabnikov. Grafični prikaz rezultatov je razviden na sliki 8.

Slika 8: Zvestoba glede na stopnjo zaznane personalizacije



Vir: lastno delo.

Grafični prikaz kaže izrazite razlike v zvestobi med skupinama z različno stopnjo zaznane personalizacije. Skupina z višjo zaznano stopnjo personalizacije dosega višje vrednosti indeksa zvestobe kot skupina z nižjo stopnjo personalizacije. Prav tako so tukaj prisotni osamelci, ki ne vplivajo na statistično značilne razlike med skupinama.

Glede na rezultate vidimo, da je višje zaznana personalizacija trženja povezana z višjim zadovoljstvom. To vključuje priporočanje blagovne znamke znancem in namero ponovnega nakupa. Višja kot je zaznana personalizacija trženjske komunikacije, višje so povprečne vrednosti obeh spremenljivk. Na podlagi rezultatov zavrnemo ničelni hipotezi in hipotezi 4a in 4b potrdimo.

5.3 Primerjava rezultatov ankete z dejanskimi podatki FRESH 32

Za dodatno preverjanje ugotovitev iz empiričnega dela so bili uporabljeni tudi dejanski podatki podjetja FRESH 32. V nadaljevanju je podana primerjava oglaševanja njihovega Oral Care kita. V istem časovnem obdobju sta bili prižgani dve kampanji na platformi Meta. Prva kampanja je bila usmerjena v komunikacijo s poudarkom na izdelkih znotraj Oral Care kita. Druga kampanja je v osnovi oglaševala enake izdelke, vendar se je komunikacija osredotočala na posameznike s težavami z zobnim kamnom. Tako so bila besedila, kreative in pristajalna stran namenjene osebam, ki se spopadajo s specifično težavo. Rezultati kampanj so prikazani v tabeli 9.

Tabela 9: Primerjava rezultatov dveh kampanj Meta

	Proračun	**CTR**	**Click -> ATC**	**Click -> PUR**	**Nakupi**	**ROAS**	**CPP**
Brez personalizacije	1.606,86 €	0,88 %	3,0 %	1,2 %	37	1	45,75 €
S personalizacijo	4.095,21 €	1,05 %	5,1 %	2,0 %	132	1,5	31,02 €

Vir: lastno delo.

Rezultati v tabeli 9 kažejo, da obstaja pozitivna povezava med uporabo personalizacije v trženju in kazalniki uspešnosti. Pri tem je treba upoštevati, da sta imeli kampanji različen proračun, zato neposredna primerjava absolutnega števila nakupov ni povsem ustrezna. Tudi ostale kazalnike je treba interpretirati previdno, čeprav so manj neposredno povezani z višino proračuna. Pri kampanji z uporabo personalizirane komunikacije opazimo manjšo izboljšavo pri aktivni vključenosti porabnikov, kar je prikazano skozi delež klikov (CTR). Veliko razliko med kampanjama opazimo pri deležu oseb, ki so na oglas kliknile in se nato odločile izdelek dati v košarico (Click -> ATC). Pri kampanji brez uporabe personalizacije je bil ta delež 3,0 %, pri kampanji z uporabo personalizacije pa 5,1 %. Podoben vzorec opazimo tudi pri deležu porabnikov, ki so na oglas kliknili in se nato odločili za nakup (Click -> PUR). Prva kampanja ima vrednost 1,2 %, druga pa 2,0 %. Veliko razliko med kampanjama je opaziti pri ceni pridobljenega nakupa (angl. Cost Per Purchase – CPP), ki je pri kampanji z uporabljeno personalizacijo kar 14,73 evra nižji kot pri kampanji brez personalizacije. Dejanski podatki podjetja tako predstavljajo dodatno indikativno podporo ugotovitvam empiričnega dela.

Kljub ugodnejšim kazalnikom kampanje z uporabo personalizirane komunikacije rezultati kažejo, da personalizacija sama po sebi še ne zagotavlja dobičkonosnosti trženjskih aktivnosti. Kljub temu da je donosnost oglaševalskih sredstev (angl. Return On Advertising Spend – ROAS) pri uporabljeni personalizaciji 50 % višji kot pri kampanji, ki je direktno oglaševala izdelke, v specifičnem primeru ne dosega dobička.

Dobljene rezultate je smiselno interpretirati s pomočjo indeksa zaznane relevantnosti, ki ni bil uporabljen v kvantitativni analizi. Kampanja z uporabo personalizacije je temeljila na jasno opredeljenem problemu porabnikov ter jih v nadaljevanju vodila na vsebinsko prilagojeno pristajalno stran. To je povečalo ujemanje vsebine s potrebami porabnikov. Rezultati ankete so pokazali, da zaznana relevantnost ni enakomerna. Respondenti so bili za lažjo interpretacijo razdeljeni v skupino z relativno nizko in relativno visoko zaznano relevantnostjo. Gre za razdelitev, ki temelji na mediani, kar pomeni, da so respondenti z vrednostjo do mediane uvrščeni v skupino z relativno nižjo zaznano relevantnostjo. Rezultati kažejo, da 56,2 % respondentov komunikacijo zaznava kot relativno manj relevantno (n = 72), medtem ko jih 43,8 % zaznava kot relativno bolj relevantno (n = 56). En respondent je imel manjkajoče vrednosti, zato v analizo ni bil vključen. Pomembno je omeniti, da je mediana visoka, in sicer 5,25.

