

Tartu Ülikool
Sotsiaalteaduste valdkond
psühholoogia instituut

Hans Univer

**Masinõppe algoritmi võimekus tuvastada emotsioone näoväljenduste põhjal – kas parem
või halvem kui inimene?**

Magistritöö

Juhendajad: Nele Pöldver

Kairi Kreegipuu

Liina Juuse

Tartu 2022

Kokkuvõte

Praeguse infotehnoloogilise ajastu üks väljakutseid on näotuvastusega seotud masinõpe ning selle suurimaks mõõdupuuks on inimene. Sotsiaalsetes olukordades on inimesed võimelised omavahel edastama oma emotsioone ja mõtteid läbi kõne, miimika ja žestikuleerimise. Kui kõnega ei ole kõik erinevate kultuuride vahel alati üheselt mõistetav, siis näoliselt väljendatud emotsioonidega on võimalik demonstreerida baasemotsioone, mis on üheselt mõistetav universaalselt. Käesolevas uurimistöös püüti kõrvutada Tartu Ülikooli tehnoloogiainstituudi intelligentse arvutinägemise labori (iCV) poolt kohandatud masinõppe algoritmi inimhinnangutega ning välja selgitada, kumb on võimeline edukalt väljendatud ja varjatud emotsioone tuvastama. Selleks esitati 223 katseisikule ja masinale tuvastamiseks videomaterjale, kus demonstreeritakse vaheldumisi baasemotsioone (hirm, kurbus, üllatus, rõõm, viha, vastikus) ning neutraalset näoilmet. Emotsioonide esitamisel oli kaks erinevat tingimust: varjatud ja väljendatud. Kõikidele katseisikutele demonstreeriti erinevaid videoklippe, kuid valiidsuse huvides oli iga katseisiku videoklippide sekka lisatud kaks komplekti klippe, mis kordusid kõigil. Katseisikud pidid vastama, millist emotsiooni videomaterjalis demonstreeritakse ning kas lisaks esialgsele emotsioonile näevad nad videos veel mingit emotsiooni, kuna videomaterjal on düünamiline ning katseisikud võisid märgata veel mingit emotsiooni. Väljendatud tingimuse tulemused näitasid, et inimene oli 6 baasemotsioonist võimeline edukalt tuvastama ära rõõmu, kurbust, üllatust ja vastikust. Samas ei olnud see tulemus kooskõlas hüpoteesiga, kuna tuvastamise täpsus jäi alla 70%. Varjatud tingimuse puhul oli kõige sagedasem vastus iga emotsiooni puhul kurbus. Masinõppe poolt kogutud andmeid ei olnud võimalik käesolevas töös esitada, kuna need jäid märkimisväärselt alla varasema uurimistöö tulemustele ning ei olnud ligilähedale käesoleva töö hüpoteesidele. Antud tulemuste põhjal saab teha tugevaid järeldusi inimese emotsioonide tuvastamise võimekuse kohta, kuid masinõppe algoritmi põhjal ei ole võimalik järeldusi teha.

Märksõnad: Masinõpe, näoliste emotsioonide tuvastamine, baasemotsioonid, väljendatud emotsioonid, varjatud emotsioonid.

Machine learning algorithm's ability to identify facial emotions – better or worse when compared to humans?

Abstract

One of challenges in our infotechnological era is facial recognition based on machine learning, which is constantly compared to human capabilities. Humans are capable of realying their emotional states through basic emotions which are recognized cross-culturally. In the current thesis, we investigated if a machine learning algorithm developed in University of Tartu is capable of identifying facial expressions, whether demonstrated or masked, better than humans. For this purpose 223 participants and the machine were shown different video clips of people demonstrating different basic emotions (anger, fear, sadness, happiness, surprise, disgust) and a neutral expression. Two different conditions were applied when showcasing emotions: demonstrated and masked. During the experiment all the participants were shown mostly unique video clips. To guarantee the validity of the experiment, each participant was shown two sets of videos with the same two persons that was shown to everyone else. The participants had to guess which basic emotion is being demonstrated. They had the option to give two answers. The results showed that the participants were capable of consistently identifying sadness, surprise, happiness and disgust. Although since the accuracy was below 70%, the hypotheses was deemed incorrect. Data gathered on the machine's performance wasn't reported in this research paper because it was considerably worse than in the initial experiment and it wasn't nearly as good as it was stated in the hypotheses. Based on the results strong conclusions can be made about humans' ability to recognize emotions. No conclusions can be made about the machine.

Keywords: machine learning, facial emotion recognition, basic emotions, demonstrated emotions, masked emotions.

Läbi ajaloo on inimesed omakeskis sotsiaalseid gruppe moodustanud, et tulla toime algselt looduses ja hiljem ühiskonnas esinevate takistustega. Sotsiaalsete gruppide toimimiseks on kriitilise tähtsusega nende liikmete vaheline infovahetus. Teistega suheldes on verbaalselt edasiantava info kõrval tähtsal kohal ka emotsiooniväljendustest tulenev info. Teiste emotsioonide tajumisel saame me informatsiooni, mida suhtlemise ajal verbaalselt ei väljendata, kuid mis täiendab sõnaliselt väljendatud infot. Selle info põhjal saame vastavalt enda soovidele ja vajadustele omapoolse vastuse moodustada (Grossmann, 2010; Kret, 2015). Selleks, et mõista, milliseid funktsioone emotsioonide väljendamine või tajumine meie jaoks täidab ning kuidas me neid töötleme, on kõigepealt tarvis küsida: mis on emotsioon?

Emotsioon ning seda käsitlevad teooriad

Üks esimese emotsiooni teaduslikke definitsioone pärineb Charles Darwinilt. Tema definitsiooni kohaselt arenesid emotsioonid välja eesmärgiga kommunikeerida loomade sisemisi seisundeid viisil, mis peegeldaks nende füsioloogilisi protsesse. Näiteks tekib piloereksioon (karvade tõusmine kehal) koertel ja šimpansitel siis kui nad midagi kardavad (Gross & Preston, 2020). Praeguseks on Darwini definitsioonile lisaks tekkinud mitmeid teisi, kuid pole tekkinud ühte kindlat määratlust, mis annaks rahuldava kirjelduse igapäevaselt kasutatavale sõnale „emotsioon“. Ühe tänapäeval kasutuses oleva definitsiooni autor on Karl Scherer (2005), kes kirjeldas emotsiooni järgnevalt: „Emotsioon on episood omavahel seotud ja sünkroniseeritud muutustest organismi kõigis viies alamsüsteemis, mis on vastuseks sisemistele ja välistele stiimulitele antud hinnangule seoses sündmusega, mida organism peab muret tekitavaks.“ Viis alamsüsteemi, mida Scherer silmas pidas, on monitoorimine (nt organismi sise- ja väliskeskkonna vahelise interaktsiooni jälgimine), tegutsemine (nt motoorsed väljendused), juhtimine (nt käitumise ettevalmistamine ja suunamine), toetamine (nt närvisüsteemi reguleerimine) ja infotöötlus (nt objektide ja sündmuste hindamine) (Blanchard et al., 2009). Kuigi tänapäeval kasutatakse mitmeid erinevaid definitsioone, on Scherer suutnud nimetada ära emotsiooni peamise olemuse, vihjates samal ajal selle funktsioonile. Siiski ei ühti see definitsioon kõigi arvamusega.

Teadlased ise on tunnistanud, et katsed emotsiooni defineerida on toonud kaasa palju eriarvamusi (Frijda, 2000). Seega – kuidas on antud hetkeks see olukord lahenenud? Aja jooksul on püstitatud erinevaid teooriad, mis on üritanud emotsiooni ja selle funktsioone defineerida. On

olnud halvemaid, mis on ajale jalgu jäänud ning vajunud unustuste hõlma, ning on olnud paremaid, mis on elanud üle kaasteadlaste konstruktiivse kriitikarahe ning jäänud püsima. Nende emotsiooniteooriate ümber on moodustunud koolkonnad, kes teoreetilistele baasile ning empiirilistele uuringutulemustele tuginedes oma valdkonda edendavad. Välja võiks tuua kuus levinumat teooriat: esimeseks neist on Darwini emotsioonide evolutsiooni teooria, millest varasemalt oli juba juttu. Teisena saab tuua välja James-Lange teooria, mille kohaselt emotsioonid tekivad keha füsioloogiliste reaktsioonide tagajärjel mingi sündmuse osas (Craig, 2004). Kolmandaks teooriaks on Cannon-Bardi emotsiooniteooria, mis käsitleb emotsiooni füüsilist kogemist ja psühholoogilist kogemist eraldi. Kui James-Lange teooria väitis, et füsioloogilised reaktsioonid põhjustavad psühholoogilisi reaktsioone, siis Cannon-Bardi teooria kohaselt ei pruugi kumbki üksteist põhjustada, vaid mõlemad võivad eraldiseisvalt esineda (Friedman, 2010). Neljanda teorianana saab tuua välja Schachter-Singer teooria ehk kahefaktorilise emotsiooniteooria. Selle teooria kohaselt kogeb inimene kõigepealt füsioloogilist reaktsiooni ning seejärel toimub selle reaktsiooni põhjuse identifitseerimine, mille tagajärjel kogeb indiviid sõltuvalt tulemusest vastavat emotsiooni. Antud emotsiooni juures omab tähtsust olukord ja sellele antav hinnang (Schachter & Singer, 1962). Viienda teorianana saab tuua välja Richard Lazaruse emotsioonide hindamisteooria. Selle teooria kohaselt esineb kõigepealt stiimul, millele järgneb stiimuli hindamine ning alles siis emotsiooni psühholoogiliste ja füsioloogiliste omaduste kogemine (Lazarus & Folkman, 1984; Scherer et al., 2021). Ning kuuenda teorianana saab tuua välja näo tagasiside teooria. Selle teooria kohaselt esineb põhjuslik seos miimika ja emotsioonide vahel. Näiteks inimesed, kes imiteerivad naermist, tunnevad end ka realselt rõõmsamana (Davis et al., 2009). Kuigi need teooriad käsitlevad emotsioone oma kindlast perspektiivist, on neil olemas keskne kattuv idee – kõige olulisem on stiimuli äratundmine ning sellele vastavalt reageerimine.

