

TARTU ÜLIKOOL

Pärnu kolledž

Ettevõtluse osakond

Terje Ennomäe

**TURUNDUSPAKKUMISTE EDUKUS TULENEVALT
KLIENDI VARASEMAST MEELESTATUSEST
KLIENDITEENINDUSES EUROOPA
TELEKOMIETTEVÕTTE NÄITEL**

Magistritöö

Juhendaja: Andres Kuusik, PhD

Pärnu 2019

Soovitan suunata kaitsmisele

(juhendaja allkiri)

Kaitsmisele lubatud “ “ a.

TÜ Pärnu kolledži ettevõtluse osakonna juhataja

.....

(osakonna juhataja nimi ja allkiri)

Olen koostanud töö iseseisvalt. Kõik töö koostamisel kasutatud teiste autorite tööd, põhimõttelised seisukohad, kirjandusallikatest ja mujalt pärinevad andmed on viidatud.

.....

(töö autori allkiri)

Lühikokkuvõte	4
Sissejuhatus	5
Meelestatuse roll ostuotsuse kujunemisel	7
Meelestatuse automaatne hindamine	10
Uuringu metoodika	12
Uuringu tulemused	17
Arutelu	18
Piirangud	21
Kokkuvõte	23
Summary	24
Viidatud allikad	26

Lühikokkuvõte

Klienditeeninduses tekkinud meelestatuse mõju hilisemale ostukäitumisele on vähe uuritud, seetõttu pole ka teada, kuidas klienditeeninduse situatsioonis saadud meelestatus mõjutab hilisemat ostukäitumist. Artikli eesmärgiks on selgitada välja, millisel määral kliendi meelestatus teenindussituatsioonis mõjutab turunduspakkumise edukust. Autor kasutab Euroopa telekomiettevõtte klienditeeninduse kõnesid (st kõne transkriptsioone) koos läbiviidud turunduskampaania andmetega. Uuring näitab, et klienditeeninduse kõne positiivne meelestatus toob kaasa 78% võrra suurema ostu tõenäosuse. Seega on meelestatuse mõõtmine klienditeeninduse kõnedes vajalik, et tõsta turunduspakkumiste tulemuslikkust. Uuring rõhutab vajadust pakkuda olemasolevale kliendile väga head klienditeenindust, sest see mõjutab hilisemat ostukäitumist. Samuti antakse töös soovitusel turunduskampaaniate läbiviimise protsessi muutmiseks, et võtta arvesse klientide varasemas teenindussituatsioonis saadud meelestatus.

Keywords: sentiment analysis, language technology, buying behaviour, marketing performance

Sissejuhatus

Tarbijate ostuotsused on keeruka protsessi tulemused ning otsustusprotsessi uuringutega tegelevad mitmed distsipliinid - nii turundus, sotsioloogia, psühholoogia. Peamiselt uuritakse, mis mõjutab tarbija otsust osta, kuidas ja kuna tekkisid tõuked ostu suunas ning kuidas tekib ostuvalmidus.

Ettevõtete turundustegevused sh reklaamid, tegutsevad suurema tulemuslikkuse suunas: kulude vähendamine teenuse edastamisel ning suurema väärtuse loomine kliendile (Sheth, 2002). Mida enam näevad tarbijad reklaame, seda keerulisem on turundajatel jõuda turundustegevuse kõrge tulemuslikkuseni. Leidlikkus, uudsed kanalid, innovaatilised lahendused viivad küll paremate tulemusteni, kuid siiski on vaja rohkem mõista tarbijat ja tarbija käitumist mõjutavaid asjaolusid.

Viimase 20-30 aasta jooksul on raadio, televisiooni ning trükimeedia kõrvale kerkinud paljud teised turunduskanalid, mille kaudu tarbijaid mõjutatakse. Loodud visuaalid, videod, sõnumid ja teatised jõuavad tarbijateni nii avalikus ruumis (nt ühistranspordis, kaubanduskeskustes) kui ka sotsiaalmeedia kontodel, samuti SMS'i, emaili ja posti teel. Uuring toob välja, et keskmine ameeriklane näeb päeva jooksul 4 000 - 10 000 reklaami (Simpson, 2017). Reklaamitööstuse maht Euroopas oli 2015 aastal 100 miljonit eurot (Statista, 2016), ning konsultatsiooniettevõtte Dentsu Aegis prognoosib ettevõtete reklaamieelarvete kasvu 2019 aastal 5% (Handley, 2018). Reklaamide mahu kasv survestab ettevõtteid, et leida loovaid ja nutikaid lahendusi, et tarbija märkaks toodet või teenust.

Ettevõtted panustavad kliendikogemuse juhtimisel emotsioonide loomisele, pikaajalisele kliendisuhetele ning rahulolu kasvule (Seng, Ang, 2018). Kuigi seosed kliendi rahulolu ja kliendi jäämise (*retention*) vahel ei ole veel lõplikult selged, on uurimused jõudnud tulemuseni, et suurem kliendi rahulolu viib kõrgema kliendihoidmise määrani (Hansemark, Albinson, 2004), lojaaluse kasvuni (Flinta, Blocker, Boutin, 2011) ning ettevõtte konkurentsivõime kasvuni (Seng, Ang, 2018).

Tervikliku kliendikogemuse loovad kliendile kõik teenindussituatsioonid ja kokkupuutepunktid ettevõtte toodete, teenuste, kanalite ja töötajatega. Kokkupuutepunktides tekkinud andmed sisaldavad viiteid kliendi poolt saadud kogemusele. Samas, tekkinud andmed on tihti struktureerimata (kõne, tekst, pilt, video) ning nende kasutamine äriliste

otsuste tegemiseks alles kogub hoogu. Igast interaktsioonist jääb jälg (kõnesalvestus, emaili vestlus, chati logi, jne), mida saab analüüsida ning kasutada ettevõttes otsuste tegemiseks. Viimaste aastate jooksul on tehnoloogia areng viinud selleni, et saab analüüsida iga klienditeeninduse situatsioonis tekkinud struktureerimata andmehulka kliendikogemuse hindamiseks. Näiteks on võimalik automaatselt hinnata kliendikõnesid meelestatuse skaalal (positiivne, negatiivne). Kõnesalvestuste igapäevane analüüs võimaldab luua uudseid lahendusi turundustegevuste ajastamiseks ja personaliseerimiseks just siis, kui klient on saanud positiivse kogemuse. Selle tulemusena on võimalik suurendada turunduse tulemuslikkust vaatamata konkureerivate reklaamide mahu kasvule.

Artikli teema on valitud põhjusel, et turunduspakkumiste edukuse kasv on üha olulisem, et tagada äride jätkusuutlikkus ning võimekus teenida kasumit. Järjest suurenev konkurents, globaliseerumine ning automatiseerimine viivad teenused sarnasemaks ning tarbijatel on suurem võimalus valida.

Meelestatuse analüüsi aluseks on loomuliku keeletötluse (*Natural Language Processing*) areng ning praktiline kasutus suurte tekstimahtudega. Meelestatuse analüüs on automatiseeritud protsess, mille käigus tuvastatakse teksti looja meelestatus (Vohra, Teraiya, 2013).

Käesoleva magistritöö eesmärgiks on selgitada välja, millisel määral kliendi meelestatus teenindussituatsioonis mõjutab turunduspakkumise edukust. Selle eesmärgi saavutamiseks on seatud alljärgnevad uurimisülesanded:

1. Anda ülevaade meelestatuse mõju teoreetilisest käsitlusest klientide ostuotsuse tegemisel;
2. Hinnata, mil määral saab masinõppe mudelite alusel meelestatust tuvastada;
3. Viia läbi analüüs klienditeeninduse kõnede ja turunduspakkumiste baasil;
4. Hinnata meelestatuse mõju hilisemale ostukäitumisele;
5. Uuringu tulemustele tuginedes teha järeldused ning neist lähtuvalt tuua välja ettepanekuid turundustegevuste tõhustamiseks.

Käesolevas uurimuses esitatakse teoreetiline taust meelestatuse ja ostuotsuse seoste kohta. Seoste olemasolul on võimalik turunduspakkumiste tulemuslikkust ette prognoosida. Uurimuses tuvastatakse klienditeeninduses kõne jooksul tekkinud meelestatuse automaatse hindamise võimalused ning leitakse võimalikud seosed ostuotsuse tegemisega. Käesolev uurimus on piiritletud ostuotsuse kujunemise meelestatuse aspektiga (st ei uurita majanduslikke, sotsiaalseid, jne aspekte).