Ta razdvojenost je razvidna iz dejanskih podatkov podjetja. Ko je segment jasno definiran in se porabniki v komunikaciji najdejo, trženjska komunikacija dosega boljše rezultate. Povečanje deleža klikov, dodajanja izdelkov v košarico in delež ljudi, ki opravi nakup, kaže, da respondenti z višjo zaznano relevantnostjo izkazujejo pozitivnejše odzive na trženjsko komunikacijo.

Poleg tega rezultati kažejo, da personalizacija ni vedno učinkovita in je med drugim v veliki meri odvisna od ustreznosti izbranega segmenta. V podjetju so nam zaupali, da so med testiranjem nekajkrat prišli do situacij, ko personalizacija ni delovala dovolj dobro. V teh primerih so izpostavili svoje izdelke kot rešitev za problem, ki v Sloveniji nima dovolj velike ciljne skupine. Segment porabnikov s težavami z zobnim kamnom naj bi se bolje odzival na personalizirane vsebine kot posamezniki s krvavečimi dlesnimi. Na podlagi danih informacij lahko sklepamo, da rezultati nakazujejo pozitivno povezanost med uporabo personaliziranega trženja in učinkovitostjo trženjskih strategij podjetja.

6 DISKUSIJA

6.1 Povzetek ugotovitev

To podpoglavje služi diskusiji rezultatov raziskave, razvidnih v tabeli 10, v povezavi s teoretičnim delom in postavljenimi hipotezami. Cilj interpretacije rezultatov je boljše razumeti povezave personaliziranega trženja na rast prodaje podjetja FRESH 32, s poudarkom na posrednih vedenjskih dejavnikih. V tem delu so opisane praktične ugotovitve za uporabo personaliziranega trženja v panogi z izdelki za osebno nego.

Tabela 10: Analiza hipotez

Hipoteza	Opis	Sklep
H1	Višja zaznana stopnja personalizacije trženjske komunikacije podjetja FRESH 32 je povezana z višjo pogostostjo nakupov.	Podprta
H2	Višja stopnja zaupanja v uporabo osebnih podatkov pri podjetju FRESH 32 je povezana z večjo pripravljenostjo porabnikov za interakcijo s personalizirano trženjsko vsebino.	Podprta
H3	Višja stopnja zaupanja v uporabo osebnih podatkov je povezana z nižjo zaznano vsiljivostjo personalizirane trženjske komunikacije.	Podprta
H4a	Porabniki z višjo zaznano stopnjo personalizacije poročajo o višjem zadovoljstvu z blagovno znamko FRESH 32.	Podprta
H4b	Porabniki z višjo zaznano stopnjo personalizacije poročajo o višji zvestobi do blagovne znamke FRESH 32.	Podprta

Vir: lastno delo.

Rezultati raziskave nakazujejo, da ima personalizirano trženje pomembno vlogo pri oblikovanju vedenjskih odzivov porabnikov, kar je skladno z ugotovitvami iz teoretičnega dela. Poleg tega pa rezultati kažejo, da so učinki personalizacije odvisni od širšega konteksta in vplivov. Relativno visoka povprečna vrednost konstrukta zaznane personalizacije nakazuje, da respondenti v povprečju zaznavajo relativno visoko stopnjo personalizacije. Kljub temu pa razpršenost podatkov kaže, da je ne zaznavajo vsi enako, kar je lahko odvisno od interesov, pričakovanj, digitalnih navad ali odnosa do uporabe osebnih podatkov. Personalizacijo vidimo kot pomemben element trženjske komunikacije podjetja.

S prvo hipotezo je bila ugotovljena pozitivna povezava med zaznano stopnjo personalizacije in pogostostjo nakupov. Ugotovitev je skladna z raziskavo Maslowska in drugi (2016), ki ugotavljajo, da zaznana personalizacija povečuje pozornost in kognitivno obdelavo vsebin. To je posledica prepoznavanja personaliziranih elementov, ki se nanašajo nanje osebno. Posledično to dojemanje potencialno vodi do večje čustvene vključenosti ter pozitivnejšega odziva na komunikacijo podjetja.

Šibka povezanost med spremenljivkami kaže, da pogostost nakupov ni povezana zgolj s personalizacijo. Nakupno vedenje je zahtevno in odvisno od številnih drugih dejavnikov. Posledično lahko sklepamo, da personalizacija predstavlja pomemben dejavnik sodobnega trženja, vendar mora biti za višjo učinkovitost podprta z drugimi elementi (Bleier in Eisenbeiss (2015)).

Prav tako Bleier in Eisenbeiss (2015) ugotavljata, da personalizacija povečuje uporabnost oglasov in posledično pripravljenost za interakcijo. Ta predstavlja pomemben predpogoj za nadaljnje vedenjske odzive. Na drugi strani opozarjata, da je učinkovitost personalizacije močno odvisna od zaupanja, kar je bilo analizirano v nadaljevanju. Prav tako ugotavljajo

Aguirre in drugi (2015), da personalizacija običajno povečuje učinkovitost oglaševanja, ampak so ti učinki odvisni tudi od ostalih dejavnikov.