Emotsiooni funktsioon ja regulatsioon

Sarnaselt emotsiooniteooriate perspektiivi-põhisele mitmekesisusele, on lahkarvamused ka nende funktsioonide eesmärgis. Näiteks on võimalik käsitleda emotsioonide funktsioone evolutsioonilisest perspektiivist lähtuvalt. Evolutsioonilise perspektiivi kohaselt omavad emotsioonid tugifunktsioone paaritumises, ellujäämises ning tegutsemises (Kavaklı, 2019; Tooby & Cosmides, 2008). Antud lähenemine käsitleb emotsiooni funktsioone primitiivsest

perspektiivist, kuid ei pruugi kaasaegse ühiskonna nüansirohkust arvesse võtta. Modernsemas käsitluses on emotsioonide funktsiooniks sündmuse ja objektide hindamine, organismi reguleerimine, tegutsemise ettevalmistamine ja suunamine, käitumusliku kavatsuse ja reaktsiooni kummineerimine ning sisemise seisundi monitoorimine ja organismi-keskkonna vaheline interaktsioon (Scherer, 2005). Tänapäeva inimene on suutnud looduse ning sellest tulenevad ohud enda tahte järgi allutada ning seoses sellega on kerkinud esile uued väljakutsed, millega inimene peab toime tulema. Nimelt on meie igapäeva eludes muutunud sotsiaalne aspekt palju keerulisemaks ning nendes olukordades navigeerimiseks ja toimetulekuks tugine suurel määral oma emotsioonidele. Meie prioriteedid on arenenud ellujäämisest edasi sotsiaalsele ellujäämisele. Sotsiaalse ellujäämise all peetakse silmas inimese võimekust moodustada sotsiaalseid sidemeid ja grupe ning tulla toime sotsiaalsete probleemidega nagu näiteks sotsiaalne eraldumine (Fischer & Manstead, 2016). Kuigi ka emotsiooni funktsioonide sotsiaalses käsitluses esineb eriarvamusi, joonistuvad teooriates välja ühised omadused, nimelt toimetulek sotsiaalsetes olukordades individuaalsel, interpersonaalsel ja grupi tasemel. Emotsioonide funktsioon individuaalsel tasemel hõlmab endas seda, kuidas emotsioon mõjutab seda kogevat inimest. Näiteks viha tundes suunab organism vere siseorganitele lähemale ning valmistub ette ohuks. Interpersonaalsel tasemel on emotsioon infokanali rollis, edastades teistele inimestele signaale läbi hääletooni, miimika, kehaasendi jne. Grupi tasemel on emotsiooni funktsioon sarnane nii individuaalse kui interpersonaalse tasemega. See aitab grupil teatud stiimulitele sarnaselt reageerida, tekitades grupisisese üksteise mõistmise ning suurema ühtekuuluvustunde (Kavaklı, 2019).

Lisaks emotsiooni funktsioonile tuleks mainida ka teadlikku emotsioonide väljendamise reguleerimist inimeste endi poolt. Nimelt on emotsioonide väljendamine midagi, mida inimene on võimeline tahtlikult suunama, mõjutades nende emotsioonide väljendamise intensiivsust või asendades need mõne muu emotsiooniga (Gross & Levenson, 1997). Võime emotsioone oma tahtele vastavalt reguleerida on oskus, mis eksisteerib juba eelkooliealistel lastel ning muutub vanusega järjest paremaks. Selle oskuse eesmärk on väljendada neid emotsioone, mida meilt mingil antud hetkel oodatakse. Näiteks on lääne kultuuriruumis paljudele lastele üleskasvamisel õpetatud, et kingituse saamisel tuleks demonstreerida rahulolu kingitusega, isegi kui see tegelikult ei meeldi (David, 1995). Seda tüüpi teadlik emotsioonide väljendamise reguleerimine ei oma mõju mitte ainult väljapoole, vaid ka sissepoole. Näiteks on eri uurijad arvanud, et

emotsioonide inhibeerimine võis olla üks põhjusi psühholoogiliste haiguste tekkel. Samas on ka koolkond teadlasi, kes väidavad, et tegemist on positiivse nähtusega. Emotsioonide reguleerimine on väidetavalt inimese kognitiivses arengus tähtis arenguetapp. See seisukoht on kooskõlas väitega, et vaimselt terve täiskasvanu peab suutma olema võimeline oma emotsioone väljendavat käitumist teatud piirideni inhibeerima (Gross & Levenson, 1997). Negatiivsed kõrvaltoimed emotsioonide inhibeerimisel võivad olla näiteks emotsionaalne söömine (Wolz et al., 2021) ja depressiooni tekkimine (Burdette et al., 2021).

Kui emotsioonide reguleerimine on oskus, mis esineb juba väiksematel lastel ning vanusega muutub paremaks, kas siis võib ka emotsioonide lugemist oskuseks pidada ning miks võiks emotsioonide tuvastamine kasulik olla? Sotsiaalsetes olukordades edastavad inimesed väga palju infot oma tunnete, arvamuste ja kavatsuste kohta läbi emotsioonide, mille mõistmine aitab omakorda teistel osapooltel vastavalt reageerida (Rabin et al., 2022; Monroy et al., 2022).

Emotsiooni komponendid

Emotsioonide kogemisel ei pruugi inimesed alati samamoodi reageerida. Näiteks võib olukord, kus kogetakse midagi negatiivset, mõjutada üht inimest emotsionaalselt tugevamalt kui teist, ning on ka võimalik, et see, mida üks kogeb negatiivse emotsioonina, kogeb teine hoopis positiivse tundeelamusena. Selliste eripärade kirjeldamiseks kasutatakse termineid „valents“ ja „erutus“. Valents iseloomustab stiimuli poolt tekitatud emotsiooni meeldivuse või ebameeldivuse taset (Megalaki et al., 2019; Kauschke et al., 2019). Kõiki stiimuleid, mis tekitavad inimestes emotsionaalseid reaktsioone, on võimalik paigutada valentsi mõttes binaarsele skaalale. Positiivne valents iseloomustab stiimulit, mida inimene peab enda jaoks meeldivaks ning millele ta sooviks lähemale liikuda või mida kauem kogeda. Negatiivne valents iseloomustab inimese jaoks ebameeldivat stiimulit, mille puhul on soov sellest eemalduda või selle kogemine muul viisil lõpetada.

Emotsionaalne erutus on teine aspekt, mida kasutatakse emotsioonide identifitseerimisel ja kirjeldamisel. Erutust iseloomustab see, kui suurt elevust või motiveeritust stiimuli suhtes kogetakse (Deckert et al., 2020). Emotsionaalse erutuse funktsioon on reguleerida seda, kui suurt aktivatsiooni inimene teda mõjutava stiimuli suhtes tunneb (Zsido et al., 2020). Aktivatsiooni suurusest sõltub see, kui suurt tähelepanu vastavale stiimulile suunatakse (Schimmack & Derryberry, 2005). Schimmack ja Derryberry (2005) väitsid, et kuigi on olemas universaalsed

stiimulid, mille suhtes enamus inimesi demonstreerivad kõrgemat erutust (evolutsiooniliselt näiteks madude nägemine või seksuaalse sisuga stiimulid), on iga inimese puhul emotsionaalse erutuse tunnetamine stiimulite suhtes erinev. Oma katsetes lasid Schimmack ja Derryberry (2005) katseisikutel lahendada erinevaid tähelepanu nõudvaid ülesandeid ning samal ajal näidati neile pilte, mida nad pidid ignoreerima. Teatud piltide puhul suunasid katseisikud oma tähelepanu tihedamini piltidele kui teiste puhul. Rohkem tähelepanu said pildid, mille sisuks oli näiteks maod (evolutsioonilise ohu teooria) ning atraktiivsed modellid. Sellest katse põhjal demonstreeriti emotsionaalse erutuse interferentsi mõju. Mida kõrgem oli emotsionaalne erutus, seda suuremal määral kaasnes sellega interferents, mis sundis inimest suunama tähelepanu erutust tekitavale stiimulile, ignoreerides seda stiimulit, mida enne üritati teadlikult jälgida.

Baasemotsioonid

Kuigi emotsioonide kogemise puhul on valents ja erutus tähtsad komponendid, ei saa emotsioonide kogemine kui protsess neist alguse. Nimelt on kõigepealt tarvis emotsioon inimese poolt ära fikseerida ehk tuvastada. Sama seisukohta toetavad ka eespool mainitud teooriad: näo tagasiside teooria (Davis et al., 2009), James-Lange teooria (Buck, 1980; Britain, 1926), Schachter-Singeri teooria (Schachter & Singer, 1962), Lazaruse emotsioonide hindamise teooria (Lazarus & Folkman, 1984; Scherer et al., 2021), Cannon-Bardi teooria (Friedman, 2010) ja Darwini emotsioonide evolutsiooni teooria (Ekman, 2009). Kuigi emotsioonide väljendamisel on mitmeid viise (nt hääletoon, intonatsioon, žestikuleerimine), siis antud töös keskendub autor miimikale kui emotsioonide väljendajale. Varasemalt läbiviidud uuringute põhjal on leidnud kinnitust, et muutused emotsioonide füsioloogias kutsuvad esile muutusi näolises väljenduses ehk miimikas (Dalglish & Power, 1999). Kas emotsiooni väljendus on midagi universaalset või on tegemist unikaalsete väljendustega, mis on omased mingile kindlale kultuurile või grupile? Mõlemad variandid on toetust leidnud. Varasemates uuringutes on leitud, et on olemas emotsioone, mille miimilised väljendused on kõikide inimeste puhul universaalsed (viha, vastikus, rõõm, kurbus, hirm ja üllatus) ning emotsioone, mille väljendused on erinevad vastavalt kultuurile (nt ameeriklased ja jaapanlased) (Ekman & Oster, 1979; Ekman et al., 1987; Edwards et al., 2002). Universaalselt levinud emotsioonide kohta kasutatakse mõistet baasemotsioonid ning sellesse emotsioonide kategooriasse kuuluvad rõõm, viha, kurbus, hirm, üllatus ja vastikus (Ekman & Friesen, 1971). Levinud põhjendus universaalsete emotsioonide olemasolule on see,

et nende emotsioonide kasutamise puhul on tuvastatud kindlad ja korduvad mustrid ajutegevuses (Ekman, 1992). Lisaks toetab seda teooriat see, et nende emotsioonide puhul kasutatakse evolutsiooni käigus väljakujunenud eelprogrammeeritud kindlaid signaale (Ekman & Oster, 1979). Need eelprogrammeeritud signaalid on spetsiifiliste näolihaste koostöö mingi kindla emotsiooni väljendamise jaoks (Ekman & Friesen, 1971). Näiteks naeratamise puhul, mis väljendab rõõmu, on peamiseks indikaatoriks ülespoole suunatud suunurgad, mille puhul rakendab inimene suurt sarnalihast ehk *musculus zygomatic major* (Ekman & Rosenberg, 2005). Sedamoodi näolihaste kaardistamine ja erinevate emotsioonidega seostamine võimaldab inimeste poolt demonstreeritud näoväljendusi kodeerida. Sarnane süsteem on juba loodud ning kannab nime FACS (ingl *Facial Action Coding System*; Ekman et al., 2002). Universaalsete emotsioonide puhul esineb kohati variatsioone erinevate kultuuride lõikes, mis tuli välja Ekmani ja Frieseni katses. Algselt demonstreerisid ameeriklased ja jaapanlased võrdselt emotsioone, kuid kui katse juures viibis autoriteetne isik, siis näitasid jaapanlased välja rohkem uudishimu ning demonstreerisid suuremat kontrolli oma emotsioonide üle (Ekman & Oster, 1979). Kuid on ka vastuväiteid universaalselt väljendatavate emotsioonide kohta. Varased uuringud, millega emotsioonide universaalsust tõestati, said mitmete uurijate silmis kriitikat nende tulemuste konvergensuse, sisemise valiidsuse ja ökoloogilise valiidsuse osas. Näiteks toodi välja, et katseisikutele anti piiratud valikuvariandid, valim koosnes sõltuvatest gruppidest ning kasutati võimendatud emotsioonidega pilte (Russell, 1994). Võimendatud emotsioonide puhul peeti silmas olukorda, kus inimene demonstreerib oma emotsiooni palju märgatavamal viisil kui tavaolukorras. Lisaks on toodud vastuväitena asjaolu, et enamus emotsioone uurivaid uuringuid on koostatud lääne kultuuriruumis ning neis ei ole teiste kultuuride eripäradega arvestatud (Jack et al., 2012). Tänapäeval on tehtud uuringuid, kus universaalsete emotsioonide olemasolu on leidnud kinnitust ka teistes kultuuriruumides (Sauter et al., 2010). Sama nõrkus kandub tänapäeval üle ka masinõppe valdkonda, kus masinad õpetatakse välja lääne kultuuriruumist pärit inimeste poolt (Feldman Barrett, 2021). Kuigi universaalselt levinud emotsioonide kohta on nii poolt- kui ka vastuväiteid, siis antud töös lähtutakse seisukohast, et need on olemas.