Uuring viiakse läbi klienditeeninduse kõnedega, milles määratakse automaatselt klientide meelestatus ja võrreldakse turunduspakkumise edukusega. Uurimus näitab kõnede automaatse meelestatuse hindamise võimalikkust ning turunduspakkumise tulemuslikkuse tõstmise võimalusi.

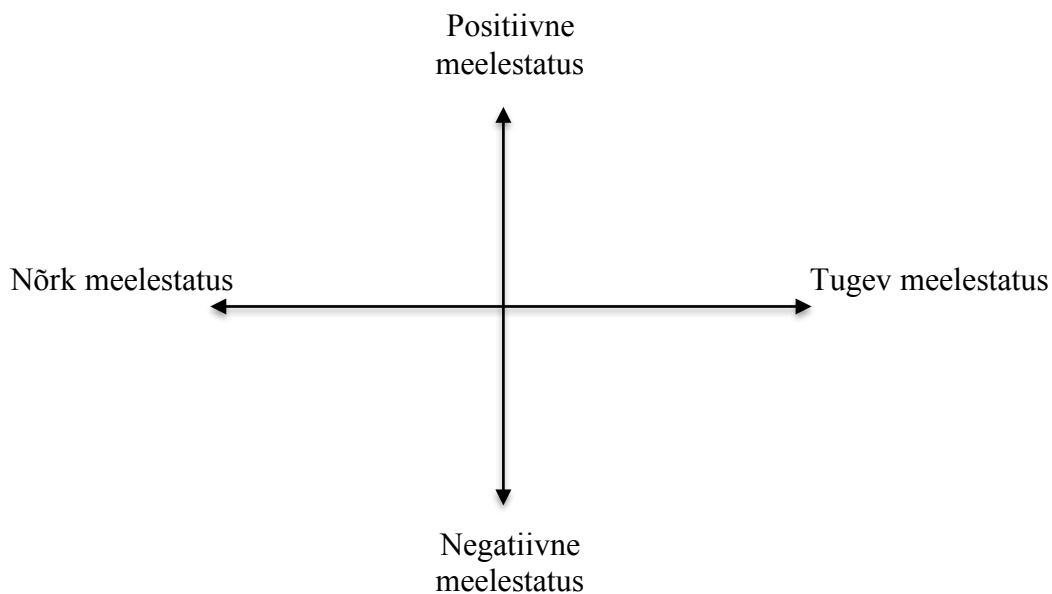
Varasemad uuringud meelestatuse tuvastamisel on tehtud avalikult kättesaadavate andmetega nagu sotsiaalmeedia postitused, kommentaarid foorumites, toote tagasiside veebilehed, jne. Klienditeeninduskõnede ja hilisema turunduspakkumise tulemuslikkuse vahelisi uuringuid kirjanduses ei leidu. Seetõttu teeb autor esimese sammu, et leida seoseid klienditeeninduses tekkinud meelestatuse ja ostuotsuse vahel.

Meelestatuse roll ostuotsuse kujunemisel

Kui Jacoby 1976 aastal kirjutas, et tarbija käitumine on seotud asja omandamise, tarbimise, kaupade paigutuse ja ideede presenteerimisega (Jacoby, 1976), siis peab arvestama tolle aja olukorraga. Tarbijale saigi meelepäraseks kõik, mida ta nägi kaupluses. Hilisemad uuringud tõid sisse ka tunnete ja meelestatuse aspekti, mis sai järjest olulisemaks ostuotsuse mõjutajaks (Bernett, 1995). Galalae ja Voicu (2013) kirjutavad, et kui 1980-ndate aastateni käsitleti ostukäitumist kui suletud ja kindaksmääratud faktide komplekti, siis hilisemad käsitlused lisavad ostmise ja tarbimise faktile veel midagi väljaspool olevat. Nad leiavad, et ostuotsuse algust mõjutavad vähem ilmsed ja varjatud protsessid, näiteks keskkonnasäästlikkus ja sotsiaalne määratlemine.

Ostukäitumise uuringuid on tehtud kaupluses, kus ostu motivatsiooni hinnatakse poe atmosfäärist lähtuvalt (Budisantoso, 2006) või ka kauba paigutuse, kaupluse inventuuri või kaupluses viibitud aja põhjal (Yoo, Park, MacInnis, 1998). Toomel (2015) käsitleb meelestatuse mõju tarbimisele süvamuusika kontserdipiletite ostmisel ning toob välja, et

meelestatus on positiivne neil juhtudel, kui reklaamis on kasutatud esineja pilti ning tuttavaid tuntud kohti. Samas ei ole Toomel oma uuringus hinnanud, kas positiivne meelestatus on suurendanud ka ostuotsuse tõenäosust, uurija teeb ettepaneku seda täiendavalt uurida. Jensen ütles juba 1999, et materiaalsuse ajastu hakkab järjest enam asenduma emotsioonide ajastuga (Jensen, 1999). Inimeste ratsionaalne käitumine hakkab asenduma otsustega, kus rolli mängivad hetke nauding, positiivne tunne ning rahulolu. Uurijad lähevad veelgi kaugemale kliendi rahulolu mõõtmisest ning katsetavad klientide meelestatuse ja reklaami efektiivsuse seoseid leida. Wang on jõudnud tulemuseni, et kliendi rahuolu tekkimiseks on vajalik emotsionaalse väärtuse tunnetamine (2012). Hirschman ja Stern pakuvad välja mudeli, kus reklaamide efektiivsust uurides on vajalik meelestatuse klassifitseerimine valentsuseks (positiivne ja negatiivne) ning tugevuseks (tugev ja nõrk) nagu näidatud joonisel 1. Uurijad on leidnud, et positiivne meelestatus suurendab reklaami tulemuslikkust, kuid ka tarbija võimet infot töödelda ning asju meenutada. (Hirschman, Stern, 1999)

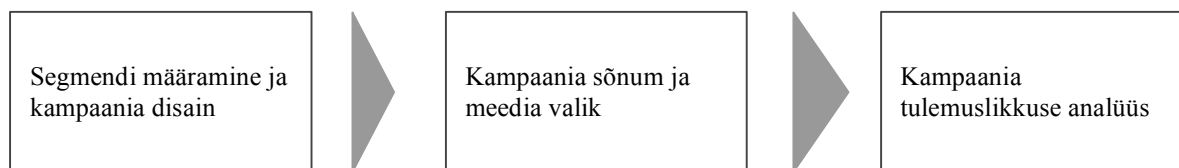


Joonis 1. Meelestatuse (valentsus) ja tugevuse seos (Hirschman ja Stern, 1999).

Ilmselt mõjutab kliendi meelestatus teenindussituatsioonis ka rahulolu või rahulolematust teenusepakkujaga, mistõttu saab prognoosida kliendi järgmist käitumist, näiteks kaebuse esitamist, kliendisuhete lõpetamist või toote tagastamist (Zeelenberg, Pieters, 2004). Seetõttu

on kliendi meelestatuse hindamine ettevõtte jaoks oluline nii kõrgema kliendi rahulolu saavutamise kui ka tulemuslikuma turunduse aspektist lähtuvalt.

Kliendi meelestatusega aga ei arvestata turundustegevustes (nt otsepakkumine, reklaam). Turunduspakkumised, mida ettevõtted oma klientidele teevad, lähtuvad peamiselt ettevõtte sisesest teguritest - uus teenus, kaup laos, finantsplaanid, organisatsiooni eesmärgid jne. Tihti on loodud kampaaniaplaan, milles on oma osa nn avalikul kampaanial ja ostepakkumistel. Neid otsepakkumisi saadetakse kliendile emailile, pannakse üles kliendi veebikontole (nt iseteeninduse keskkonda) või saadetakse sõnumina mobiilile. Turundustegevuse viimases etapis hinnatakse reklaami tulemuslikkust (vt Joonis2).



Joonis 2. Kampaania ettevalmistus ja turundustegevuste järjestus (Atkin ja Rice, 1998).

Kampaania ettevalmistamisel küll valitakse hoolikalt segment, kuid selle juurde ei kuulu meelestatuse analüüs. Kuid nagu Hirschman ja Stern oma uurimuses näitasid on teenindussituatsiooni meelestatusel oluline tähtsus reklaamide tulemuslikkuse hindamisel. Näiteks, kui klient on tellinud e-poest kauba ning otsib oma saadetist, helistades klienditeenindusse, siis kõne jooksul ta peab selgitama oma tellimuse detaile ja väljendama oma negatiivset meelestatust seoses paki mittesaabumisega. Samuti võib teisel kliendil olla erakordselt tore teenindus kõne jooksul, mil ta sai soovitud teenuse paketi vahetamiseks, mis sobib tema vajadustega paremini. Mõlemal juhul on kliendile tekitatud meelestatus, mida saab mõõta ja mille kasutamine turunduskampanias võib olla oluline väärtus.