Rezultati druge hipoteze kažejo, da je višja stopnja zaupanja povezana z večjo pripravljenostjo za interakcijo s personalizirano komunikacijo. Konstrukt aktivne vključenosti ima najnižje povprečje z izjemo zaznane vsiljivosti, ki je bila merjena na obratni lestvici. Prav tako je pri konstruktu zabeležen najvišji standardni odklon, ki kaže, da so odzivi precej heterogeni. Medtem ko nekateri porabniki aktivno sodelujejo s trženjsko vsebino, drugi ostajajo pasivni. Rezultati kažejo, da personalizirana komunikacija v trženju do neke mere spodbuja aktivno vključenost, vendar ta med respondenti ni enotna. To lahko pomeni, da personalizacija sama ni dovolj za aktivno sodelovanje porabnikov, ampak mora biti podprta z drugimi elementi. Ugotovitev je skladna z raziskavo Martin in Murphy (2017). Avtorja ugotavljata, da zaupanje pozitivno vpliva na trženjske rezultate, vključno z deljenjem osebnih podatkov in interakcijo z vsebinami. Zaupanje tako deluje kot ključni element, ki zmanjšuje zaznano tveganje in posledično povečuje pripravljenost porabnikov za sodelovanje. Kot je bilo že prej omenjeno, Bleier in Eisenbeiss (2015) poudarjata, da v primeru nizkega zaupanja lahko enaki elementi personalizacije vzbudijo skrbi v povezavi z zasebnostjo in občutek manipulacije.

Poleg tega Gironda in Korgaonkar (2018) ugotavljata, da je zaupanje v deljenje osebnih podatkov pomemben dejavnik pri sprejemanju personaliziranega trženja. Ta se kaže v vedenjskih odzivih, kot je večje število klikov na vsebine in več nakupov. Podobno Cai in Mardani (2023) poudarjata, da zaznan nadzor nad zasebnostjo in transparentnost politik povečujeta zaupanje. To posledično vodi v pripravljenost porabnikov za sodelovanje s personaliziranimi vsebinami. Rezultati raziskave nakazujejo, da je zaupanje eden izmed dejavnikov, ki omogoča spremembo zaznane personalizacije v večjo pripravljenost posameznikov za sodelovanje s trženjskimi vsebinami.

Rezultati tretje hipoteze kažejo, da je višje zaupanje povezano z nižjo zaznano vsiljivostjo personalizirane komunikacije. Ugotovitev je skladna z obstoječimi raziskavami. Med njimi Aguirre in ostali (2015) omenjajo paradoks personalizacije, kjer porabniki na eno strani podpirajo relevantne vsebine, na drugi strani pa jih masovno zbiranje podatkov odvrača.

Rezultati raziskave nakazujejo, da zaupanje te negativne odzive zmanjšuje. Bleier in Eisenbeiss (2015) ugotavljata, da porabniki z višjo stopnjo zaupanja blagovnim znamkam vsebine dojemajo kot manj vsiljive kot tisti z nižjo stopnjo zaupanja. Prav tako Alzoubi in drugi (2025) opozarjajo na vpliv transparentnega ravnanja z osebnimi podatki na manjše zaznavanje vsiljivosti. Tudi Gironda in Korgaonkar (2018) ugotavljata, da zaznan nadzor nad zasebnostjo zmanjšuje zaznano vsiljivost. To vpliva na sprejemanje personaliziranih vsebin. Rezultati raziskave kažejo, da je zaupanje pomemben dejavnik pri zmanjševanju negativnih učinkov personalizacije. Razpršenost odgovorov znotraj raziskave iz ene skrajnosti v drugo potencialno namiguje na to, da zaupanje ni popolno. V povezavi s tem je ključnega pomena, da se ohranja odgovorno in transparentno ravnanje z osebnimi podatki.

Četrta hipoteza nakazuje, da porabniki z višjo zaznano stopnjo personalizacije poročajo o višjem zadovoljstvu in zvestobi do blagovne znamke. Ugotovitev je ponovno skladna z obstoječimi raziskavami, ki poudarjajo pomen personalizacije pri oblikovanju dolgoročnih odnosov s porabniki. Alzoubi in drugi (2025) ugotavljajo, da zaznana personalizacija pozitivno vpliva na zadovoljstvo porabnikov, saj ti čutijo, da podjetje razume njihove potrebe in želje. To posledično vodi v večjo zvestobo, saj se krepi povezanost z blagovno znamko.

Prav tako Lambillotte in drugi (2022) poudarjajo, da personalizacija vpliva na subjektivne izkušnje porabnikov. Te vključujejo zaznavo zadovoljstva in odnos do blagovne znamke. Čeprav ne obravnavajo zvestobe, raziskava nakazuje, da je personalizacija povezana s pozitivnimi porabniškimi izkušnjami. Tudi Kim in Han (2014) poudarjata, da personalizacija povečuje zaznano vrednost trženjskih vsebin. Vpliv je razviden skozi večjo informiranost, zabavnost in verodostojnost, kar je posredno povezano z zadovoljstvom in odnosom do blagovne znamke.

Rezultati raziskave kažejo, da je personalizirano trženje povezano z vedenjskimi odzivi porabnikov. Kljub temu ti učinki niso enakovredni in neposredni. Na podlagi literature je razvidno, da personalizacija deluje kot mehanizem, ki vpliva na relevantnost in uporabnost vsebin. Na drugi strani zaupanje deluje kot element, ki spodbuja ali zavira učinke personalizacije. Poleg tega rezultati kažejo, da je zaznana vsiljivost povezana z uspešnostjo personaliziranega trženja.

6.2 Priporočila za podjetje FRESH 32

Na podlagi kvantitativne analize in dejanskih podatkov podjetja FRESH 32 je mogoče oblikovati nekaj priporočil za nadaljnji razvoj trženjskih dejavnosti.

Rezultati kažejo, da je zaznana personalizacija pozitivno povezana s pogostostjo nakupov, zadovoljstvom in zvestobo porabnikov. Kljub temu je povezava s pogostostjo nakupov šibka, kar nakazuje na to, da personalizacija sama po sebi ne zadostuje za povečanje nakupnega vedenja. Posledično podjetju priporočamo, da uporabo personalizacije poveže z drugimi dejavniki, kot so ustrezna ponudba, cena, kakovost izdelkov in vsebinsko relevantnostjo komunikacije.