Erinevates uuringutes, kus vaadatakse lähemalt emotsioonide tuvastamise võimekust, kasutatakse tihti andmebaase, mis põhinevad Ekmani baasemotsioonidel. Üks läbivaid puudusi nende andmebaaside puhul on nende valiidsus. Näiteks ei esine andmebaaside valideerimisel soolist tasakaalu (Scherer & Scherer, 2011; Krumhuber et al, 2021; Goeleven et al, 2008) või on

väike valim täiskasvanuid (Scherer & Scherer, 2011; Dyck, 2012; Huang et al., 2012; Krumhuber et al, 2021; Tottenham et al, 2009). Käesoleva magistr töö üks tugevusi on see, et kasutatakse eelnevate töödega võrreldes suuremat valimit.

Emotsioonide kodeerimine

Miimiliste liigutuste tuvastamiseks jaotatakse nägu kui kogum väiksemateks komponentideks, mille nimetamisel kasutatakse lühendit AU (ingl *action unit*). Niimoodi miimika jagamine väiksemateks ühikuteks on osa FACS meetodist (ingl *Facial Action Coding System*), mis on laialt levinud süsteem näolise tegevuse kirjeldamiseks (Sayette et al., 2001). Kokku on olemas 44 AU-d ning lisaks sellele alamkategoriad silma- ja pealiigutustele ning asenditele. Kuigi AU-d põhinevad näo anatoomilisel ehitusel, ei saa siiski väita, et tegemist on 1:1 vastavusega. Seda põhjusel, et üks lihas on võimeline näos mitut erinevat muutust esile kutsuma. Näiteks koljupealse lihase (lad *musculus occipitofrontalis*) mediaanpoolt pingutades tõusevad kulmu ninapoolsed otsad, kuid lateraalosa pingutades tõusevad kulmu kõrvapoolsed osad. FACS kodeerimise süsteem võimaldab kodeerida iga näoliigutuse intensiivsust 5-punktilisel skaalal, näo liigutuse ajastust ning näolisi väljendusi „sündmuste“ järgi. Sündmus on FACS-i kontekstis näo miimiline väljendus, mis võib koosneda ühest või mitmest AU ühikust. FACS-i süsteemi näitlikustamiseks saab tuua eelnevalt mainitud kulmude liigutamise. Kulmu sisemise osa liigutamine vastab FACS süsteemis ühikule AU1, mis vastab kirjeldusele „kulmu sisemise osa kergitaja“ ning seostub koljupealse lihase seesmise küljega (lad *frontalis, pars medialis*) ning AU2, mis vastab kirjeldusele „kulmu välimise osa kergitaja“ ning mis seostub koljupeale lihase välise küljega (lad *frontalis, pars lateralis*) (Ekman & Rosenberg, 2005). Sedamoodi kirjeldavad üksikelemendid näos ühte spetsiifilist liigutust. Keerukamate liigutuste puhul on tarvis AU ühikuid omavahel kombineerida. Näiteks terve kulmu kergitamine vastab kombinatsioonile AU 1+2 ning AU 6+43 vastab näolisele väljendusele, kus silmi pigistatakse tugevalt kokku (Ekman et al., 2002).

FACS süsteemi kasutamisel inimhindajate poolt emotsioonide kodeerimisel on kaks varianti: kodeerimisejärgne protseduur ja FACS kodeerimise protseduuri modifitseerimine, mis hõlmaks kohest emotsiooniks tõlgendamist. Varasemalt kasutati emotsioonideks kodeerimisel FACS/EMFACS (ingl *Emotional Facial Action Coding System*) emotsioonide andmebaasi, mis aitas kategoriseerida FACS-i poolt loodud erinevaid sündmusi sisaldavaid näolisi liigutusi, mis

seostuvad mõne kindla emotsiooniga. FACS käsiraamatule (Ekman et al., 2002) tuginedes saab baasemotsioone kirjutada lahti järgnevalt:

- Rõõm: AU 6 (põse tõstja) + 12 (suu nurga tõmbaja)
- Kurbus: AU 1 (sisemise kulmu tõstja) + 4 (kulmu langetaja) + 15 (huule nurga allasuruja)
- Üllatus: AU 1 (sisemise kulmu tõstja) + 2 (välise kulmu tõstja) + 5 (ülemise silmalau tõstja) + 26 (lõua langetaja)
- Hirm: AU 1 (sisemise kulmu tõstja) + 2 (välise kulmu tõstja) + 4 (kulmu langetaja) + 5 (ülemise silmalau tõstja) + 7 (silmalau kokkusuruja) + 20 (huule pikaks venitaja) + 26 (lõua langetaja)
- Viha: AU 4 (kulmu langetaja) + 5 (ülemise silmalau tõstja) + 7 (silmalau kokkusuruja) + 23 (huule kokkusuruja)
- Vastikus: AU 12 (suu nurga tõmbaja) + 14 (lohukese tekitaja)

FACS/EMFACS koosnes empiirilisest ja teoreetilisest andmebaasist, mis põhines Ekmani labori ja teiste laborite töödel. Tänapäevaks on seda andmebaasi edasi arendatud ning nüüd asendab seda FACS-AID (ingl *Facial Action Coding System Affect Interpretation System*). (Ekman & Rosenberg, 2005). Inimene, kes ei ole õppinud FACS süsteemi ning selle toimimist, hindab igapäevastes sotsiaalsetes olukordades emotsioone alateadlikult ilma, et ta enda jaoks erinevad AU ühikud järk-järgult ära kaardistaks.

Masinõppe rakendamine emotsioonide uurimises

Käesoleva digitaalajastu üks ambitsioonikamaid väljakutseid on seotud masinõppe kui tehisintellekti ühe alaliigi arendamisega. Tänapäevases ühiskonnas on pea igas valdkonnas tarvis kokku puutuda massandmetega ning nende läbitöötamisel inimese poolt peab arvestama äärmiselt suure aja- ja ressursikuluga. Masinõppe suurim väärtus on selle võimekus iseseisvalt suuri ning keerukaid andmemahte läbi töötada, vähendades nõudlust ajalise ressursi ja tööjõu järele (Zhang et al., 2021; Dollmat & Abdullah, 2021). Samuel (1959) on masinõppe defineerinud järgnevalt: “Teadusharu, mis loob arvutitele võimekuse õppida ilma selgesõnalise programmeerimiseta”. Seega saab öelda, et masinõppes nähakse autonoomset lahendust, mis toetaks inimest igapäevaste toimingute juures nagu auto juhtimine või nägude tuvastamine.

Selleks, et masin suudaks neid ülesandeid täita, on kõigepealt tarvis luua algoritm, mis suudaks võtta vastu keskkonnast tulevat informatsiooni nii nagu seda teeb inimene. Seepärast ongi praegu üheks aktuaalseks suunaks, mida on viimasel ajal masinõppe kontekstis üsna palju uuritud, emotsioonide miimika põhjal äratundmine (Flynn et al., 2020; Gowda et al., 2019; Król & Król, 2019; Krumhuber et al., 2019). Tegemist on interdistsiplinaarse teemaga, kus on omavahel tihedalt seotud psühholoogia ja infotehnoloogia. Kuigi emotsioonide tuvastamine miimika põhjal on inimeste poolt lihtsasti teostatav, siis Flynn'i ja tema kolleegide (2020) töö tõi kitsaskohana välja selle oskuse õpetamise masinale. Selleks, et luua automaatset näotuvastust võimaldav algoritm, on tarvis koguda kokku massiivsetes kogustes andmeid (Garcia-Ceja et al., 2020). Lisaks on varasemates katsetes kasutatud ülevõimendatud näoväljendusi, kuigi igapäeva elus kasutatav miimika on tavaliselt vähem intensiivne (Krumhuber, 2019). Igapäevase miimika puhul on tegemist spontaanse miimikaga, mis tuleb inimesel loomulikult. Käesolevas uuringus käsitletakse spontaanse miimika emotsioone kui väljendatud emotsioone. Lisaks kasutatakse töös terminit varjatud emotsioon, mis kujutab endast emotsiooni väljendamise allasurumist. Selline eristus on tähtis, kuna varasemad uuringud on näidanud, et eri viisil väljendatud emotsioonide tuvastamise korrektsuse vahel on märkimisväärne erinevus. Näiteks leidsid Krumhuber ja kolleegid (2021), et poseeritud baasemotsioonide tuvastamise puhul oli masina täpsusprotsent 65.43%. Poseeritud emotsioonide puhul oli emotsiooni demonstreerivatel inimestel korraldus mingit kindlat emotsiooni välja näidata. Spontaansete ehk väljendatud baasemotsioonide puhul oli märkimisväärne erinevus, mediaantulemus oli 44.52%. Antud uuringus loeti juhuse piires 17%. Tänapäevaks on töötatud välja mitmeid algoritme, mille võimekust näoväljenduste tuvastamisel on saanud suuremal või vähemal määral edu. Ülevaate mõttes vaadatakse lähemalt järgnevaid algoritme: peakomponentide analüüs (ingl *principal component analysis* ehk PCA), lineaarne diskrimineeriv analüüs (ingl *linear discriminant analysis* ehk LDA), tugivektormasin (ingl *support vector machine* ehk SVM) ja kahedimensiooniline eristamislokaalsust säilitav projektsioon (ingl *two-dimensional discriminant locality preserving projections* ehk 2D-DLPP).

PCA on omadusvektoril põhinev lähenemine nägude tuvastamisele, mis on oma olemuselt lihtsam võrreldes teiste eksisteerivate algoritmidega. Nimelt on tegemist ruumilisuse vähendamise tehnikaga. PCA muudab omavahel analoogsed faktorid erinevateks omavahel mitte korreleerivateks faktoriteks, mis moodustavad reeglite segmendid (Sabharwal et al., 2019). Omadusvektorite põhjal loodud reeglite segmente võrreldakse näopiltidega. Võrdluse käigus

antakse mõlemale vektorosakaalu näole väärtus ning mida sarnasem on väärtus, seda sarnasem on vaadeldav nägu loodud reegli segmendiga (Brahnam et al., 2006).