Emotsioonid ja meelestatus on järjest enam olulised aspektid, mis mõjutavad tarbija ostuotsust. Isegi kui ettevõtted mõistavad meelestatuse tähtsust, tuleb mõista, et meelestatust hinnata teenindussituatsioonis on keeruline ülesanne. Keerulisus tuleneb situatsioonide mitmekesisusest, situatsioonide arvust (tuhandeid teenindussituatsioone päevas) ning andmemahitudest kõnes, emailis või chat'is. Seetõttu tuleb hinnata võimalusi meelestatuse tuvastamiseks automaatselt. Järgnev peatükk käsitleb meelestatuse automaatset hindamist.

Meelestatuse automaatne hindamine

Karlgren tegi 90-ndate alguses esimese katse, et prognoosida inimeste tegevusi tulevikus varasemate andmete alusel (Karlgren, 1990). Kliendi profiil, varasemad ostud, seotud lepingud ja käitumuslik ajalugu (sisselogimine iseteenindusse, veebilehe külastus, turunduspakkumise avamine, jne) annavad palju infot, et hinnata kliendi tulevikus tehtavaid otsuseid. Seoses digiajastul toimunud andmete mahu kasvuga on hakatud lisaks “tugevatele andmetele” analüüsima ka sisu andmeid (nt pildid, videod, tekstid) (Mohammad, Yang, 2011). Mohammad ja Yang analüüsisid e-kirju, et tuvastada armastuse väljendust või enesetapu riske. Lisaks on kanal Sky tehisintellekti abil tuvastanud, milline on kliendi meelestatus vastavalt lehekülje sisule, mida ta külastas, ning prognoosib järgmisena näidatavat sisu (Carey, 2018).

Meelestatuse analüüs (*sentiment analysis* või *opinion mining*) on automaatne suhtumiste, arvamuste ja emotsioonide tuvastamine tekstidest loomuliku keele töötuse (NLP = *Natural Language Processing*) kaudu (Jaanimäe, 2018). Meelestatuse analüüsi saab eelkõige kasutada suurte tekstimahtude analüüsimisel, näiteks sotsiaalmeedia postitused, arvamused toodete kohta, kliendi tagasiside, emailid, jne. Näiteks sisaldab üks Twitteri säuts teksti (ehk sisu), teemaviidet (ka hastag) ja sisselogimise infot (Rashidia, Abbasib, Maghrebid, Hasanc, Wallera, 2017), mida saab kasutada asukohapõhise info analüüsimisel või sisust meelestatuse tuvastamisel. Vohra ja Teraiya esitavad kaks peamist meelestatuse analüüsi meetodit (2013):

- statistiline meetod, mille puhul inimese poolt märgendatud tekstide alusel treenitakse klassifitseerimismudel (näiteks SVM - *Support Vector Mechanism*);
- leksikoni põhine meetod, mille aluseks on positiivsete ja negatiivsete sõnade sõnastik.

Statistilise meetodi kasutamisel on vajalik suur andmemaht, mis on märgendatud. Märgendamine tähendab inimese antud hinnangut igale tekstile ning seetõttu on see meetod ajamahukas, sest kogu tekst tuleb läbi lugeda ja anda hinnang. Lisaks iseloomustab statistilist meetodit ka see, et andmeid peab olema igas klassis piisavalt. Piisavus sõltub taas algandmetest ehk kui selgelt eristuvad tekstid teineteisest. Märgendamine on eelduseks, et treenida masinõppe algoritmiga mudel, mis suudab prognoosida piisava täpsusega igat järgmist teksti. Seevastu leksikonipõhine meetod meelestatuse analüüsiks lubab kasutada positiivsete ja negatiivsete sõnade loendit ning analüüsil leitakse igas tekstiüksuses vastavad

sõnad ning summeeritakse vastavalt leitud sõnadele, kas kogu teksti meelestatus oli positiivne või negatiivne.

Statistilise meetodi eeliseks on võimalus mudel treenida täpselt ärisituatsiooni sobivaks. See tähendab, et inimene saab juhtida vastavalt ärivajadusele, millised tekstid on positiivsed ja millised on negatiivsed. Aga nagu juba mainitud, siis puuduseks on suur ajakulu. Meetod, kus leksikoni alusel antakse tekstiüksusele meelestatus, on võrdlus sõnade baasil, kuid jätab vähe ruumi ärisituatsioonile kohandamisel. Kuigi maailmas on palju märgendatud andmestikke (Arruda, Roman, Monteiro, 2015; Boland, Wira-Alam, Messerschmidt, 2013) ning nende baasil loodud meelestatuse mudeleid, ei saa neid käesolevas andmeanalüüsil kasutada, sest algandmetest sõltub palju mudeli prognoosimise täpsus. Seega on parima täpsuse saavutamiseks vajalik mudel treenida sarnaste algandmete peal.

Telefonikõne muutmine tekstiks on kõnetuvastus, mis võimaldab inimkõnele, kui sisendile, leida parim sõna etteantud korpusest (Alumäe, 2014). Sarnaselt teistele andmetöötluse meetoditele on ka kõnetuvastuse ja tekstianalüüsi mudelitel mõningane ebatäpsus. Üldiselt hinnatakse kõnetuvastussüsteemi täpsust sõnade vea määraga (Word Error Rate = WER), mis hindab, mitu sõna 100st läks valesti. Hindajaks on inimene, kes valib helifaili ning kirjutab kõik sõnad üles (st loob stenogrammi) ning sama ülesanne antakse mudelile. Selliselt hinnatakse kõnetuvastuse täpsust.

Tekstianalüüsi ülesandeid on teadlased lahendanud juba aastaid. Näiteks on avalikult kättesaadavad andmestikud (sh märgendatud andmestikud ehk korpused), kus on inglisekeelsed Twitteri säutsud, inimese poolt märgendatud (*label*) ning andmeteadlased kasutavad neid uuringute tegemiseks. Näiteks on Rio De Janeiro olümpiamängude kohta tehtud säutsud analüüsitud positiivne-negatiivne skaalal (Vertalkaa, Kassens-Noor, Wilson, 2019). Ameerika presidendivalimiste ajal kirjutatud sotsiaalmeedia säutsud näitavad, et negatiivse meelestatusega tekste on kaks korda rohkem kui positiivse meelestatusega säutse (Mohammad, Zhu, Kiritchenko, Martin, 2015). Siiski ei leia avalikest andmeallikatest kõnetuvastuse tekstikorpuseid ega ka muid klienditeeninduse alusandmestikke, kuna sellised andmestikud sisaldavad tundlikke kliendiandmeid.

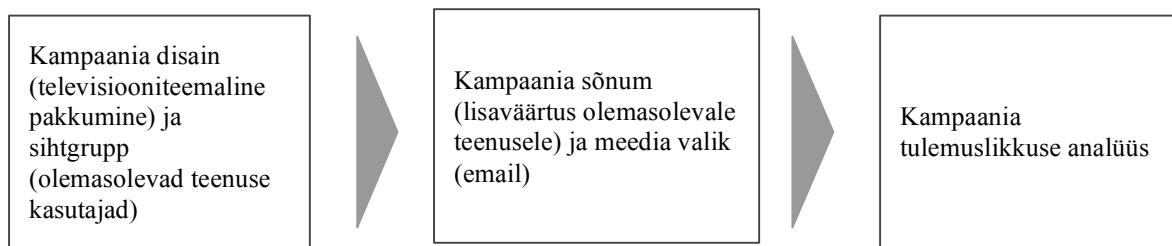
Klienditeenindus, mis on läbi viidud video kanalis, on olnud teadlastele allikaks, et hinnata emotsioone. Videos hinnati klientide emotsioone, et leida korrelatsioonid klientide rahulolu

ja lojaalsusega (Seng, Ang, 2018). Samuti on leitud viisid, kuidas kõnesalvestise spektrogrammist (helisignaali visuaalne kujutis) saab teada kõnes olevat meelestatust (Ma, Wu, Jia, Xu, Meng, Cai, 2018). Sellised uudsed teadmised on põnevad ning viivad edasi tehnoloogia arengut, kuid neid on vara veel igapäevaelus kasutada. Mida enam tehnoloogia areneb, seda enam leitakse kasutuslugusid, kus uus tehnoloogia toob ärilist kasu ning võimaldab suuremat käivet või kasumit ettevõtetele.