Rezultati kažejo, da je višja zaznana personalizacija povezana z višjim zadovoljstvom in zvestobo porabnikov. Dejanski primer Meta kampanj dodatno pojasnjuje, da lahko bolj prilagojena komunikacija pripelje do višje aktivne vključenosti za sodelovanje z vsebinami, kar se kaže preko klikov, dodajanja izdelkov v košarico in večjemu deležu nakupov. Posebno pozornost je smiselno nameniti segmentaciji porabnikov glede na njihove specifične težave in potrebe. Podjetju priporočam nadaljnji razvoj personaliziranih komunikacijskih pristopov, ki temeljijo na testiranju problemsko usmerjenih segmentov.

Pozornost je smiselno nameniti zmanjševanju občutka vsiljivosti. Čeprav respondenti komunikacije na zaznavajo kot pretirano vsiljive, so bile vrednosti standardnih odklonov najvišje, kar nakazuje na heterogena mnenja. Posledično personalizacija določeni skupini porabnikov sproži občutek poseganja v zasebnost. Podjetju priporočamo, da se izogibajo občutljivim sporočilom, ki bi dajala občutek, da podjetje o porabniku ve preveč. Personalizacija naj temelji predvsem na relevantnosti, uporabnosti in reševanju problemov.

Rezultati indeksa aktivne vključenosti kažejo, da je povprečje v primerjavi z ostalimi konstrukti nižje, odgovori pa so bolj razpršeni. Predlagamo testiranje vsebin, ki bi porabnike spodbudile k aktivnemu sodelovanju. To vključuje testiranje raznih besedil, kreativ, formatov in pristajalnih strani. Respondenti so najnižje ocenili trditev, da na podlagi komunikacije podjetja iščejo dodatne informacije. Predlagamo okrepitev uporabe izobraževalnih vsebin, ki bodo porabniku pomagale razumeti težavo in rešitev.

Rezultati ankete kažejo, da je prostor za izboljšavo pri zaznani relevantnosti vsebin. Priporočljivo je zagotoviti večjo vsebinsko usklajenost med besedili, kreativami in pristajalnimi stranmi. Porabniki se morajo v komunikaciji prepoznati. V skladu s tem mora vsebina naslavljati njihove dejanske potrebe.

Kot v podjetju trenutno načrtujejo, je smiselno trženjsko komunikacijo premakniti na nove kanale. Iz rezultatov ankete je razvidno, da respondenti podjetje najpogosteje zaznavajo preko e-maila, Facebooka in Instagrama. Na drugi strani je zaznavanje preko spletnih iskalnikov in TikToka nižja. Na takšen način bodo dosegli ciljno publiko. Poleg tega je smiselno povečati oglaševanje na spletnih iskalnikih (npr. Google). S slike 1 je razvidno, da jih majhen delež respondentov opazi med brskanjem po spletu. Tovrstno oglaševanje omogoča preprosto segmentiranje porabnikov glede na njihove potrebe in interese.

Na podlagi omenjenih priporočil lahko zaključimo, da ima podjetje FRESH 32 dobro zastavljene elemente personaliziranega trženja, vendar obstaja prostor za dodatno optimizacijo.

6.3 Omejitve in predlogi za nadaljnje raziskave

Čeprav raziskava omogoča dober vpogled v učinke personaliziranega trženja na rast prodaje v panogi osebnih izdelkov, obstaja nekaj omejitev. Prva je uporaba spletne ankete in razpošiljanje povezave do vprašalnika na elektronske naslove porabnikov blagovne znamke FRESH 32. Respondenti se lahko podcenijo ali precenijo pri odgovarjanju na vprašanja, ker želijo posredovati družbeno zaželene ali sprejemljive odgovore. Ker je bil vprašalnik razposlan najbolj aktivnim uporabnikom blagovne znamke, so odgovori bolj subjektivni. Predpostavimo lahko, da je njihovo zaupanje in sprejemanje personaliziranega trženja večje, kot če bi bil vprašalnik razposlan naključno. Posledično so lahko rezultati pozitivnejši, kot bi bili sicer. Čeprav so bile v vprašalniku uporabljene sedemstopenjske Likertove lestvice,

je merjenje latentnih spremenljivk včasih oteženo, saj jih težko merimo. Obstaja možnost, da vprašanja niso zajela zahtevnosti pojmov in so si jih respondenti razlagali različno.

Čeprav je raziskava namenjena razumevanju vpliva personaliziranega trženja na rast prodaje, je bila analiza izvedena preko vedenjskih vzorcev, ki lahko na rast prodaje vplivajo zgolj posredno. Poleg tega rezultatov ne moremo posplošiti na druga podjetja ali panoge. Raziskava temelji na neverjetnostnem vzorčenju, zato rezultatov ne moremo posploševati na celotno populacijo. V raziskavi so sodelovali posamezniki, ki so tesno povezani s podjetjem FRESH 32, tako obstaja možnost pristranskosti samoizbire. Narava uporabljenih statističnih analiz predpostavlja povezavo, ne pa vzročnost med spremenljivkami. Vredno je omeniti tudi časovno omejitev, saj je bilo zbiranje podatkov izvedeno v nekaj dneh. V raziskavo ni bila zajeta sprememba skozi čas.

Na podlagi rezultatov raziskave dodajamo predloge za nadaljnje raziskave. Prvi predlog je vključitev večjega in bolj raznolikega vzorca respondentov. Raziskava je bila omejena samo na Slovenijo, kjer je blagovna znamka bolj prepoznavna. V nadaljevanju bi v raziskavo morali dodati še respondente iz tujih držav, kjer podjetje deluje.