Kuigi PCA on optimaalne meetod piltide rekonstrueerimiseks madalamõõtmelises ruumis, ei ole see kõige optimaalsem meetod piltide vaheliste erinevuste eristamiseks. LDA näol on tegemist näo tuvastamise meetodiga, mis põhineb Fisheri identifitseerimise süsteemil. PCA ja LDA peamine erinevus tuleneb sellest, et PCA kohtleb tervet andmestikku tervikuna, samas LDA üritab erinevusi modelleerida andmestiku siseselt. Sisuliselt tähendab see, et LDA meetodi abil leitakse andmestiku seast reeglid ning nende abil üritatakse andmestikku kui tervikut klassifitseerida erinevatesse gruppidesse. LDA näol on tegemist juhendatud masinõppega ning see tuleb eristamist nõudvate ülesannete lahendamiseks PCAst paremini toime ainult juhtudel kui sisendiks on olemas suuremahuline ning esinduslik treeningandmestik. (Brahnam et al., 2006).

SVM näol on tegemist õppimissüsteemiga, mis jaotab sisestatud andmestikust tulenevad mustervektorid kahte klassi, mille vahel on optimaalselt eristav hüpertasand. SVM loob mustrite klassifikaatorid, rakendades erinevaid kernel-funktsioone kui võimalikke ligilähedaste funktsioonide komplekte. Selleks optimeeritakse kaksik-kvadraatiline programmeerimise probleem ning kasutatakse induktiivse põhimõttena struktuurse riski minimaliseerimist (Brahnam et al., 2006).

2D-DLPP algoritmi eelkäija on LPP (ingl *locality preserving projections*). LPP on võrreldes PCA-ga suurema eristamisvõimega ning suudab asukoha omadusi säilitada. LPP näol on tegemist aga vektoritel põhineva meetodiga, millel esinevad omad puudujäägid ainsuse probleemi (ingl *singular problem*) näol, mille tagajärjel läheb osa äratundmiseks vajalikku infot kaotsi. Selle probleemi ületamiseks arendati välja 2D-LPP algoritm, mis lisab LPP algoritmile 2D laienduse. See tähendab, et vektorite asemel kogutakse andmeid maatriksi abil. Kuigi see aitab lahendada ainsuse probleemi, on ka sellel algoritmil suur puudujääk, nimelt 2D-LPP algoritmi puhul ei tähtsustata piisavalt palju eristavat informatsiooni, mis on äratundmise puhul vajalik. Selle probleemi lahendamiseks on loodud 2D-DLPP algoritm. Antud algoritmi eesmärk on leida parim viis eristamiseks erinevaid klasse, minimaliseerides klassisiseste omaduste distantssi ning maksimaliseerides klasside vaheliste omaduste distantssi (Zhi & Ruan, 2008).

Käesolevas magistritöös kasutatava masinõppe algoritmi valik põhineb Adebayo (2021) koostatud uurimistööl. Selles uurimistöös kasutati kahte vabavarana kättesaadavat algoritmi: FAN (ingl *Frame Attention Network*) ja Deep-Emotion (ingl *Deep Attention Convolutional Network*). FAN kasutab andmesisendiks videomaterjali, millest valitakse välja kaadrid näost ning mille põhjal koostatakse masina jaoks miimikast fikseeritud tunnustega representatsioon. Antud representatsiooni põhjal koostab FAN kaks moodulit: tunnuste kinnistamise moodul (ingl *feature embedding module*) ja kaadri tähelepanu moodul (ingl *frame attention module*). Esimene moodul kasutab näo kuvatõmmist, et luua tunnusvektorid ning teine moodul kasutab kahetasandilist tähelepanu kaalu, et liita esimese mooduli poolt saadud tunnusvektorid kokku, luues ühtse eristatava videorepresentatsiooni. Deep-Emotion on süvaõppe algoritm, mis põhineb konvolutsioonilisel tähelepanu võrgul (ingl *convolutional neural network*, lühidalt CNN), mille on olemas võimekus fokuseerida näos emotsioonide tuvastamiseks olulistele piirkondadele. Mõlema mudeli edukuse mõõdikuks kasutati nende hindamise protsentuaalset täpsust võrreldes kogumiga (Adebayo, 2021). Sellise mõõdiku kasutamine on antud valdkonnas leidnud kasutust ka teistes teadustöodes (Zhao et al., 2016; Zhang et al., 2017). Oma eksperimentide käigus hindas Adebayo (2021) ka käesolevas magistritöös analüüsitava videomaterjali puhul FAN algoritmi täpsuseks 92.30% ning Deep-Emotioni täpsuseks 89.69%. Algoritmi treenimiseks kasutati nii väljendatud kui ka varjatud emotsioone. FAN algoritmi parema täpsusprotsenti põhjal otsustati käesolevas töös tugineda sellele algoritmile.

Käesolev uurimistöö

Magistritöö peamiseks eesmärgiks on tuvastada kui efektiivselt suudab valitud algoritm näoliste väljenduste põhjal inimeste baasemotsioone tuvastada ning seejärel võrrelda kui hästi tuleb masin toime võrreldes inimesega. Nii inimesele kui ka masinale esitatakse lisaks väljendatud baasemotsioonidele ka varjatud emotsioone ehk allasurutult väljendatud emotsioone. Sellega seoses esitatakse järgnevad uurimisküsimused:

1. Kas masinõppe algoritm eristab usaldusväärset nii väljendatud kui ka varjatud baasemotsioone?
2. Kas erinevate baasemotsioonide tuvastamisel esineb masinal või inimesel erinevusi?
3. Kas baasemotsioonide äratundmisel on edukam inimene või masin?

Tuginedes eelnevalt käsitletud kirjandusele ja käesoleva uurimistöö eesmärgile on püstitatud järgnevad hüpoteesid:

1. Masinõppe algoritm suudab väljendatud baasemotsioone tuvastada vähemalt 90% täpsusega.
2. Masinõppe algoritm on võimeline varjatud baasemotsioone usaldusväärset tuvastama.
3. Masinõppe algoritmi võime tuvastada baasemotsioone ei erine kuue baasemotsiooni lõikes eiväljendatud ega varjatud tingimuses.
4. Inimene on väljendatud baasemotsioone võimeline tuvastama 70% täpsusega.
5. Inimene on võimeline varjatud baasemotsioone usaldusväärset tuvastama.
6. Võrreldes inimesega suudab masin kogumis talle esitatud väljendatud ja varjatud baasemotsioone tuvastada suurema protsentuaalse täpsusega.

MEETOD JA VAHENDID

Valim ja uuringu läbiviimine

Uuringus osales 223 katseisikut, kelle keskmine vanus oli 32,29 ($SD=11,78$). Neist 28 olid mehed, keskmise vanusega 33,04 ($SD = 12$) ja 189 naised, keskmise vanusega 32,26 ($SD = 11,86$). 6 katseisikut ei avaldanud oma sugu. 48,43% vastanutest olid kõrgharidusega ning 42,15% keskharidusega. Katseisikute värbamisel kasutati Tartu Ülikooli e-kirja loendeid ning sotsiaalmeediaplatformi *Facebook*, läbi mille jagati infot uuringu raames läbiviidava katse osas.

Kasutatud mõõtevahendid

Uuring koosnes kahest osast Kaemuse veebikeskkonnas (<https://kaemus.psych.ut.ee/>) küsimustike täitmine ja põhikatses osalemine, mis hõlmas videomaterjalide vaatamist ning hindamist.

Põhikatses kasutatavad stiimulid loodi varasemalt kogutud videomaterjali põhjal. Videomaterjalid pärinevad 2018-2020 läbiviidud uurimisprojektist „Recognizing expressed and hidden emotions by face and electrophysiological signals from the brain”, mida juhtisid Kairi Kreegipuu ja Gholamreza Anbarjafari. Uurimisprojekti käigus salvestati osalenud inimeste nägudest videoklipid. Videomaterjali salvestamisel osales 107 inimest, kellest 39,5% olid mehed

ning 60,5% olid naised. Valimi vanus oli vahemikus 18-45 ning keskmine vanus oli 24,93 ($SD=6,19$). Eksperiment jagunes neljaks osaks (millest käesolevas töös kasutati 1. ja 4. osa):

1. Ekraanil esitatud miimiliste emotsioonide peegeldamine (põhines väljendatud näolistel stiimulitel viha, vastikus, rõõm, neutraalne, kurbus, üllatus, hirm, stiimulmaterjal pärit Ekmani näopiltide andmebaasist (Ekman & Rosenberg, 1997). Selle osa nimeks oli *Ekman*.
2. Ekraanil kuvatavate emotsionaalsete sõnade väljendamine (kuvatati sõnad: viha, vastikus, rõõm, neutraalne, kurbus, üllatus, hirm). Selle osa nimeks oli *Verbal*.
3. IAPS (ingl *Internation Affective Picture System*; Bradley & Lang, 2017) piltide suhtes tekkiva emotsionaalse näolise väljenduse võimendamine (viha, vastikus, rõõm, neutraalne, kurbus, üllatus, hirm). Selle osa nimeks oli *Over*.
4. IAPS piltide suhtes tekkiva emotsionaalne näolise väljenduse allasurumine (viha, vastikus, rõõm, neutraalne, kurbus, üllatus hirm). Selle osa nimeks oli *Under*.

Enne iga stiimulit (kas Ekmani näopilt, emotsiooni väljendav sõna või IAPS pilt) näidati ekraanil 500 millisekundit must-valget ruudustikku, misjärel näidati 6 sekundit stiimulit. Seejärel vastasid katseisikud kontrollküsimustele. Esimeses osas pidi imiteerima kujutatud näoilmet, teises osas väljendama ekraanil kujutatud emotsiooni kirjeldavat sõna. Kolmandas ja neljandas osas pidid katseisikud võimendama või suruma alla emotsiooni (sõltuvalt tingimusest), mida ekraanil kujutatav pilt neis tekitas. Täpsem info 2018. a katse kohta on Juuse (2020) magistritöös.

Käesoleva töö videomaterjali moodustas 238 ühe sekundi pikkuseks lõigatud klippi, milles esinenud isikuid oli kokku 17 erinevat inimest (koguvalim oli 107). Mehi oli videomaterjalis 7, keskmise vanusega 26,43 ($SD=8,04$) ja naisi 10, keskmise vanusega 28,80 ($SD=8,04$). Valik videomaterjali koostamisel tehti randomiseeritult ning ainukeseks tingimuseks võeti, et mehi ja naisi oleks enam-vähem võrdselt. Videosalvestustel olevate meeste seast identifitseerisid ennast 5 eestlastena ning 2 venelastena. Naiste seast identifitseerisid ennast 8 eestlastena, 1 venelasena ning 1 inglase. Videomaterjal jaotati kolmeks kogumiks ning magistritöö raames läbiviidud katses esitati katseisikutele vaatamiseks ja hindamiseks juhuslikkuse alusel üks kolmest kogumist. Igas kogumis olid viie täielikult unikaalse inimese videoklipid, mida teistes kogumites ei olnud. Lisaks olid igas kogumis kahe inimese videod, mis

kattusid kolme kogumi lõikes ehk neid videosid pidid hindama kõik katses osalevad isikud. Esialgselt Juuse (2020) tööst, mille moodustas neli erinevat tingimust, valiti välja kaks tingimust, Ekman ja Under, millest esimeses väljendatakse emotsionaalset nägu ning teises varjatakse. Käesoleva töö uurimisküsimustele vastamiseks olid need tingimused kõige olulisemad.