Tehnoloogilised uuendused võimaldavad automatiseerida meelestatuse analüüsi. Kui siiani on peamiseks allikaks olnud kliendi tagasiside või sotsiaalmeedia avalikud postitused, siis autor teeb oma uurimuses katse testida automatiseeritud meelestatuse hindamist klienditeeninduse kõnede peal.

Uuringu metoodika

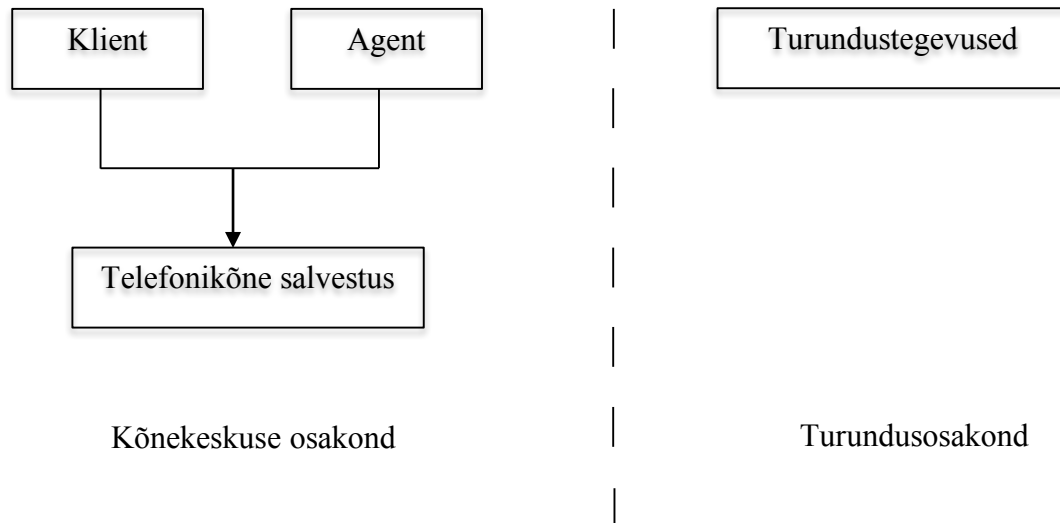
Käesolevas peatükis teeb autor andmeanalüüsi, et leida seoseid turunduspakkumiste edukuse ja kõnedes esineva meelestatuse vahel. Käesoleva töö aluseks on Euroopa telekomiettevõtte poolt oma klientidele edastatud turunduspakkumine, mis oli seotud televisiooni valdkonnaga. Pakkumine saadeti klientidele e-kirjaga ning sihtgrupi moodustasid kliendid, kellel televisiooniteemaline teenus oli olemas, ning mille juurde pakuti lisaväärtust. Pakkumine edastati 3 391 kliendile augustis 2018 aastal. Ettevõtte turundustegevused olid järjestatud alljärgnevalt:



Joonis 3. Kampaania ettevalmistus ja turundustegevuste järjestus. Euroopa telekomiettevõtte materjal.

Kampaania ettevalmistavas etapis valis ettevõtte teenuse ja sihtgrupi (vt Joonis 3). Sihtgrupi valikul võeti arvesse kliendid, kes olid juba selle teenuse kasutajad. Sihtgrupi valikul ei võetud arvesse kliendi varasemat meelestatust klienditeeninduse kõnedes. Iga

klienditeeninduse kõne küll salvestatakse, kuid ettevõtte ei kasuta kõnesalvestuse andmestikke turundustegevustes. Olemasolevad tegevused on teineteisest eraldatud ja sõltumatud (vt Joonis 4):

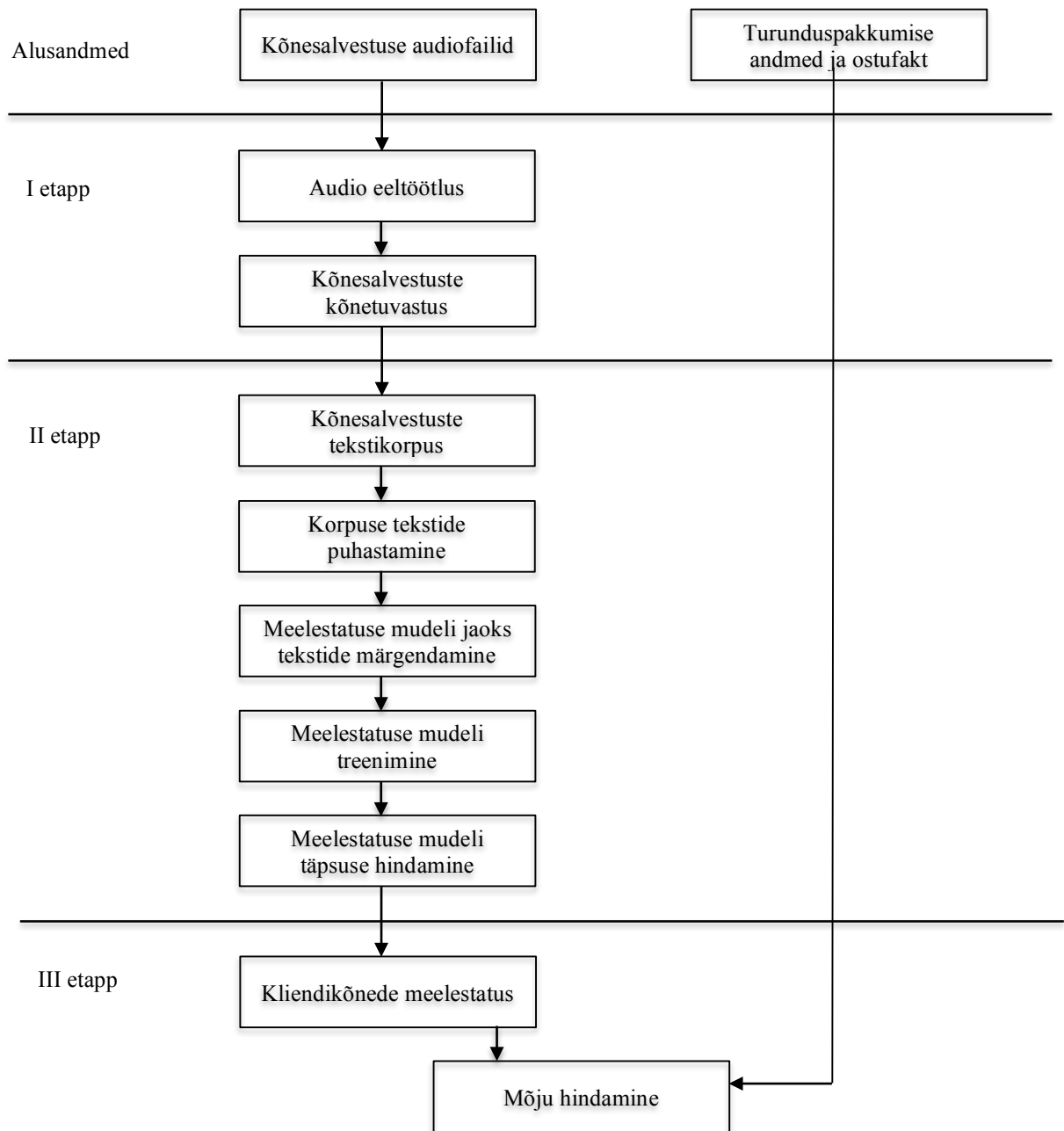


Joonis 4. Kõnekeskuse ja turundusosakonna tegevused uuritud telekomiettevõttes. Autori koostatud uuritud ettevõtte materjalide põhjal.