Nadaljnje raziskave bi lahko v primerjavo vključile podjetja znotraj iste ali drugačne panoge. Obstaja verjetnost, da je v tem primeru vpliv personaliziranega trženja drugačen. Poleg tega bi lahko raziskave poleg anketnih metod vključile tudi eksperimentalni pristop. Raziskovalci bi lahko primerjali odzive porabnikov na personalizirano in nepersonalizirano komunikacijo ter tako natančneje preverili dejanski vpliv personalizacije na vedenjske odzive porabnikov in prodajne rezultate. Poleg tega bi lahko izvedli daljšo raziskavo, kjer bi porabnike in njihovo zaznavo personalizacije spremljali skozi daljše obdobje in tako ugotovili spreminjanje zaznave personalizacije skozi čas.

7 SKLEP

Namen magistrskega dela je bil preučiti povezavo uporabe personaliziranega trženja na rast prodaje podjetja FRESH 32. Študija izhaja iz tega, da rast prodaje ni odvisna zgolj od trženjske strategije, temveč tudi od tega, kako se porabniki odzivajo na personalizacijo. Na podlagi tega se je rast prodaje posredno merila preko vedenjskih odzivov porabnikov, kot so zaznana personalizacija, zaupanje v uporabo osebnih podatkov, zaznana vsiljivost, relevantnost, aktivna vključenost, zadovoljstvo in zvestobo blagovni znamki.

V teoretičnem delu je obrazloženo, da je uporaba personaliziranega trženja pomembna za ciljno nagovarjanje porabnikov. Kljub temu pa učinkovitost personalizacije ni vedno pozitivna in je odvisna od širšega konteksta. Pomembna je stopnja zaupanja, transparentnost uporabe osebnih podatkov ter zaznana vsiljivost trženjskih vsebin. Ljudje v panogi izdelkov za osebno nego po navadi iščejo specifične izdelke, prilagojene njihovim željam in potrebam. Zato sta ustreznost in relevantnost komunikacije izjemnega pomena.

V empiričnem delu so bile ugotovljene povezave med obravnavanimi spremenljivkami, kar dodatno potrjuje izhodišče magistrskega dela. Ugotovljeno je bilo, da je višja zaznana stopnja personalizacije povezana z večjo pogostostjo nakupov. Prav tako je višja stopnja zaupanja povezana z večjo pripravljenostjo za interakcijo z vsebinami ter nižjo zaznano vsiljivostjo trženjskih vsebin. Ugotovljeno je bilo tudi, da porabniki z višjo zaznano stopnjo personalizacije poročajo o višjem zadovoljstvu in zvestobi blagovni znamki FRESH 32. Rezultati kažejo, da uporaba personalizacije v trženju ni povezana zgolj s trenutnimi vedenjskimi odzivi, temveč tudi z dolgoročnim odnosom porabnika do blagovne znamke.

Pomembna ugotovitev je, da personalizacija sama po sebi ni dovolj. Za učinkovito delovanje potrebuje vsaj še zaupanje porabnikov v transparentno zbiranje in uporabo osebnih podatkov. Za uspešno uporabo personalizacije v trženju je potrebno razmerje med relevantnostjo vsebin in spoštovanjem zasebnosti porabnikov. Tukaj se kaže glavni prispevek raziskave, ki učinek personaliziranega trženja na rast prodaje analizira preko vedenjskih vzorcev in odzivov porabnikov.

Dejanski podatki podjetja FRESH 32 dodatno podprejo rezultate raziskave. Izkazalo se je, da lahko personalizirano trženje pozitivno vpliva na učinkovitost trženjskih strategij. Poleg tega rezultati nakazujejo, da personalizacija sama po sebi ne zagotavlja dobičkonosnosti kampanj. Učinkovitost je odvisna od ustreznosti izbranega segmenta in zaznane relevantnosti komunikacije. V predstavljenem primeru, kjer se porabniki v trženjski komunikaciji najdejo, so odzivi boljši. S tem se potrjuje pomen ujemanja med potrebami porabnikov in trženjsko komunikacijo.

Magistrsko delo služi za boljše razumevanje povezave personaliziranega trženja z rastjo prodaje v panogi izdelkov za osebno nego. Poleg tega predstavlja osnovo za nadaljnje raziskovanje in uporabo ugotovitev v podjetju FRESH 32. Kljub omejitvam raziskave rezultati kažejo, da je ustrezno zasnovano personalizirano trženje posredno povezano z rastjo prodaje podjetja.

SEZNAM KLJUČNE LITERATURE

1. Aguirre, E., Mahr, D., Grewal, D., de Ruyter, K. in Wetzels, M. (2015). Unraveling the personalization paradox: The effect of information collection and trust-building strategies on online advertisement effectiveness. *Journal of Retailing, 91*(1), 34–49. https://doi.org/10.1016/j.jretai.2014.09.005
2. Alzoubi, H. M., Shameem, B., Mushtaq, S., Al Kurdi, B., Joghee, S. in Hamadneh, S. (2025). Unveiling the role of artificial intelligence navigating personalized content marketing, customer engagement, and commitment with data transparency and security. *International Review of Management and Marketing, 15*(2), 343–355. https://doi.org/10.32479/irmm.18499

3. Bleier, A. in Eisenbeiss, M. (2015). The importance of trust for personalized online advertising. *Journal of Retailing, 91*(3), 390–409. https://doi.org/10.1016/j.jretai.2015.04.001
4. Gironda, J. T. in Korgaonkar, P. K. (2018). iSpy? Tailored versus invasive ads and consumers' perceptions of personalized advertising. *Electronic Commerce Research and Applications, 29,* 64–77. https://doi.org/10.1016/j.elerap.2018.03.007
5. Maslowska, E., Smit, E. G. in van den Putte, B. (2016). It Is All in the Name: A Study of Consumers' Responses to Personalized Communication. *Journal of Interactive Advertising, 16*(1), 74–85. https://doi.org/10.1080/15252019.2016.1161568