Masinõppe algoritmi osas valiti Adebayo (2021) tulemuste põhjal kogu videoklippide andmestikul (107 inimese klipid) kasutamiseks vabavaraliselt kättesaadav Frame Attention Network mudel (Emotion-FAN; Meng et al., 2019), mis baseerub konvolutsioonilistel tehiskäsitluste võrkudel (ingl *convolutional neural networks* ehk CNN). Mudeli kasutamiseks vajaliku koodi kohandamine, implementeerimine, treenimine ning testimine toimus intelligentse arvutinägemise (ingl *intelligent computer vision* ehk iCV) uurimislaboris Tartu Ülikooli tehnoloogiainstituudis 2022. aasta veebruarist maini.

Mudeli kasutamiseks eraldati kõik kasutatavad videoklipid üksikuteks kaadriteks, iga 1-sekundilise videoklipi kohta saadi 30 kaadrit. Kokku kasutati andmepunktidenähtude katsetingimuse x 107 osaleja x 7 emotsiooni x 30 kaadri põhjal 44 940 kaadrit. Teise etapina lõigati kaadritest automaatse näotuvastuse põhjal välja 224 x 224 piksli formaadis näokujutised (näidis näokujutiste kaadritest on esitatud joonisel/lisas 1). Mengi ja kolleegide (2019) skript kaadritest näo tuvastamiseks ning lõikamiseks (põhineb King (2021) dlib näotuvastusmudelil) töötas videotel halvasti: oli ajakulukas, see tähendab, et lõikas 1 kaadri 10 sekundiga ning seeläbi läks ühe isiku kaadrite eraldamiseks aega umbes 70 minutit; ning ei leidnud kõigilt kaadritelt nägusid üles. Seejärel vahetati Meng et al. (2019) skript nägude eraldamiseks laialdaselt kasutatava DeepFace näotuvastusmudeli vastu (Taigman et al., 2014). DeepFace võimaldas lõikamiskiirust graafikakaardi kasutamise kiirendada ning seega paranes kaadrite eraldamise kiirus 3 kaadri sekundis (ühe inimese klippide kohta seega aega 2,31 minutit). Meng et al. (2019) originaalkoodiga on võimalik tutvuda github.com/Open-Debin/Emotion-FAN ning käesoleva töö modifitseeritud koodiga github.com/joosephook/Emotion-FAN.

FAN mudel kasutab tuvastatavuse modifitseerimiseks kaht moodulit: enesetähelepanukaal (self-attention weights) ja seosetähelepanukaal (relation-attention weights), mis sisuliselt eristavad seda, kui palju rõhku paneb mudel üksiku kaadri põhjal tuvastatavusele (ingl *self-attention* moodul) ning kui palju võtab arvesse tervest videost tulenevat infot (ingl *relation-*

attention moodul). Meng et al. (2019) artiklis tõstis mõlema mooduli samaaegne kasutamine pildituvastamise võimekust 92,04%-lt 99,69%-le. Sama lähenemist kasutati käesolevas magistritöös kasutatud videoandmetel mõlema mooduliga ning algses katsetusfaasis parandas mõlema mooduli üheaegne kasutamine täpsushinnanguid (skriptides märgitud kui *self-relation-attention*; esialgne täpsusprotsent treenimisel oli sellega 99,92%). Seega otsustati kasutada mõlemat moodulit. Edasi eraldati valitud andmestik treenimis- ja testimisandmestikuks. Treenimisse jäid sisse 90 inimese videoklipid (kõik, kelle videod ei olnudkäesoleva magistritöö raames kasutatud kolmes kogumis). Treenimisandmetesse jäi seega 1260 (90 (inimene) x 2 (tingimus) x 7 (emotsioon)) videoklipi ehk 37 800 kaadrit. Testimisandmetesse jäid kolme hinnatava kogumiga saadud andmed: 238 (17 (inimene) x 2 (tingimus) x 7 (emotsioon)) klippi ehk 7140 kaadrit.

Küsimustike kogumi moodustasid viis erinevat küsimustikku:

- **Taustaküsimustik.** Antud küsimustikuga koguti katseisikute kohta järgnevaid taustandmeid: osaleja sugu, vanus, rahvus, eriala, tööstaatus, tööstaž, kokkupuude emotsioonidega seotud teaduskirjandusega, enesekohane hinnang teiste emotsioonide tuvastamise headuse kohta.
- **Empaatiaküsimustik EMP-2** (Kastepõld, 1998; kohandatud Davis (1983) *Interpersonal Reactivity Index* (IRI) põhjal).
- **Inimesetundmise küsimustik (MBS)** (Mind-reading Belief Scale; Realo et al., 2003).
- **PANAS** (positiivse ja negatiivse afekti hindamise küsimustik; Watson et al., 1988)
- **Emotsioonidega seotud erialase kogemusega kaardistamine**

Nimetatud küsimustega koguti infot suurema projekti raames (“Varjatud ja väljendatud emotsioonide tuvastamise andmebaasi (EMO2018) valideerimine sõltumatute inimhinnangute kaudu). Käesoleva magistritöö uurimisküsimustele vastamiseks nendest küsimustikest pärinevat infot ei kasutatud.

Protseduur

Uuring toimus täies mahus veebipõhisena Kaemuse veebikeskkonnas, kus katseisikud andsid esmalt informeeritud nõusoleku uuringus osalemiseks ning seejärel osalesid uuringu kahes osas (põhikatses ja küsimustike täitmises). Uuringu alguses vastasid katseisikud üldandmetega seotud küsimustele, mis sisaldas küsimusi nende taustinfo kohta ja praeguse seisundi kohta (väsimus, meeleolu jne.). Põhikatses näidati katseisikule lühikesi 1-sekundilisi videoklippe inimestest, kes kas peegeldasid baasemotsioone vastusena emotsioonipiltidele (2018-2020. uuringus tingimus *Ekman*) või varjasid oma tekkivaid reaktsioone piltidele, mis on emotsionaalse sisuga (*International Affective Picture System* ehk IAPS-pildid; tingimus *Under*). Katseisikute ülesanne oli keskenduda võimalikult täpselt esitatavale emotsioonile ning hinnata skaalal 1 (pole üldse esindatud) – 7 (on maksimaalselt esindatud), millist emotsiooni ning millisel määral inimesed väljendavad. Võimalik oli valida 6 vastusevariandi vahel: viha, rõõm, kurbus, vastikus, hirm, üllatus. Sama kahte küsimust küsiti teist korda veel („Millist emotsiooni see nägu veel väljendab?“) ning katseisikutel oli võimalik nimetada mõni teine emotsioon, mida videoklipis võidi nende arvates demonstreerida. Lõpuks küsiti kui positiivne või negatiivne, tugev ja loomulik oli kujutatud emotsioon. Emotsioonihinnangu osas olid kõik vastused Likerti skaalal 1-7. Pärast videoklippide vaatamist täitsid katseisikud ülejäänuid eespool toodud küsimustikud.

Eetilised aspektid

Käesoleval uuringul on Tartu Ülikooli inimuuringute kooskõlastus nr 322/T-17, kuupäevaga 17.08.2020. Kooskõlastus on antud projekti „Varjatud ja väljendatud emotsioonide tuvastamise andmebaasi (EMO2018) valideerimine sõltumatute inimhinnangute kaudu“ raames.

Kõik katseisikud olid teadlikud uuringu eesmärgist ning selle protseduurist. Enne katses osalemist andsid kõik osalejad enda informeeritud nõusoleku (valides Kaemuse veebikeskkonnas, et nad on toodud tingimustel nõus uuringus osalema). Uuringu käigus oli katseisikutel võimalik teha pause ning vajadusel ka osalemisest loobuda.

Uuringus osalemine oli vabatahtlik ning uuringu käigus kogutud andmed, mida oli võimalik katseisikute isikuga seostada (nimi, e-posti aadress, e-posti kirjavahetus), hävitatakse uuringu lõpus.

Andmeanalüüs

Andmeanalüüsi teostamisel kasutati tarkvara JASP 0.16.0.0. versiooni ning tarkvara Microsoft Excel. Õigete tulemuste arvutamisel kasutati Microsoft Excelit, kuna JASP-s ei olnud võimalik korrektses vormis tulemusi välja võtta. Juhuslikkuse jaotumist kontrolliti JASP-i abil ning masinõppe andmete analüüsimise tarbeks läbiviidav ANOVA teostati samuti JASP-s.

Tulemused

Inimeste võimekus baasemotsioone tuvastada

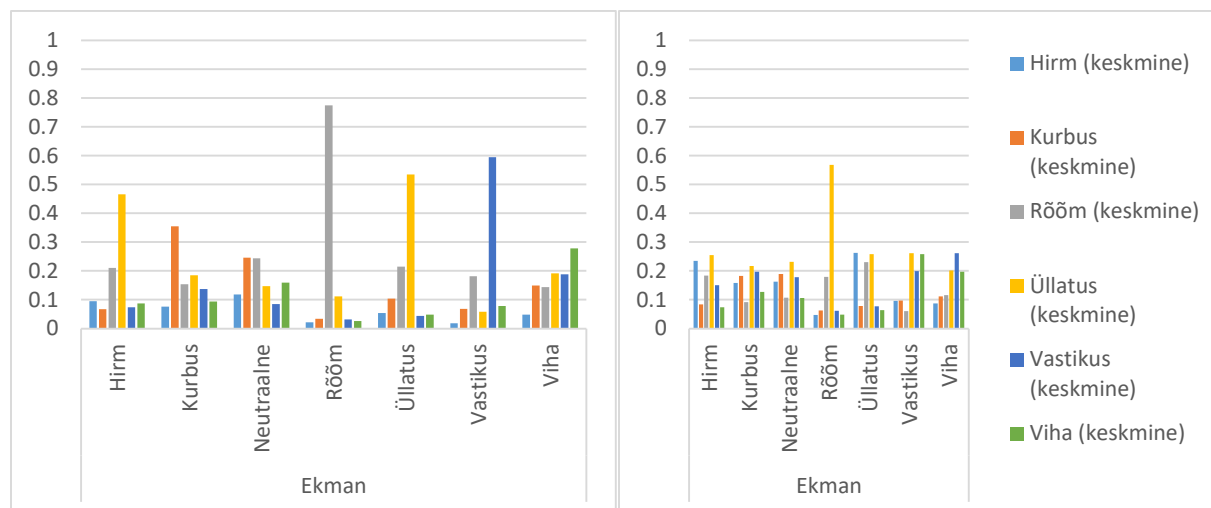
Tulemuste analüüsimisel käsitleti eraldi tingimustena väljendatud emotsioone (joonistel märgitud kui *Ekman*) ja varjatud emotsioone (joonistel märgitud kui *Under*). Tulemuste analüüsimisel kasutati Microsoft Excelis IF-OR valemit eesmärgiga sorteerida välja õiged vastused (väärtusega 1) ja valed vastused (väärtusega 0). Juhuslikkuse kontrollimiseks viidi läbi hii-ruut test tarkvara JASP abil. Hii-ruut testi jaoks peab olema täidetud kolm eeldust, mis antud töös olid täidetud:

- Muutujad peavad olema kategoorilisel skaalal ning peab olema rohkem kui 3 faktorit
- Muutujad peavad olema sõltumatud
- Valim on väike, kuid esinduslik

Katset tehes oli iga vaadeldava video kohta võimalik anda kaks vastust. Tulemuste juhuslikkuse piiriks määrati 17%. Katsetulemusi hinnates selgus, et kui esimesel korral märgiti ära õige vastus, siis teiseks vastuseks valiti enamuse ajast mõni muu vastus, mille tagajärjel vähenes õige vastuse osakaal (joonis 1). Lisaks kui arvestada juhuslikkuse piiri, siis teise vastuse puhul ei selgunud ühte kindlat õiget vastust iga emotsiooni puhul. Sellest tulenevalt võttis autor vastu otsuse tugineda analüüsi jätkudes ainult katsetulemuste esimestele vastustele.