Käesolevas uuringus on kasutatud statistilist andmeanalüüsi meetodit hindamaks klienditeeninduse kõnede meelestatuse seost hilisema ostukäitumise vahel. Analüüsi aluseks on klienditeeninduses klientide algatusel toimunud pöördumised kõne kanalis (*voice*). Analüüs viidi läbi järgmistes etappides (vt Joonis 5):

1. teostati kõikidele kõnesalvestustele kõnetuvastus ning muudeti kliendi ja teenindaja vaheline vestlus automaatselt tekstiks (ehk transkriptsiooniks). Analüüs põhineb vaid kõnes väljendatud sõnadel ehk sisul. Kõnetuvastuslahendusena kasutati Tallinna Tehnikaülikoolis välja töötatud kõnetuvastuslahendust (<http://bark.phon.ioc.ee/webtrans/>).
2. koostati telefonivestluste transkriptsioonidele meelestatuse hindamise mudel masinõppe algoritmiga. Mudeli koostamiseks märgendati 132 telefonivestluste transkriptsiooni Euroopa telekomiettevõtte loodud reeglistiku alusel, skaalal (positiivne-negatiivne). Telefonikõnede transkriptsioonide jaotus meelestatuse klassidesse:

- Positiivne kõne - kliendi positiivne tagasiside, tänuavaldus teenusele, ettevõttele, töötajale; üllatus toodete/teenuste kohta.
 - Negatiivne kõne - kliendi negatiivne tagasiside, nõrdimus, pettumus, kurbus, häbi, hirm.
3. Analüüsi kolmanda etapina võrreldi iga teeninduskõne meelestatust hilisema ostukäitumisega ning tuvastati korrelatsioon kõnede meelestatuse ja ostukäitumise vahel. Järgnevas on toodud analüüsi protsess skemaatilisel kujul:



Joonis 5. Analüüsiprotsessi etapid

Ostukäitumise teiste võimalike mõjurite mõju (sugu, vanus, toodete varasem olemasolu, jne) on jäetud antud analüüsis välja. Samuti jäetakse analüüsist välja kliendi teiste võimalike kaugjuurdepääsuga kanalite kontaktid - e-post, sms, chat, veebipöördumised jms. Samuti ei käsitleta turunduspakkumise sõnumit, pakkumise sisu ega pakkumise visuaali.

Andmete töötlemine teostati autori poolt Feelingstream OÜ analüüsiplatvormil. Andmete ettevalmistamine ja järeltöötlus ning statistilised kokkuvõtted koostati programmeerimiskeeles Python, kasutades interaktiivset JupyterHub rakendust. Autor transkribeeris klienditeeninduse kõned kõnetuvastuse mudeliga, mille WER oli 26%. See tähendab, et 100 transkribeeritud sõna kohta tuvastati 26 sõna valesti.

Tekstianalüüsi mudelite täpsuse hindamiseks võetakse tekstid, mida mudel on prognoosinud teatud klassi ning hinnatakse inimese poolt, kas mudel oli prognoosinud õigesti. Autori loodud meelestatuse mudeli täpsus on 65% (autori valideeritud).

Ettevõtte kõnesalvestused on alljärgneva statistilise analüüsi alusandmed. Analüüsist tuli välja, et 3 391 klienti, kes olid saanud turunduspakkumise, olid telekomiettevõttesse eelnevalt helistanud. Autor puhastas andmeid ning eemaldas alljärgnevad transkriptsioonid:

- Kõned teises keeles (vene keel);
- Sisutühjad kõned ja alla 30 sekundi kestnud kõned (katkenud kõned ja kõnekatsed).

Analüüs teostati 3 091 transkriptsiooniga. Kõnede kogupikkus oli 271 tundi, mis teeb keskmiseks kõne pikkuseks 5.2 minutit. Kõnetuvastuse tulemusena tekkis tekstikorpus, milles oli 98 151 unikaalset sõna ja kokku 1 671 713 sõna pööretes ja käänetes. Uuringu algandmed on toodud tabelis 1.

Kõik klienditeeninduse kõned juulis 2018 (täpset arvu ei avaldata)	Augustis said 3391 klienti turunduspakkumise Andmeanalüüsil eemaldati venekeelsed kõned ning sisutühjad kõned. Analüüsis oli 3 091 kõnet	Teenust kasutas kaks kuud (oktoober) pärast turunduspakkumise aktsepteerimist 120 klienti (st oodati ära kohesed loobujad).
--	--	---

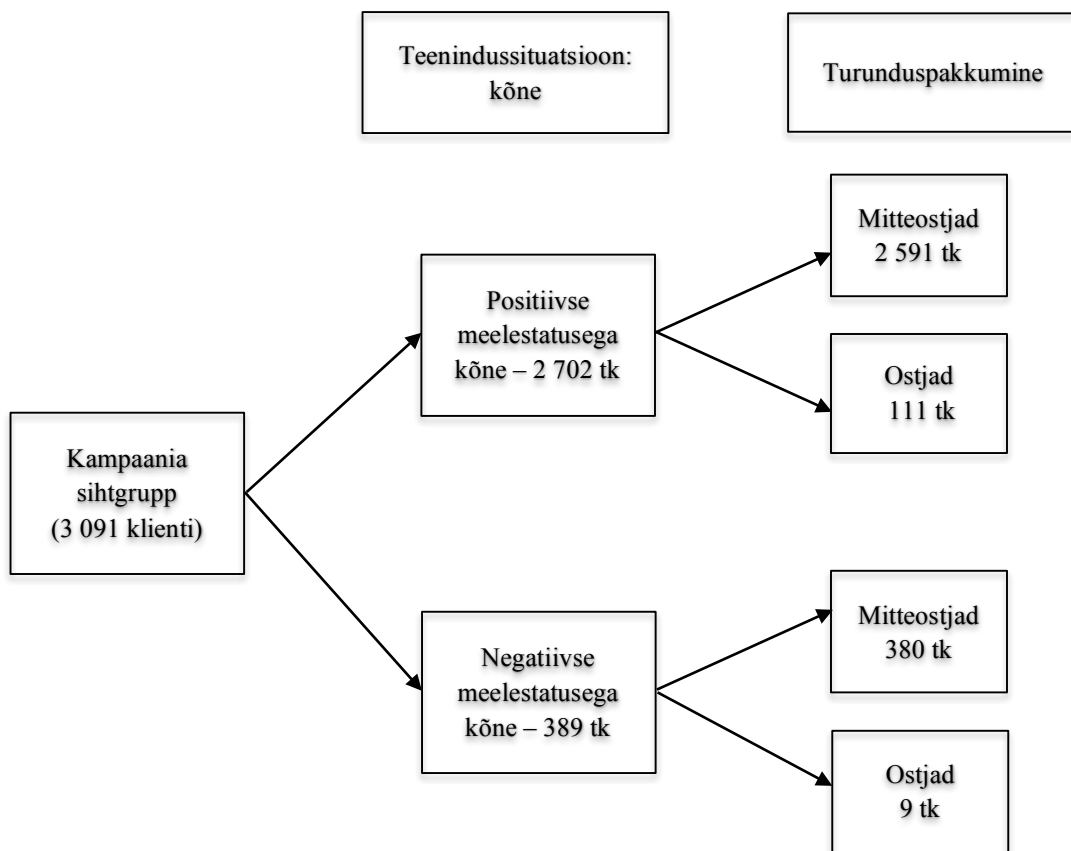
Tabel 1. Uuringu algandmed ja ajatelg telekomiettevõtte turunduspakkumise kohta. Autori kogutud info.

Edasine analüüs kaasas kõik 3 091 telefonivestlust. Autor märgendas positiivne-negatiivne skaalal 132 kõnet käsitsi (4% alusandmetest), millest koostati masinõppe algoritmi SVM alusel kahe klassiga meelestatuse mudel. Loodud meelestatuse mudeliga prognoositi

meelestuse klass ülejäänud transkriptsioonidele. Autor lisas meelestatusele ka turunduspakkumise tulemuse, st need kliendid, kes olid teenuse kasutajad oktoobris 2018.

Uuringu tulemused

Uuringu käigus kasutati telekomiettevõtte klienditeeninduse kõnede ja turundustegevuste andmestikke. Vastavalt meelestatuse mudeli arvutustele olid kõikidest kõnedest 87% positiivsed ja 12% negatiivsed kõned. Teenindussituatsioonid ja turunduspakkumine toimusid alltoodud joonise järgi:



Joonis 6. Klientide jaotus teenindussituatsiooni ja turunduspakkumise vahel. Autori koostatud, analüüsitulemuste alusel

Leitud ostu tõenäosus on positiivse meelestatusega klientide puhul 4,11% ja negatiivse meelestatusega klientide 2,31%. Ostu tõenäosuse kasv on toodud tabelis nr 2 - positiivse meelestatusega klientide ostu tõenäosus on 77,9% kõrgem kui negatiivse meelestatusega klientide puhul.

Kõnede arv	Kokku	sh ostjad	Ostu tõenäosus
Positiivne meelestatus	2 702	111	4,11%
Negatiivne meelestatus	389	9	2.31%
Kokku	3 091	120	3,88%

Tabel 2. Müügipakkumise edukuse ja eelneva klienditeeninduse kõne meelestatuse seos. Autori koostatud tabel.

Tegemist on statistiliselt olulise erinevusega, mis avaldab olulist mõju suuremahuliste kampaaniate ja müügitegevuste juures. Statistilise olulisuse näitaja $p = 0,017$, mis tähendab, et 99,3% tõenäosusega võib väita, et valim oli piisavalt suur ja tulemus ei ole juhuslik.