LITERATURA IN VIRI

1. Agrawal, A. in Gupta, A. (2020). Exploring the factors influencing the choice of oral care products: A review on personalized approach. *International Journal of Oral and Dental Health, 6*(2), Article 109. https://doi.org/10.23937/2469-5734/151010
2. Balaji, S., Guleria, N. in Ramasubramanian, C. (2025). Effects of consumers perceived value on purchase intentions in personal care products. *International Journal of Scientific Research in Science and Technology, 12*(5), 42–48. https://doi.org/10.32628/IJSRST2513112
3. Burke, R. (2002). Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction, 12*(4), 331–370. https://doi.org/10.1023/A:1021240730564
4. Cai, H. in Mardani, A. (2023). Research on the impact of consumer privacy and intelligent personalization technology on purchase resistance. *Journal of Business Research, 161,* 113811. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.113811
5. Chandra, P., Verma, S., Lim, W. M., Kumar, S. in Donthu, N. (2022). Psychology and marketing:Personalization in personalized marketing: Trends and ways forward. *Journal of Marketing Analytics, 10*(2), 153–170. https://doi.org/10.1002/mar.21670
6. De Keyzer, F., Dens, N. in De Pelsmacker, P. (2022). Let's get personal: Which elements elicit perceived personalization in social media advertising? *Electronic Commerce Research and Applications, 55,* Article 101183. https://doi.org/10.1016/j.elerap.2022.101183
7. European Commission. (brez datuma). *EU data protection rules.* https://commission.europa.eu/law/law-topic/data-protection/legal-framework-eu-data-protection_en
8. Hayes, J. L., Brinson, N. H., Bott, G. J., Moeller, C. M. in Applequist, J. (2021). The influence of consumer–brand relationship on the personalized advertising privacy calculus in social media. *Journal of Interactive Marketing, 55,* 16–30. https://doi.org/10.1016/j.intmar.2021.01.001
9. Kim, Y. J. in Han, J. (2014). Why smartphone advertising attracts customers: A model of Web advertising, flow, and personalization. *Computers in Human Behavior, 33,* 256–269. https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.01.015

10. Kotler, P. in Armstrong, G. (2018). Principles of marketing (7. izd.). Pearson Education.
11. Kuehnl, C., Weidig, J. in Kuehnl, C. (2024). Personalised touch points and customer experience. *Journal of Business Research, 177,* 114641. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114641
12. Lambillotte, L., Magrofuoco, N., Poncin, I. in Vanderdonckt, J. (2022). Enhancing playful customer experience with personalization. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 68, 103017. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103017
13. Lops, P., de Gemmis, M. in Semeraro, G. (2011). Content-based recommender systems: State of the art and trends. V F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira in P. B. Kantor (ur.), *Recommender systems handbook* (str. 73–105). Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_3
14. Ma, Y. (2024). Research on Personalized Marketing Strategy of Financial Products Based on Big Data. *SHS Web of Conferences, 200,* 01014. https://doi.org/10.1051/shsconf/202420001014
15. Martin, K. D. in Murphy, P. E. (2017). The role of data privacy in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science, 45*(1), 135–155. https://doi.org/10.1007/s11747-016-0495-4
16. Suphasomboon, T. in Vassanadumrongdee, S. (2022). Toward sustainable consumption. *Sustainable Production and Consumption, 33,* 230–243. https://doi.org/10.1016/j.spc.2022.07.004
17. Su, X. in Khoshgoftaar, T. M. (2009). A survey of collaborative filtering techniques. *Advances in Artificial Intelligence, 2009*(1), Article 421425. https://doi.org/10.1155/2009/421425
18. Sun, B. (2025). Data-driven personalized marketing strategy optimization based on user behavior modeling and predictive analytics: Sustainable market segmentation and targeting. *Plos One, 20*(7), e0328151. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0328151
19. Statistični urad Republike Slovenije – SURS. (2024). *Pojasnila k standardni klasifikaciji dejavnosti – SKD 2025.* https://www.stat.si/StatWeb/File/DocSysFile/13891/Pojasnila_k_standardni_klasifikaciji_dejavnosti_SKD_2025_delovna_razlicica.pdf
20. Tarifi, N. I. A. in Bakhsh, R. A. (2024). The effectiveness of personalized marketing strategies on consumer engagement and loyalty (Evidence from KSA). *International Journal of Research and Studies Publishing, 5*(56), 283–302. https://doi.org/10.52133/ijrsp.v5.56.11
21. Wong, A. N. in Raheem, M. (2020). An appraisal on the methods and techniques of recommender models for personalised marketing campaigns. *Journal of Physics: Conference Series, 1712*(1), 012043. https://doi.org/10.1088/1742-6596/1712/1/012043
22. Zhang, W., Li, D., Liang, C., Zhou, F., Zhang, Z., Wang, X., Li, R., Zhou, Y., Huang, Y., Liang, D., Wang, K., Wang, Z., Chen, Z., Wu, F., Chen, M., Li, H., Wu, Y., Shu, Z., Yuan, M. in Reddy, S. (2024). Scaling user modeling: Large-scale online user representations for ads personalization in Meta. V *Companion Proceedings of the ACM Web Conference 2024* (str. 47–55). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3589335.3648301

PRILOGE

Priloga 1: Vprašalnik

Pozdravljeni,

sem Maja Ravbar in zaključujem magistrski študij na Ekonomski fakulteti v Ljubljani. V okviru magistrskega dela izvajam raziskavo o zaznavanju personaliziranega trženja podjetja FRESH 32, zato vas vabim k sodelovanju v kratkem vprašalniku.