Joonis 1

Väljendatud tingimuse sagedusjaotus

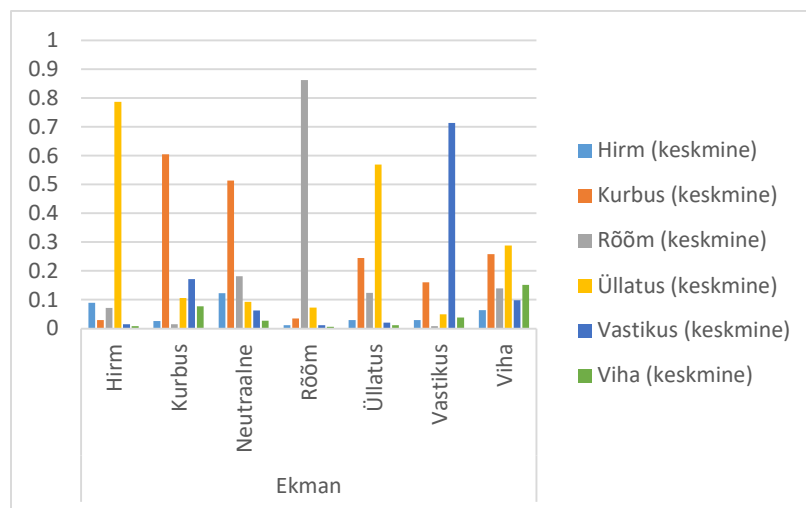


Märkus. Horisontaalteljel on toodud videoklippides esitatud emotsioonid ning igäühe juures tulpadena katseisikute poolset hinnangute sagedused, millise emotsiooniga oli tegemist. Esimene sagedusjaotus sisaldab ainult 1. vastust ja teine sagedusjaotus ainult 2. vastust.

Igale katseisikule näidatukogumis esitati hindamiseks seitsme inimese videoklipid, millest viie inimese klipid olid kogumis unikaalsed ning kahe inimese videod kattusid kõikis kolmes kogumis. Videomaterjali valiidsuse hindamiseks võrreldi korduvate videoklippide tulemust (joonis 2) üldise videoklippide tulemustega (joonis 1). Jooniste 1 ja 2 lähemal vaatamisel on seitsmest emotsioonist viie (vastikus, üllatus, rõõm, kurbus, hirm) kohta antud samasugused hinnangud nii kogu stiimulmaterjali kui kattuvate stiimulite korral. Neutraalse ja viha kohta on korduvate videoklippide puhul antud erinevust. Selle põhjal järeldati, et kasutatav videomaterjal oli valiidne.

Joonis 2

Väljendatud tingimuse sagedusjaotus korduvate videoklippidega

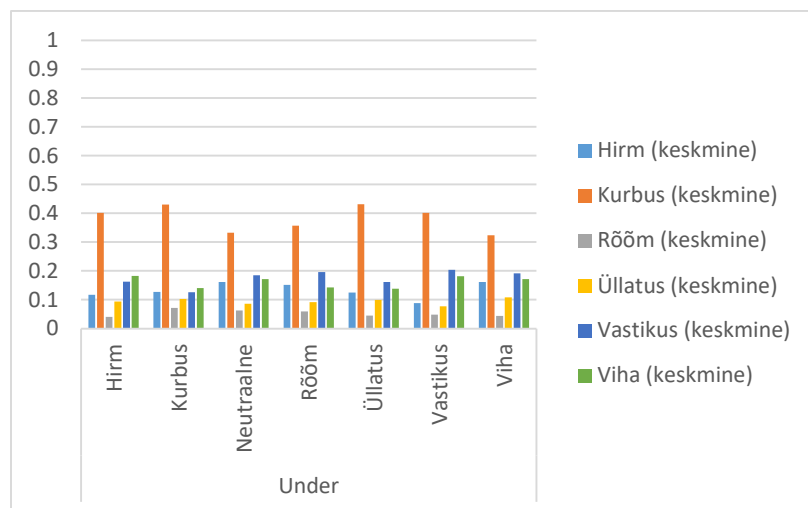


Märkus. Horisontaalteljel on toodud videoklippides esitatud emotsioonid ning igäihe juures tulpadena katseisikute poolset hinnangute sagedused, millise emotsiooniga oli tegemist. Sisaldab ainult korduvate videoklippide tulemust.

Kokku andsid katseisikud hinnagu 16630 videoklipile, millest 8352 olid väljendatud tingimusega ning 8278 olid varjatud tingimusega. Väljendatud tingimuses tunti ära hirmu 9,44%, kurbust 35,53%, rõõmu 77,42%, üllatust 53,52%, vastikust 59,52% ja viha 27,81% (tabel 1). Hirmu puhul oli kõige sagedasem vastusvariant üllatus 46,63%. Teiste emotsioonide puhul oli kõige sagedasem see emotsioon, mida videoklipp kujutas. Varjatud tingimuses tunti ära hirmu 11,77%, kurbust 43,08%, rõõmu 5,99%, üllatust 9,92%, vastikust 20,35% ja viha 17,19% (tabel 2). Kõige sagedasem vastus varjatud tingimuses iga baasemotsiooni puhul oli domineerivalt kurbus. See oli erinevate emotsioonide puhul järgmine: hirm 40,15%, rõõm 43,08%, üllatus 43,11%, vastikus 40,12%, viha 32,32%. Varjatud tingimuse testitulemusi iseloomustab joonis 4.

Joonis 3

Varjatud tingimuse sagedusjaotus



Märkus. Horisontaalteljel on toodud videoklippides esitatud emotsioonid ning igäihe juures tulpadena katseisikute poolset hinnangute sagedused, millise emotsiooniga oli tegemist.

Tabel 1

Väljendatud tingimuse vastuste sagedus

Väljendatud	Hirm	Kurbus	Rõõm	Üllatus	Vastikus	Viha
Keskmine	0,06	0,15	0,27	0,24	0,17	0,11
Hirm	0,09	0,07	0,21	0,47	0,07	0,09
Kurbus	0,08	0,36	0,15	0,18	0,14	0,09
Neutraalne	0,12	0,25	0,24	0,15	0,08	0,16
Rõõm	0,02	0,03	0,77	0,11	0,03	0,03
Üllatus	0,05	0,10	0,21	0,54	0,04	0,05
Vastikus	0,02	0,07	0,18	0,06	0,60	0,08
Viha	0,05	0,15	0,14	0,19	0,19	0,28

Märkus. Vasakpoolses tulbas on toodud välja emotsioonid, mida videoklipis demonstreeriti ning ülalpoles reas on toodud välja emotsioonid koos keskmistega, mis anti katseisikute poolt vastuseks. Paksus trükis on toodud välja kõige sagedasemad vastused iga demonstreeritud emotsiooni kohta.

Tabel 2*Varjatud tingimuse vastuste sagedusjaotus*

Varjatud	Hirm	Kurbus	Rõõm	Üllatus	Vastikus	Viha
Keskmine	0,13	0,38	0,05	0,09	0,18	0,16
Hirm	0,12	0,40	0,04	0,09	0,16	0,18
Kurbus	0,13	0,43	0,07	0,10	0,13	0,14
Neutraalne	0,16	0,33	0,06	0,09	0,18	0,17
Rõõm	0,15	0,36	0,06	0,09	0,20	0,14
Üllatus	0,13	0,43	0,04	0,10	0,16	0,14
Vastikus	0,09	0,40	0,05	0,08	0,20	0,18
Viha	0,16	0,32	0,04	0,11	0,19	0,17

Märkus. Vasakpoolses tulbas on toodud välja emotsioonid, mida videoklipis demonstreeriti ning ülalpoolses reas on toodud välja emotsioonid koos keskmistega, mis anti katseisikute poolt vastuseks. Paksus trükkis on toodud välja kõige populaarsemad vastused iga demonstreeritud emotsiooni kohta.

Saadud tulemuste osas viidi läbi hii-ruut test eesmärgiga kontrollida, kas tulemused erinevad juhuslikkusest. Juhuslikkuse lävendiks võeti 17% ning statistilise olulisuse nivooks $p=0,05$. Testi tulemusel selgus, et väljendatud tingimuse puhul esines kõigi emotsioonide puhul statistiliselt oluline erinevus $X^2(5)=864,49, p <,001$ (hirm); $X^2(5)=359,26, p <,001$ (kurbus); $X^2(5)=3229,11, p <,001$ (rõõm); $X^2(5)=1688,82, p <,001$ (vastikus); $X^2(5)=204,11, p <,001$ (viha); $X^2(5)=1316,18, p <,001$ (üllatus). Seega väljendatud tingimuse puhul ei olnud saadud tulemuste näol tegemist juhuslikkusega. Varjatud tingimuse puhul esines kõigi emotsioonide puhul statistiliselt oluline erinevus $X^2(5)=566,39, p <,001$ (hirm); $X^2(5)=620,60, p <,001$ (kurbus); $X^2(5)=390,17, p <,001$ (rõõm); $X^2(5)=611,45, p <,001$ (vastikus); $X^2(5)=292,61, p <,001$ (viha); $X^2(5)=656,35, p <,001$ (üllatus). Sarnaselt väljendatud tingimusele ei olnud ka varjatud tingimuse tulemuste näol tegemist juhuslikkusega.

Selleks, et selgitada välja, milliste vastuste puhul oli tegemist statistiliselt olulise erinevusega, viidi läbi binomiaaltestid iga baasemotsiooni puhul nii väljendatud kui ka varjatud tingimuse juures. Juhuslikkuse piiriks määrati 0,167 ning usaldusnivooks 95% ehk $p=0,05$. Väljendatud tingimuse puhul oli iga esitatud emotsiooni puhul kõige suurema

proportsionaalsusega ning statistiliselt oluline temale vastav emotsioon. Ainus erand oli hirm, mille puhul tõusis esile ainult rõõm proportsionaalsusega 0,77, $p < 0.001$ (tabel 3). Varjatud tingimuse puhul (tabel 4) oli iga esitatud emotsiooni puhul domineeriv tulemus kurbus. Lisaks valiti statistiliselt oluliselt ka vastikust.

Tabel 3

Väljendatud tingimuse binomiaaltesti tulemused erinevate emotsioonide lõikes

Väljendatud	Hirm	Kurbus	Rõõm	Üllatus	Vastikus	Viha
	(0,09)	(0,08)	(0,77)	(0,05)	(0,02)	(0,05)
Hirm	1,00	1,00	<0,001	1,00	1,00	1,00
	(0,07)	(0,36)	(0,03)	(0,10)	(0,07)	(0,15)
Kurbus	1,00	<0,001	1,00	1,00	1,00	0,95
	(0,21)	(0,15)	(0,77)	(0,21)	(0,18)	(0,14)
Rõõm	<0,001	0,90	<0,001	<0,001	0,10	0,99
	(0,47)	(0,18)	(0,11)	(0,54)	(0,06)	(0,19)
Üllatus	<0,001	0,06	1,00	<0,001	1,00	0,01
	(0,07)	(0,14)	(0,03)	(0,04)	(0,60)	(0,19)
Vastikus	1,00	1,00	1,00	1,00	<0,001	0,03
	(0,09)	(0,09)	(0,03)	(0,05)	(0,08)	(0,28)
Viha	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	<0,001

Märkus. Ülemises reas on märgitud ära tingimus ja äratundmiseks esitatud emotsioon ning vasakus tulbas on märgitud vastused. Sulgudes on märgitud iga vastuse proportsioon ning seejärel p-väärtus. Paksus kirjas on märgitud statistiliselt olulised tulemused.