Arutelu

Käesolevas töös on esitatud uuenduslik lähenemine kliendipõhise meelestatuse hindamiseks klienditeeninduskõnede põhjal. Kõnedes esinev meelestatus viitab kliendi tulevasele ostukäitumisele, määrates, et positiivse sisuga kõnede korral on klientide ostuotsuste tegemise tõenäosus 77,9% suurem kui negatiivse meelestatusega kõne korral. Sellest saab järeldada, et ostuotsuse teevad kliendid varasemat meelestatust arvestades.

Teoreetilises osas välja toodud Hirschmani ja Sterni mudel, mis reklaamide tõhususe hindamisel rõhutas vajadust hinnata meelestatust, on leidnud läbi andmeanalüüsi kinnitust. Samuti on täidetud uurimisülesanne, mis pidas vajalikuks hinnata, mil määral saab meelestatust automaatselt hinnata. Autor on teinud andmeanalüüsi ning treeninud masinõppe mudeli, et automaatselt tuvastada kõnes olev meelestatus. Vastavalt Jensenile, kus ta toob

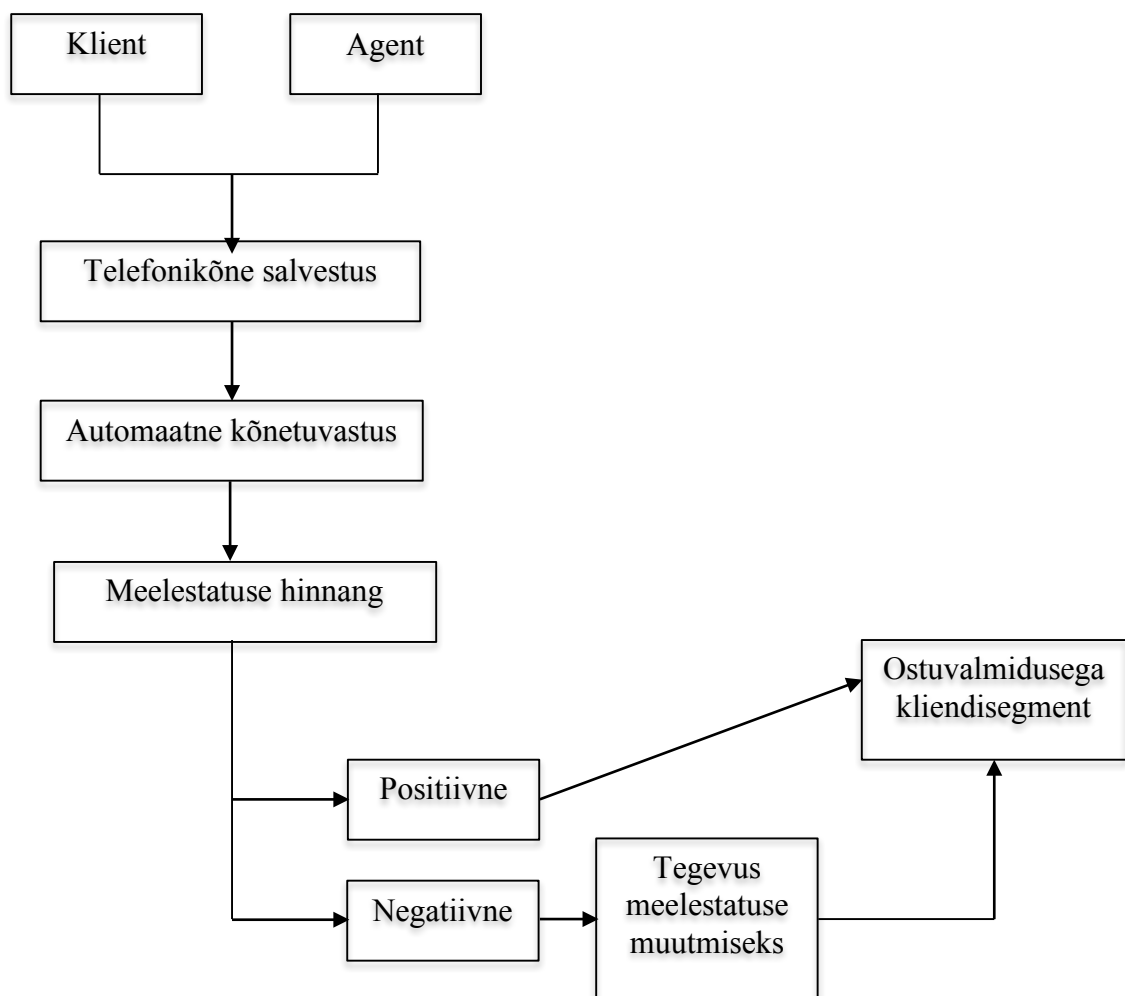
välja, et kätte on jõudnud emotsioonide põhjal otsustamise ajastu, saab kinnitada, et uuringu tulemused lähevad teooriaga kokku. Tõenäosus ostu sooritamiseks on 78% suurem, kui tarbija kogeb positiivset meelestatust teeninduskõnedes. Kui praegu näeb keskmine ameeriklane 4 000 – 10 000 reklaami, siis teenuste digitaliseerimise tulemusena võib arvata, et turunduspakkumiste arv suureneb veelgi. Seda enam on oluline mõista inimese ostuotsuste tegelikke põhjuseid ning neid jälgida kliendi teekonna jooksul pidevalt. Töös leitud tulemus on kaalukas, näidates, et varasema positiivse meelestatusega klientide ostuotsus erineb oluliselt negatiivse ostuotsusega klientide omast.

Tulemused loovad otsese seose negatiivse meelestatuse ja hilisema ostukäitumise vahel, näidates, et kui on negatiivne kogemus, siis järgmiste ostupakkumiste tõenäosus on väiksem. Selle põhjal saab teha järelduse, et klienditeeninduse kvaliteedil ja loodud meelestatusel on otsene seos hilisemale ostukäitumisele. Seetõttu peaksid ettevõtted klientide pikaajaliseks hoidmiseks järjest rohkem tähelepanu pöörama teeninduse kvaliteedile ja meelestatusele. Kliendi lahkumine või ärajäänud ost võib olla põhjustatud eelnevast kehvast meelestatusest. Teenindus mõjutab otseselt ettevõtte käibe teenimise võimekust.

Tulenevalt teadmisest, et ostuotsuste tegemine lähtub eelnevast meelestatusest, on teenusepakkujatel oluline seda arvestada, suurendades seeläbi kampaaniate edukust. Autor pakub soovitusi ettevõtete müügi- ja teenindusprotsesside parendamiseks:

1. Ostuvalmiduse hindamise automatiseerimine.

Käesolevas uuringus esitatud ostuvalmiduse meelestatuse hindamise automatiseeritud protsess on aluseks turunduspakkumiste suunamisel. Autori hinnangul on sellise automaatse protsessi loomine võimalik ning ka vajalik. Järgnevas on esitatud autori visioon vajalikust protsessist (vt Joonis 7), mis võimaldab jooksvalt hinnata kõikide klientide ostuvalmiduse meelestatuse taset ning teostada turundustegevusi eelkõige positiivse meelestatusega klientidele. Negatiivse meelestatusega klientidele (st madalama ostuvalmidusega klientidele) tuleb planeerida tegevusi, mis aitab muuta negatiivne meelestatus positiivseks.

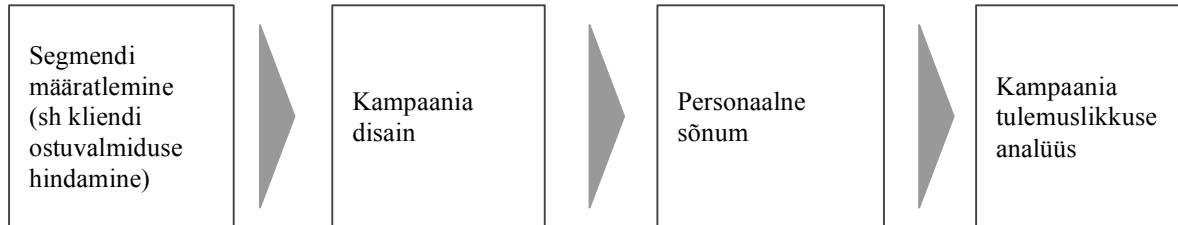


Joonis 7. Ostuvalmiduse määramise automatiseeritud protsess. Autori koostatud.