Vprašalnik je popolnoma anonimen, zbrani podatki pa bodo uporabljeni izključno za namene empirične raziskave. Reševanje vam bo vzelo približno 3–4 minute.

Za vaš čas in sodelovanje se vam že vnaprej iskreno zahvaljujem.

Q1. Ali poznate blagovno znamko FRESH 32?

- Da.
- Ne. → demografska vprašanja

Q2. Ali ste v zadnjih 12 mesecih zasledili komunikacijo FRESH 32 (npr. e-mail, oglasi, socialna omrežja, spletna stran)?

- Da.
- Ne. → deomgrafska vprašanja

Q3. Označite, v kolikšni meri se strinjate z navedenimi trditvami glede zaznane personalizacije (1 – sploh se ne strinjam, 7 – povsem se strinjam).

- Pri komunikaciji FRESH 32 sem imel/a občutek, da sem osebno nagovorjen/a.
- Pri komunikaciji FRESH 32 sem opazil/a osebne elemente (npr. ime, priporočila, vsebine "zame").
- Komunikacija FRESH 32 je delovala, kot da je namenjena meni.
- Pri komunikaciji FRESH 32 sem se prepoznal/a v skupini, ki ji je bila namenjena.

Q4. Kolikokrat ste v zadnjih 12 mesecih kupili izdelek(e) FRESH 32?

- 0 (nisem kupil/a).
- 1-krat
- 2–3-krat
- 4–6-krat
- 7-krat ali več

Q5. Označite, v kolikšni meri se strinjate z navedenimi trditvami glede zaupanja v uporabo osebnih podatkov (1 – sploh se ne strinjam, 7 – povsem se strinjam).

- FRESH 32 zaupam, da moje osebne podatke uporablja odgovorno.

- FRESH 32 zaupam, da moje osebne podatke uporablja na način, ki je v mojem interesu.
- Pri deljenju osebnih podatkov s FRESH 32 se počutim varno.

Q6. V tem sklopu razmišljajte o personaliziranih oglasih in vsebinah, ki ste jih zasledili pri FRESH 32. Označite, v kolikšni meri se strinjate z navedenimi trditvami glede zaznane vsiljivosti oziroma poseganja v zasebnost. (1 – sploh se ne strinjam, 7 – povsem se strinjam).

- Personalizirano oglaševanje posega v mojo zasebnost.
- Zaradi personaliziranega oglaševanja imam občutek, da so moji osebni podatki izpostavljeni.
- Personalizirano oglaševanje pomeni vdor v zasebnost potrošnikov.
- Personalizirano oglaševanje krši pravice potrošnikov do zasebnosti.
- Personalizirano oglaševanje mi povzroča nelagodje.

Q7. V naslednjih trditvah razmišljajte o personaliziranih vsebinah FRESH 32 (npr. e-maili, priporočila izdelkov, oglasi). Ocenite, v kolikšni meri se strinjate (1 – sploh se ne strinjam, 7 – povsem se strinjam).

- Personalizirane vsebine FRESH 32 mi pomagajo pri iskanju ustreznih izdelkov.
- Personalizirane vsebine FRESH 32 mi olajšajo odločanje o nakupu.
- Personalizirane vsebine FRESH 32 mi prihranijo čas pri iskanju informacij.
- Personalizirane vsebine FRESH 32 so zame relevantne.

Q8. V naslednjih trditvah ocenite, kako se običajno odzivate na komunikacijo in vsebine FRESH 32 (npr. oglase, e-maile, priporočila izdelkov). Označite, v kolikšni meri se strinjate z navedenimi trditvami (1 = sploh se ne strinjam, 7 = se popolnoma strinjam).

- Ko vidim vsebino/oglas FRESH 32, pogosteje kliknem ali odprem povezavo.
- Vsebine FRESH 32 me pogosto spodbudijo, da si ogledam izdelek(e).
- Zaradi vsebin FRESH 32 pogosteje poiščem dodatne informacije.

Q9. V naslednjih trditvah ocenite svoje splošno zadovoljstvo z blagovno znamko FRESH 32. Označite, v kolikšni meri se strinjate z navedenimi trditvami (1 = sploh se ne strinjam, 7 = se popolnoma strinjam).

- Na splošno sem zadovoljen/na z blagovno znamko FRESH 32.
- FRESH 32 izpolni moja pričakovanja.
- Moje izkušnje z izdelki FRESH 32 so pozitivne.

Q10. V naslednjih trditvah ocenite svojo namero nadaljnjega sodelovanja z blagovno znamko FRESH 32. Označite, v kolikšni meri se strinjate z navedenimi trditvami (1 = sploh se ne strinjam, 7 = se popolnoma strinjam).

- FRESH 32 bi priporočil/a prijateljem ali družini.
- Verjetno bom v prihodnje ponovno kupil/a pri FRESH 32.
- FRESH 32 bi izbral/a tudi, če bi imel/a na voljo podobne alternative.

Q11. Kje ste v zadnjih 12 mesecih zasledili komunikacijo FRESH 32? (označite vse, kar velja)

- E-mail.
- Instagram.
- Facebook.
- TikTok.
- Google/iskanje.
- Spletna stran FRESH 32.
- Drugo: ____
- Ne vem / ne opazim.

Q12. Spol

- Moški.
- Ženska.
- Drugo.
- Ne želim odgovoriti.