Tabel 4*Varjatud tingimuse binomiaaltesti tulemused erinevate emotsioonide lõikes*

Varjatud	Hirm	Kurbus	Rõõm	Üllatus	Vastikus	Viha
	(0,12)	(0,13)	(0,15)	(0,13)	(0,09)	(0,16)
Hirm	1,00	1,00	0,92	1,00	1,00	0,71
	(0,40)	(0,43)	(0,36)	(0,43)	(0,40)	(0,32)
Kurbus	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	(0,04)	(0,07)	(0,06)	(0,04)	(0,05)	(0,04)
Rõõm	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	(0,09)	(0,10)	(0,09)	(0,10)	(0,08)	(0,11)
Üllatus	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	(0,16)	(0,13)	(0,20)	(0,16)	(0,20)	(0,19)
Vastikus	0,66	1,00	4.88e-3	0,71	<0,001	0,02
	(0,18)	(0,14)	(0,14)	(0,14)	(0,18)	(0,17)
Viha	0,08	0,99	0,99	1,00	0,10	0,34

Märkus. Ülemises reas on märgitud ära tingimus ja äratundmiseks esitatud emotsioon ning vasakus tulbas on märgitud vastused. Sulgudes on märgitud iga vastuse proportsioon ning seejärel p-väärtus. Paksus kirjas on märgitud statistiliselt olulised tulemused.

Masinõppe algoritmi võimekus korrektselt tuvastada baasemotsioone

Adebayo (2021) töös kajastatud mudeli rakendamises käesolevas töös osutus problemaatiliseks. Kuigi esialgselt mudelit treenides (testimiseks andmeid välja võtmata) märkis mudel täpsusprotsendiks 99,92% (varieerudes parameetreid muutes 3% piires), ei suudetud sarnaseid tulemusi saavutada ainult testimisandmete täpsusprotsenti arvesse võttes. Kõrgeim täpsusprotsent, mida suudeti testimisandmetel saavutada oli 35,12%. Väljavõtte testimisandmete korrelatsioonimaatriksist näitas, et mudel pidas pea kõiki emotsioone vastikuseks (õnnelikkuse sildiga emotsioone 82,35%, neutraalse sildiga 100%, hirmu sildiga 100%, viha sildiga 92,14%, kurbuse sildiga 100%, üllatuse sildiga 88,24%, vastikuse sildiga 100%). Tulenevalt sellest, et peaaegu kõik ennustatavad emotsioonid koondusid ühe sildi alla, leiti, et modifitseeritud mudeli peaaegu igasugune eristusvõime puudumine ei võimalda mudeli õppimisvõime kohta järeldusi teha ning et tulemused ei ole piisavalt usaldusväärsed, et neid edasistes analüüsides kasutada.

Parema eristusvõime saavutamiseks muudeti erinevaid parameetreid: modifitseeriti andmete sissevõtmise känkide suuruseid (ingl *batch size*) 40 ja 96 vahel – märgatavaid erinevuseid ei ilmnenu; muudeti õppimise kiirust (ingl *learning rate*) $4e-3$ -lt $4e-4$ -le – õppimiskiiruse vähendamine parandas mudeli täpsust; vahetati optimeerimismeetod SGD-lt Adam-ile (täpsemalt kirjutavad optimeerimismeetodite valikust näiteks Kingma & Ba, 2017) – erinevust ei ilmnenu; lisati originaalkoodile piltide automaatse transformeerimise skripti (PyTorch RandomPerspective funktsioon; Paszke et al., 2019), mis parandas tulemusi ~3% (16,51%-lt 19,19%-le). Vahepealne mudeli väljund pakkus kõigile emotsioonidele vastuseks neutraalsust, misjärel võeti nii treenimis- kui testimisandmetest välja kõik neutraalse sildiga stiimulid, kuid tulemus paranes vaid marginaalselt (31,03%-lt 35,12%-le). Treeningandmetest varjatud tingimuse eemaldamine sooritust ei parandanud.

Arutelu ja järeldused

Magistritöö eesmärk oli uurida, kui korrektselt suudavad inimene ja masinõppe algoritm tuvastada nii väljendatud kui ka varjatud emotsioone ning kumb neist on selles parem. Selle tarbeks püstitati viis hüpoteesi, millest kolm keskendusid konkreetselt masinõppe algoritmidele ning selle võimekusele nii varjatud kui ka väljendatud emotsioone tuvastada, üks hüpotees võrdles inimese ja masina erinevust varjatud ja väljendatud emotsioonide tuvastamisel ning üks hüpotees keskendus inimese võimekusele emotsioonide tuvastamisel.

Eksperimendi käigus küsiti katseisikutelt iga videoklipi osas millist emotsiooni nad seal välja loevad. Lisaks anti neile võimalus vastata, kas antud klipp kujutab nende jaoks veel mingit teist emotsiooni. Seda põhjusel, et videomaterjal on dünaamiline ehk näos peegelduvad emotsioonid võivad vahelduda. Lisaks on võimalik, üks näoilme võib väljendada mitut emotsiooni (üllatunud ja rõõmus). Andmeid analüüsis selgus, et esimese vastuse korral hinnati emotsioone pigem õigeks ning teiseks vastuseks anti mõni muu emotsioon. Mõlema vastuse kasutamise korral lõppanalüüsis oleks teine vastus, mis enamjaolt oli väär, vähendanud esimese vastuse mõju, mis enamasti oli korrektne. Seega otsustati antud töös tugineda ainult inimeste esimesele vastusele. Kui spekuloida, miks teine vastusevariant oli tihtipeale vale, siis põhjus võib peituda asjaolus, et katseisikud võisid tunda kohustust vastata midagi. Võimalus oli jätta teine vastus tühjaks, kuid sellele variandile ei olnud katse instruksioonides otseselt viidatud ning oma esimest vastust dubleerida võis katseisikute jaoks tunduda vale.

Kõige problemaatilisemaks osutus inimeste jaoks hirmu identifitseerimine. Kõige paremini tuli see esile väljendatud tingimuses, kus teiste baasemotsioonide tuvastamisel tuli kindlal määral esile õige vastus, kuid hirmu puhul oli üllatus tunduvalt populaarsem vastus. Üks võimalikke seletusi on FACS käsiraamatule tuginedes see, et hirmu ja üllatuse puhul kasutab inimese paljuski samu lihaseid (Ekman & Friesen, 2002; Fragopanagos & Taylor, 2005). Selle kohaselt on nii hirmu kui ka üllatuse puhul kasutusel AU 1 + 2 + 5 + 26. See tähendab, et mõlema emotsiooni väljendamise puhul tõstetakse kulme, ülahuult ning lõug lastakse alla. Hirmu puhul on aga veel lisaks võimalikud variandid, kus kasutatakse AU 4, 7 ja 20 ehk kulmud lastakse alla, huuled surutakse kokku või huuled venitata pikaks jooneks. Tekib küsimus, kui palju samu lihaseid kasutatakse teiste baasemotsioonide puhul. Kuigi mitmete baasemotsioonide vahel esinevad kattuvaid lihaseid, mida kasutatakse emotsiooni miimiliseks väljendamiseks, on enamuste vahel siiski rohkem erinevusi kui sarnasusi. Ainukeseks erandiks on hirm ja üllatus.

Inimhindajate puhul oli märgata märkimisväärset emotsioonide tuvastamise korrektsuse langust erinevate tingimuste vahel. Kui väljendatud tingimuse puhul oli keskmine korrektsete vastuste puhul 43,87%, siis varjatud tingimuse puhul langes see tulemus 18,05% peale. Erinevus kahe tingimuse vahel oli etteaimatav, kuna varjatud tingimuse eesmärk oligi teha emotsioonid raskemini loetavaks. Igapäeva elus võib selliseid olukordi, kus inimene varjab oma emotsioone, tulla ette mitmeid. Üks põhjusi, miks inimene võib oma emotsioone varjata, on sotsiaalsed reeglid. Tihti peale varjame me oma spontaanseid emotsioone vabatahtlikult kui see on meie hinnangul vastuolus meie kultuuriliste, sooliste või mõne muu sotsiaalse grupi reeglitega ehk me jälgime kindlaid käitumisreegleid (Ekman, 1975).

Kui võrrelda käesoleva töö tulemusi varasemate uuringutega, siis on märgata märkimisväärseid erinevusi. Näiteks Ameerikas läbiviidud uuringus oli keskmine emotsioonide tuvastamise tulemus 87,27% (Matsumoto & Ekman, 1989). Kui vaadata tulemusi täpsemalt, siis emotsioonide lõikes oli see järgmine: viha 87,12%, vastikus 78,48%, rõõm 97,97%, kurbus 94,52%, üllatus 94,43% ja hirm 71,12%. Antud katses hinnati samuti väljendatud baasemotsioonide demonstreerimist. Käesoleva uurimistöo kõige rohkem tuvastatud emotsioon väljendatud tingimuses oli rõõm 77,42%, üldine keskmine oli 43,87%. Üks seletusi võib olla asjaolu, et Eesti ühiskonnas võivad kehtida teistsugused sotsiaalsed reeglid võrreldes Ameerika ühiskonnaga, mis võib mõjutada miimika kasutamist ning selle intensiivsust (Ekman, 1975).

Samas viisid Mill ja kolleegid (2009) sarnase uuringu läbi Eesti valimi peal, kus uuriti eraldi vokaalsete ja miimiliste emotsioonide tuvastamist erinevates vanusegruppides. Miimiliste emotsioonide tuvastamisel said nad keskmiseks tulemuseks 70%. Samade piltidega, mida Mill ja kolleegid oma töös kasutasid, saadi Ameerika tingimustes tulemuseks 90%. Käesoleva töö videomaterjali üks eripära oli see, et videomaterjalis olevad inimesed pidid vaatama väljendatud baasemotsiooni pilti ning seda peegeldama. Arvestades, et Eesti valimi peal oli varasemalt väljendatud baasemotsiooni pildi äratundmise võimekus 70% ning käesolevas töös pidid katseisikud üritama seda peegeldatud emotsiooni ära tunda, siis on see tuvastamise protsendi langus kohati mõistetav. Kui videoklipis olev isik tuvastas talle presenteeritud emotsiooni ära 70% tõenäosusega, siis see tähendab 30% tõenäosusega võis ta seal näha mõnda muud emotsiooni. See tähendab, et ta võis nähtut tõlgendada mitte puhta emotsioonina (näiteks rõõm), vaid segaemotsioonina (näiteks üllatus ja rõõm). Nüüd kui käesoleva töö katseisik üritab videoklipis oleva isiku emotsiooni tuvastada, siis on tal tarvis tuvastada segaemotsiooni ning tema tõlgenduses võib veel rohkem „müra“ ehk teisi emotsioone olla.