2. Kampania planeerimine lähtuvalt ostuvalmidusest

Kampania planeerimine algab täna teenuse ja segmendi määratlemisega. Kuna täna suured teenusettevõtted kliendi meelestatust veel ei hinda, siis kasutavad ettevõtted kampania disainimisel tootest, laoseisust või kasumimarginaalist lähtuvat loogikat. Autor pakub lahendusena välja ostjate ostuvalmiduse hindamise meelestatuse skaalal ning sellest lähtuvalt antud ostjale sobivaima pakkumise koostamist. Lähtudes ostja ostuvalmidusest on suurem tõenäosus edukaks müügiks, kui ilma selle arvestamiseta. Autori poolt läbiviidud analüüs näitab, et eelnev positiivne meelestatus avaldab olulist mõju ostuotsuste suurendamiseks.

Järgnevas on toodud joonis (vt Joonis 8) autori poolt väljapakutud uuest mudelist kampaaniate planeerimisel, mis lähtub ostuvalmiduse hindamisest iga kampaania korral:



Joonis 8. Autori koostatud mudel kampaania planeerimisel, mis algab kliendi ostuvalmiduse hindamisest.

Piirangud

Antud töös teostatud analüüsi täpsust mõjutavad mitmed tegurid, mis võivad mõju avaldada lõpptulemuse kvaliteedile. Samas on need piirangud kõik sellised, mille edasisel parendamisel on võimalik tulemust täpsemaks muuta:

1. Telefonivestluse kõnetuvastus

Telefonivestluste kõnetuvastuse täpsus (WER=26%) sõltub väga suures osas rääkivate osapoolte keelelisest korrektsusest ning hääldusest. Mitmetes kõnedes on kuulda ja transkriptsioonist näha, kuidas eestikeelne kõne esitatakse poolikute lausete ning ebakorrektselt hääldatud väljenditega. Samuti erineb telefonivestluse transkriptsioon olulisel määral grammatiliselt korrektsest ajalehetekstist või raadiosaates osalevate inimeste keelekasutusest.

Lisaks eeltoodule tuleb märkida, et telefonivestluses soovivad osapooled rääkida korraka. Kuna telefonis kuulamine toimub väga kõrva lähedal, siis iseenda poolt räägitud tekst ei mõjuta vastaspoole teksti kuulamist. Tulemusena räägivad tihti teenindaja ja klient samaaegselt.

2. Telefonikõne salvestuse tehnilistest parameetritest

Analüüsi aluseks olevad telefonikõned on salvestatud ühes kanalis, see tähendab, et mõlema rääkija (teenindaja ja klient) mikrofonid on salvestatud ühes kanalis. Hilisemas

kõnetuvastuses ei ole seega võimalik automaatselt eristada, kelle räägitud oli tekst. See omakorda piirab analüüsi ning analüüs on võimalik teha kõne transkriptsioonile tervikuna. Transkriptsioonide lõikamist lausete või lõikude kaupa ei ole kasutatud.

Samuti mõjutab telefonivestluse kvaliteeti helistaja poolt kasutatava seadme (lauatelefoni, mobiiltelefoni) või asukohast sõltuva ühenduse kvaliteet.

3. Meelestatuse hindamine

Meelestatuse hindamiseks koostati antud transkriptsioonide korpuse põhjal eraldi meelestatuse hindamise mudel masinõppe meetodil (*Support Vector Mechanism*). Mudeli täpsuseks saadi 65%. Töö käigus prooviti hinnata meelestatust ka ajalehetekstide ja uudiste põhise korpusega mudeli põhjal, ent antud mudelite täpsused jäid oluliselt madalamaks kui eraldi koostatud mudel. Põhjus sellises erinevuses on seotud kõnekeelse teksti eripäraga - kõnekeelses tekstis kasutatakse oluliselt vähem termineid ning väga suures mahus side- ja tühisõnu. Meelestatuse analüüs on väga valdkonnatundlik.

4. Ostu mittesooritanud klientide tagasiside puudumine

Ostukäitumise hindamise analüüsi puuduseks on mitteostvate klientide tagasiside puudumine. Hetkel pole võimalik hinnata põhjuseid, miks konkreetsed kliendid ei soovinud pakkumist vastu võtta - kuigi nad olid olnud varasemalt kontaktis klienditeenindusega. Seetõttu on võimalik analüüsi läbi viia vaid ostnud klientide käitumist analüüsides.

Kokkuvõte

Käesolevas töös on vaadeldud klienditeeninduse meelestatuse mõju hilisemale ostukäitumisele. Akadeemilises kirjanduses leidub käsitlusi, mis näitavad, et materiaalsuse ajastu hakkab asenduma emotsioonide ajastuga (Jensen, 1999). Hirschman ja Stern pakuvad välja mudeli, kus reklaamide efektiivsust uurides on vajalik meelestatuse klassifitseerimine valentsuseks (positiivne ja negatiivne) ning tugevuseks (tugev ja nõrk). (1999)

Autor keskendub uurimuses probleemile, kus kliendi meelestatusega turundustegevustes ei arvestata. Teooriast nähtub, et meelestatus mõjutab ostuotsuse tegemist järjest enam. Isegi, kui ettevõtted teadvustavad meelestatuse hindamise tähtsust, tuleb mõista, et meelestatuse hindamine igas teenindussituatsioonis on keerukas ülesanne. Seetõttu käsitleb autor võimalusi meelestatuse automaatseks hindamiseks ning pakub välja telefonikõnede transkribeerimise ning seejärel meelestatuse hindamise masinõppe meetodi alusel.

Töö käigus läbiviidud analüütilise eksperimendi tulemusena saab öelda, et üksikute klientide tasemel on meelestatusel suur mõju hilisemale ostukäitumisele. Kliendi meelestatuse teadmine võimaldab muuta turunduskampaaniate läbiviimise edukust kuni 78% efektiivsemaks läbi paremini valitud sihtgruppide. Teiselt poolt võimaldab negatiivse meelestatusega klientide tuvastamine planeerida ja ellu viia tegevusi, mis muudaksid nende meelestatust ning suurendaksid seeläbi tulevast ostukäitumist.

Lisaks on antud töös näidatud uuenduslikul viisil andmeanalüüsi kasutamist läbi masinõppel põhineva kõnetuvastuse ning hilisema tekstianalüüsi meetodite kasutamise, muutes kogu analüüsiprotsessi automaatseks ning suurtele müügi- ja teenindusettevõtetele kasutatavaks. Euroopa telekomiettevõtte sai analüüsi tulemusena aluse uudseks automatiseeritud andmeanalüüsiks ning mudeli, mis aitab kampaaniaid planeerida.

Autor pakub välja mitmed uuenduslikud ideed ettevõtte igapäevastes protsessides klientide emotsionaalse meelestatuse tuvastamiseks ning selle põhjal müügi- ja turundustegevuse edukuse suurendamiseks.

Summary

THE PERFORMANCE OF MARKETING OFFERINGS BASED ON PREVIOUS EXPERIENCE SENTIMENT AS AN EXAMPLE OF THE EUROPEAN TELECOM COMPANY

Terje Ennomäe

Consumers make buying decisions at a deep level, and there are several sciences which explore this area – sociology, psychology, marketing. Last 20-30 years have influenced buying behaviour through new media channels. New channels, internet advertisements and electronic notifications are attracting customers and change their buying decisions.

New technologies allow companies to utilise the data produced during the customer interactions within the company. Therefore customer calls to contact center are in focus in this article to explore more how the sentiment in calls impact later buying decisions.

The paper aims to discover how much the sentiment in customer service calls influences marketing message performance. The research questions are as follows:

- Describe the theoretical background of customer sentiment influence buying decisions;
- Evaluate the machine learning model capabilities to detect the sentiment;
- Analyse customer phone call conversations and marketing offerings;
- Evaluate the influence of sentiment in buying decisions;
- Make conclusions and proposals for the performance of marketing messages.

Jensen (1999) has shown that the era of materialism is transforming into an era of emotions. Therefore, for humans more important is enjoying the momentum, feelings and satisfaction. Hirschman and Stern have found that best to assess the performance of the marketing messages is the sentiment and arousal distribution (1999).

To predict customer behaviour based on previous data has been tested already in 90-es (Karlgrén, 1990). Sentiment analysis is automatic detection from a large amount of textual data.

In this research, the statistical study was carried out on sentiment detection of customer service phone calls and latter influence to the marketing offering performance. The study is based on 3391 calls to the customer service center of the European telecom operator. All customer who had had calls also got the marketing offers. During the study, the calls were transcribed with automatic speech recognition model to text and then the sentiment detected in transcriptions. During the data analysis Author annotated call transcriptions and trained the machine learning models for detecting sentiment in the phone calls. The detected sentiment was evaluated towards the buying behaviour. As a result, positive sentiment in customer service calls leads consumers to buy 4,11%, and negative sentiment 2,31%.