Q13. Koliko ste stari? ____

Q14. Kakšen je vaš približni mesečni neto osebni dohodek?

- Do 1.000 €.
- 1.001–2.000 €.
- 2.001–3.000 €.
- 3.001–4.000 €.
- Nad 4.000 €.
- Ne želim odgovoriti.

Priloga 2: Opisna statistika konstrukta (izpis iz programa RStudio)

```
> describe(Podatki_analiza_FINAL[, c("PP", "TRUST", "INTRUS", "RELEVANTNOST", "ENG", "SAT", "LOY")])
             vars   n mean   sd median trimmed  mad  min max range  skew kurtosis   se
PP              1 129 5.19 1.25   5.50    5.28 1.11 2.00   7  5.00 -0.63    -0.36 0.11
TRUST           2 129 5.60 1.08   6.00    5.71 0.49 1.00   7  6.00 -1.33     2.21 0.09
INTRUS          3 128 3.30 1.48   3.20    3.22 1.78 1.00   7  6.00  0.44    -0.65 0.13
RELEVANTNOST    4 128 4.87 1.35   5.25    4.99 1.11 1.00   7  6.00 -0.84     0.28 0.12
ENG             5 128 4.47 1.58   4.67    4.56 1.98 1.00   7  6.00 -0.53    -0.68 0.14
SAT             6 128 6.04 0.93   6.00    6.18 0.99 3.00   7  4.00 -1.15     1.15 0.08
LOY             7 128 5.76 1.07   6.00    5.88 0.99 1.33   7  5.67 -1.28     2.30 0.09
```

Priloga 3: Računanje Spearmanovega koeficienta korelacije za hipotezo 1

```
HIPOTEZA 1
====================


        Spearman's rank correlation rho

data:  Podatki_analiza_FINAL$PP and Podatki_analiza_FINAL$Q4
S = 282949, p-value = 0.01739
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
      rho
0.2091108
```

Priloga 4: Računanje Spearmanovega koeficienta korelacije in linearne regresija za hipotezo 2

```
HIPOTEZA 2
====================

KORELACIJA:

        Spearman's rank correlation rho

data:  Podatki_analiza_FINAL$TRUST and Podatki_analiza_FINAL$ENG
S = 233462, p-value = 0.0001288
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
      rho
0.3320194


REGRESIJA:

Call:
lm(formula = ENG ~ TRUST, data = Podatki_analiza_FINAL)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-4.1501 -0.9957  0.3131  1.3376  2.4757

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   1.7359     0.7004   2.478  0.01452 *
TRUST         0.4878     0.1229   3.969  0.00012 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 1.495 on 126 degrees of freedom
  (1 observation deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.1111,    Adjusted R-squared:  0.1041
F-statistic: 15.76 on 1 and 126 DF,  p-value: 0.0001203
```

Priloga 5: Računanje Spearmanovega koeficienta korelacije in linearne regresija za hipotezo 3

```
HIPOTEZA 3
====================

KORELACIJA:

        Spearman's rank correlation rho

data:  Podatki_analiza_FINAL$TRUST and Podatki_analiza_FINAL$INTRUS
S = 498707, p-value = 5.033e-07
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
       rho
-0.4268997


REGRESIJA:

Call:
lm(formula = INTRUS ~ TRUST, data = Podatki_analiza_FINAL)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-4.5156 -1.1074 -0.2101  0.8926  4.3742

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   5.9972     0.6500   9.226 8.33e-16 ***
TRUST        -0.4816     0.1140  -4.224 4.57e-05 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 1.388 on 126 degrees of freedom
  (1 observation deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.124,     Adjusted R-squared:  0.1171
F-statistic: 17.84 on 1 and 126 DF,  p-value: 4.571e-05
```

Priloga 6: Razvrščanje v skupino in izvedba t-testov za zadovoljstvo in zvestobo za hipotezo 4

```
HIPOTEZA 4
====================

PORAZDELITEV SKUPIN:

high  low
  53   76

T-TEST ZA SAT:

        Welch Two Sample t-test

data:  SAT by PP_group
t = 3.684, df = 124.37, p-value = 0.0003411
alternative hypothesis: true difference in means between group high and group low is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 0.2598681 0.8632763
sample estimates:
mean in group high  mean in group low
          6.368590           5.807018


T-TEST ZA LOY:

        Welch Two Sample t-test

data:  LOY by PP_group
t = 4.8176, df = 125.46, p-value = 4.113e-06
alternative hypothesis: true difference in means between group high and group low is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 0.469332 1.123785
sample estimates:
mean in group high  mean in group low
          6.230769           5.434211
```

```
> aggregate(SAT ~ PP_group, data = Podatki_z_indeksi_clean,
+           FUN = function(x) c(M = mean(x), SD = sd(x)))
  PP_group     SAT.M    SAT.SD
1     high 6.3685897 0.7463320
2      low 5.8070175 0.9756489
> aggregate(LOY ~ PP_group, data = Podatki_z_indeksi_clean,
+           FUN = function(x) c(M = mean(x), SD = sd(x)))
  PP_group    LOY.M   LOY.SD
1     high 6.230769 0.727722
2      low 5.434211 1.141824
>
```

```
> cohen.d(SAT ~ PP_group, data = Podatki_z_indeksi_clean)

Cohen's d

d estimate: 0.6309964 (medium)
95 percent confidence interval:
    lower     upper
0.2663931 0.9955998

> cohen.d(LOY ~ PP_group, data = Podatki_z_indeksi_clean)

Cohen's d

d estimate: 0.8004089 (large)
95 percent confidence interval:
    lower     upper
0.4307532 1.1700647
```