Based on customers with positive sentiment in previous calls are 78% more likely to accept the offer than customers with negative previous experience. The achieved results are significant and could be a basis for improved marketing offering performance.

The new approach towards sentiment detection in customer service calls gives enormous possibilities to use it in the marketing area. The author proposes an automatic process to validate the customer's readiness for buying and use the results for campaign planning. The author highlights the limitations of this research as the accuracy of speech-to-text and text classification models because call recording quality influences the final results a lot.

Viidatud allikad

1. Alumäe, T. Full-duplex Speech-to-text System for Estonian. Human Language Technologies – The Baltic Perspective. Institute of Cybernetics, Tallinn University of Technology, Estonia. IOS Press. 2014
2. Arruda, G.D., Roman, N.T., Monteiro, A.M. An Annotated Corpus for Sentiment Analysis in Political News. Proceedings of Symposium in Information and Human Language Technology. Natal, RN, Brazil, November 4–7, 2015.
3. Atkin, C.K., Rice, R.E. Theory and Principles of Public Communication Campaign. Public communication campaigns, 2012, 4th ed, chapter 1, pp 3-19.
4. Bestelmayer, P.E.G, Kotz, S.A., Belin, P. Effects of emotional valence and arousal on the voice perception network. Social Cognitive and Affective Neuroscience. 2017 Aug; 12(8): 1351–1358.
5. Blitzer, J., Dredze, M., Pereira, F. Biographies, Bollywood, Boom-boxes and Blenders: Domain Adaptation for Sentiment Classification. Proceedings of the 45th Annual Meeting of the Association of Computational Linguistics, pages 440–447, Prague, Czech Republic, June 2007
6. Boland, K., Wira-Alam, A., Messerschmidt, R. Creating an Annotated Corpus for Sentiment Analysis of German Product Reviews. Social Science Open Access Repository (SSOAR). GESIS-Technical Reports, 2013/05.
7. Brody, S., Elhadad, N. An Unsupervised Aspect-Sentiment Model for Online Reviews. Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the ACL, pages 804–812, Los Angeles, California, June 2010
8. Budisantoso, T. Shopping motivations and their influence on shopping experience in Australia and Indonesia. University of Notre Dame Australia. 2006.
9. Carey, S. How Sky is looking to recommend content according to your mood. Computerworld, 2018
10. Dawson, S., Bloch, P., Ridgway, N. Shopping motives, Emotional states, and retail outcomes. Journal of Retailing; Winter 1990; 66, 4; ProQuest Business Collection pg. 408.

11. Flinta, J.D., Blocker, P.C., Boutin Jr. J.P. Customer value anticipation, customer satisfaction and loyalty: An empirical examination. *Industrial Marketing Management*. Volume 40, Issue 2, February 2011, Pages 219-230
12. Galalae, C., Voicu, A. Consumer Behaviour Research: Jacquard Weaving in the Social Sciences. *Management Dynamics in the Knowledge Economy*. Volume 1 (2013) no. 2, pp. 277-292.
13. Handley, L. Marketing budgets are set to increase even though people ‘don’t really want to see advertising’. *CNBC.com* 31. Juuli 2018
14. Hansemark, O. C., Albinsoon, M. Customer satisfaction and retention: The experiences of individual employees. *Managing Service Quality*, vol. 14, no. 1, pp. 40–57, 2004.
15. Hirschman, E.C., Stern, B.B. The Roles of Emotion in Consumer Research. *Advances in Consumer Research* Volume 26, eds. Eric J. Arnould and Linda M. Scott, Provo, UT : Association for Consumer Research, Pages: 4-11. (1999).
16. Jaanimäe, G. Eesti Wordnet ja meelestatuse analüüs. Magistritöö. Tartu Ülikool, 2018
17. Jacoby, J. Consumer Psychology: An Octennium. Article in *Annual Review of Psychology*. Vol 27. 1976.
18. Jensen, R. The Dream Society. A Few Words About Futurism and How We Will Get to the Dream Society. Chapter 1. 1999. New York. McGraw-Grill. http://www2.uiah.fi/~heidig/Teaching/Course_assignments/Entries/2011/9/14_Muotoiluajattelu_files/Jensen%201999.pdf
19. Karlgren, J. An Algebra for Recommendations. Using Reader Data as a Basis for Measuring Document Proximity. Department of Computer and Systems Sciences The Royal Institute of Technology and Stockholm University. 1990
20. Laros, F.J.M., Steenkamp, J.B.E.M. Emotions in consumer behavior: a hierarchical approach. *Journal of Business Research* 58 (2005) 1437–1445
21. Ma, X., Wu, Z., Jia, J., Xu, M., Meng, H., Cai, L. Emotion Recognition from Variable-Length Speech Segments Using Deep Learning on Spectrograms. *Konverentsi ettekanne Interspeech 2018* 2-6 September 2018, Hyderabad.

22. Mohammad, S.M. Sentiment Analysis: Detecting Valence, Emotions, and Other Affectual States from Text. *Emotion Measurement*. 2016. National Research Council Canada. Pages 201-237.
23. Mohammad, S.M., Yang, T.W. Tracking Sentiment in Mail: How Genders Differ on Emotional Axes. *Proceedings of the 2nd Workshop on Computational Approaches to Subjectivity and Sentiment Analysis, ACL-HLT 2011*, pages 70–79, 24 June, 2011, Portland, Oregon, USA c 2011 Association for Computational Linguistics.
24. Mohammad, S.M, Zhu, X., Kiritchenko, S., Martin, J. Sentiment, emotion, purpose, and style in electoral tweets. *Information Processing & Management*. Volume 51, Issue 4, July 2015, Pages 480-499.
25. Rashidia, H.T., Abbasib, A., Maghrebid, M., Hasanc, S., Wallera, S.T. Exploring the capacity of social media data for modelling travel behaviour: Opportunities and challenges. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. Volume 75, February 2017, Pages 197-211
26. Seng, K.P., Ang, L.M. Video Analytics for Customer Emotion and Satisfaction at Contact Centers. *IEEE TRANSACTIONS ON HUMAN-MACHINE SYSTEMS*, VOL. 48, NO. 3, JUNE 2018
27. Sheth, J.N., Sisodia, R.S. Marketing productivity issues and analysis. *Journal of Business Research* 55 (2002) 349-362.
28. Simpson, J. Finding Brand Success In The Digital World. *Forbes*, 25. August 2017
29. Statista. Advertising industry in Europe - Statistics & Facts. 2016
30. Toomel, P. Emotsioonide mõju tarbija ostukäitumisele süvamuusika kontserdipiletite ostmisel. *Magistritöö*. Tallinna Tehnikaülikool. 2015
31. Vertalkaa, J.J., Kassens-Noor, E., Wilson, M. Data on sentiments and emotions of olympic-themed tweets. *Data in Brief*. Available online 20 March 2019, 103869.
32. Vohra, S.M., Teraiya, J.B. A Comparative Study of Sentiment Analysis Techniques. *Journal of Information, Knowledge and Research in Computer Engineering*. 2013, iss. 2.
33. Wang, J. From Customer Satisfaction to Emotions: Alternative Framework to Understand Customer's Post-consumption Behavior. *International Joint Conference on Service*

Sciences Service Sciences (IJCSS), 2012 International Joint Conference on. :120-124
May, 2012

34. Yoo, C., Park, J., MacInnis, D.J. Effects of Store Characteristics and In-Store Emotional Experiences on Store Attitude. *Journal of Business Research* 42, 253–263 (1998).
35. Zeelenberg, M., Pieters, R. Beyond valence in customer dissatisfaction: A review and new findings on behavioral responses to regret and disappointment in failed services. *Journal of Business Research*, Volume 57, Issue 4, April 2004, Pages 445-455

Lihlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks

Mina, Terje Ennomäe,

1. annan Tartu Ülikoolile tasuta loa (lihlitsentsi) enda loodud teose

Turunduspakkumiste edukus tulenevalt kliendi varasemast meelestatusest klienditeeninduses Euroopa telekomiettevõtte näitel,

mille juhendaja on Andres Kuusik, PhD.

1.1. reprodutseerimiseks säilitamise ja üldsusele kättesaadavaks tegemise eesmärgil, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace-is lisamise eesmärgil kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni;

1.2. üldsusele kättesaadavaks tegemiseks Tartu Ülikooli veebikeskkonna kaudu, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace'i kaudu kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni.

2. olen teadlik, et punktis 1 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile.

3. kinnitan, et lihlitsentsi andmisega ei rikuta teiste isikute intellektuaalomandi ega isikuandmete kaitse seadusest tulenevaid õigusi.

Pärnus, 22.05.2019