Kas käesoleva töö tulemuste põhjal on võimalik väita, et emotsioone on võimalik üldistada ning kõik mõistavad neid samamoodi? Sellele küsimusele vastamiseks on hea tugineda katsetulemustes üldisele väljendatud tingimuse tulemusele ning tulemusele, kus käsitleti ainult korduvad videomaterjale. Üldiseid tulemusi lähemalt vaadates selgus, et edukalt suudeti kuuest baasemotsioonist ära tunda 5, viha puhul oli tulemus küll nõrk, kuid eristatav. Ainuke emotsioon, mille tuvastamisega oli raskusi, oli hirm, mis aeti tihti peale segamini üllatusega. Kuigi saadud tulemused on enamjaolt korrektsed ehk inimesed tuvastasid õiged emotsioonid ära, tasub silmas pidada, et katseisikud hindasid enamjaolt erinevaid videomaterjale ning võib argumenteerida, et üldistava järelduse tegemiseks peaksid kõik katseisikud vaatama sama videomaterjali. Selleks saab pöörduda korduva videomaterjali tulemuse poole. Korduva videomaterjali tulemusi uurides tuleb esile sarnane muster, kus suudeti edukalt tunda ära kurbus, rõõm, üllatus ja vastikus. Viha tuvastamisel oli korduvas videomaterjalis probleeme. Seega nii korduva kui üldise tulemused annavad pigem kinnitust väitele, et baasemotsioone on võimalik üldistada ning neid mõistetakse samamoodi.

Uurimistöö neli hüpoteesi olid seotud masinõppe ning selle võimekusega tuvastada emotsioone. Seoses nende hüpoteesidega tehti koostööd iCV uurimislaboriga. Kahjuks ei

õnnestunud andmete töötlemine sellisel viisil, mida oleks võimalik käesolevas töös kajastada. Kui varasemalt oli FAN algoritmiga saavutatud tuvastamise efektiivsus 90% ligi (Adebayo, 2021), siis käesoleva töö raames oli see võimekus keskmiselt 30% ligi, mis igal juhul jääb alla inimese võimekusele. Seega saab teha järeldusele, et ükski masinõppega seotud hüpotees ei leidnud kinnitust. Tekib küsimus, kuidas varasemas uuringus suudeti saavutada tuvastamise protsent 92,30%, kuid nüüd ei olnud enam võimalik. Kui vaadata lähemalt Adebayo (2021) poolt koostatud uurimistööd, siis selgub, et võrreldes praegusega on seal üks väga suur erinevus. Nimelt, mis masinõppe puhul omab kriitilist tähtsust, on andmete kogus, mida kasutatakse selle treenimiseks, valideerimiseks ja testimiseks. Adebayo (2021) uuringus oli andmete kogus tunduvalt suurem. Kui Adebayo kasutas oma töös treenimiseks 16 934 videoklippi ning testimiseks 4839 videoklippi, siis käesolevas töös oli treenimiseks 1260 videoklippi ning testimiseks 238 videoklippi. See tähendab, et käesolevas töös toimus testimise faas ligikaudu 20 korda väiksema andmemahuga ning see võis põhjustada tunduvalt nõrgema tuvastamisvõimekuse.

Püüangud ja edasised uurimissuunad

Käesoleva töö eesmärk oli uurida masinõppe algoritmi võimekust tuvastada baasemotsioone olukorras, kus neid demonstreeriv inimene väljendab või varjab oma emotsioone. Sellega kaasnesid aga omad probleemid. Nimelt ei suudetud käesoleva töö raames saavutada ligilähedale sarnaseid tulemusi valitud masinõppe algoritmi tulemustega, mida näidati selle esialgse väljatöötamise ja testimise hetkel. Kuigi lõplike põhjusteni jõudmiseks peab masinõppe poole uuesti üle vaatama, siis üks peamisi puudujääke, mida saab käesoleva töö õlule panna, on masinõppe kontekstis liialt väike valim. Nimelt on masinõppe väljatöötamise protsessis tavaliselt olemas üüratult suur andmekogum, mida oli ka selle algoritmi puhul, kuid käesolevas töös pidi tulema toime andmekogumiga, mis oli ligikaudu 20 korda väiksem väljatöötamise kogumiga võrreldes. Seda põhjusel, et tahtsime testimisfaasis kasutada samu videosid, mille kohta olid olemas inimeste hinnangud (kolme kogumi videod). Kuna algoritmi esialgsed tulemused olid paljulubavad, siis tulevikus tasuks sama algoritmiga töötamist uuesti proovida, kuid sellisel juhul tasuks pöörata suurt tähelepanu andmekogumi suurusele, mida kasutatakse.

Küsimusi tekkis ka inimhinnangute tulemuse osas. Kui varasemalt suudeti peamiselt eestlastest koosneva valimi seas sarnastes tingimustes saavutada keskmine tulemus 70%, siis käesoleva töö puhul ei olnud võimalik sarnast tulemust saavutada. Üks tõenäoline põhjus on stiimulmaterjali erinevus. Käesolevas töös üritasid katseisikud tõlgendada inimese emotsioone, kes omakorda tõlgendas kedagi teist (vastusena Ekmani baasemotsioonide piltidele; Ekman & Rosenberg, 1997). Kui arvestada, et mitmekordse tõlgendamisega kuhjub tõlgendamisega kaasnev veamäär suuremaks, siis on arusaadav, miks selles töös oli tulemus tunduvalt madalam. Kuna sarnaste katsetingimustega tööd ei olnud käesoleval hetkel võimalik võrdluseks kõrvale võtta, siis ei tasuks antud töö tingimuste osas veel ennatlikke järeldusi teha. Pigem peaks tulevikus tegema sarnaste tingimustega uue eksperimendi ning võrdlema, kas tõepoolest langeb kahekordse tõlgendamise tagajärjel õigesti tuvastamise protsent nii palju.

Nende puuduste juures on sellel tööil ka tugevusi, mida tasuks mainida. Sarnaste tööde puhul, kus on võetud eesmärgiks uurida võimekust emotsioone ära tunda, on tihti teinud tegemist väikeste valimitega. Käesoleva töö valim oli 223 inimest, mille suurus ja vanuseline jaotus võimaldab teha usutavamaid üldistusi tulemuste osas. Samas tasuks valimi osas meeles pidada, et tegemist ei olnud sooliselt võrdselt jaotunud valimiga. Kui naisi oli kokku 189, siis mehi oli katses kõigest 28. Tulevaste tööde puhul tasuks võimaluse korral pöörata suuremat rõhku soolise tasakaalu saavutamisele, eriti kuna varasemalt on tuvastatud erinevusi teatud olukordades naiste ja meeste vahelises emotsioonide tuvastamise võimekuses.

Tänuõnad

Ma tahaksin kasutada võimalust ja tänada oma juhendajaid Kairi Kreegipuu, Nele Põldver ja Liina Juuse. Suur kummardus neile kolmele! Tänu nende toetavatele sõnadele, tabavatele parandustele ning üldisele toele valmis käesolev töö sellises vormis nagu see Teie käes on. Veel avaldan tänu kõikidele nendele inimestele, kes võtsid vaevaks, et anda oma panus ja osaleda antud töö valimis. Ja lõpetuseks avaldaksin tänu oma lähedastele. Te uskusite minusse ja minu pingutustesse. Te olite mõistvad kui ma kadusin eksamiperioodi ja tähtpäevade lähenedes oma urguga õppima. Te olite kõige selle kõrval minu jaoks olemas ning selle eest olen ma teile tänulik!

Kasutatud allikad

- Adebayo, N. S. (2021). *Facial Expression Recognition Based on Deep Learning on EMO2018 dataset*. Bachelor's thesis, University of Tartu.
- Blanchard, E., Volfson, B., Hong, Y., & Lajoie, S.P. (2009). Affective Artificial Intelligence in Education: From Detection to Adaptation. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, 200, 81-88. <http://dx.doi.org/10.3233/978-1-60750-028-5-81>
- Brahnam, S., Chuang, C.-F., Shih, F. Y., & Slack, M. R. (2006). Machine recognition and representation of neonatal facial displays of acute pain. *Artificial Intelligence in Medicine*, 36(3), 211–222. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2004.12.003>
- Britan, H. H. (1926). The function of the emotions. *Psychological Review*, 33(1), 30–50. <https://doi.org/10.1037/h0072553>
- Buck, R. (1980). Nonverbal behavior and the theory of emotion: The facial feedback hypothesis. *Journal of Personality and Social Psychology*, 38(5), 811–824. <http://dx.doi.org/10.1037/0022-3514.38.5.811>
- Burdette, E. T., Timpano, K. R., Novotny, S. E., Yepes, B. E., Reeb-Sutherland, B. C., & Britton, J. C. (2021). Repetitive negative thinking and depressive symptoms are differentially related to response inhibition: The influence of non-emotional, socio-emotional, and self-referential stimuli. *Behaviour Research and Therapy*, 147. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2021.103989>
- Craig, A. D. (Bud). (2004). Human feelings: Why are some more aware than others? *Trends in Cognitive Sciences*, 8(6), 239–241. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2004.04.004>
- Dalgleish, T., & Power, M. J. (Eds.). (1999). *Handbook of cognition and emotion*. John Wiley & Sons Ltd.
- Davis, J. I., Senghas, A., & Ochsner, K. N. (2009). How does facial feedback modulate emotional experience? *Journal of Research in Personality*, 43(5), 822–829. <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2009.06.005>

- Davis, T. L. (1995). Gender differences in masking negative emotions: Ability or motivation? *Developmental Psychology*, 31(4), 660–667. <https://doi.org/10.1037/0012-1649.31.4.660>
- Deckert M, Schmoeger M, Auff E, & Willinger U. (2020) Subjective emotional arousal: an explorative study on the role of gender, age, intensity, emotion regulation difficulties, depression and anxiety symptoms, and meta-emotion. *Psychological Research*, 84, 1857–1876. <https://doi.org/10.1007/s00426-019-01197-z>
- Dollmat, K. S., & Abdullah, N. A. (2021). Machine learning in emotional intelligence studies: A survey. *Behaviour & Information Technology*.
<http://dx.doi.org/10.1080/0144929X.2021.1877356>
- Dyck, M. J. (2012). The ability to understand the experience of other people: Development and validation of the Emotion Recognition Scales. *Australian Psychologist*, 47(1), 49–57.
<https://doi.org/10.1111/j.1742-9544.2011.00047.x>
- Edwards, J., Jackson, H. J., & Pattison, P. E. (2002). Emotion recognition via facial expression and affective prosody in schizophrenia: A methodological review. *Clinical Psychology Review*, 22(6), 789–832. [https://doi.org/10.1016/s0272-7358\(02\)00130-7](https://doi.org/10.1016/s0272-7358(02)00130-7)
- Ekman P. (2009). Darwin's contributions to our understanding of emotional expressions. *Philosophical transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological sciences*, 364(1535), 3449–3451. <https://doi.org/10.1098/rstb.2009.0189>
- Ekman, P. (1975). Face muscles talk every language. *Psychology Today*, 9 (1975), p. 39
- Ekman, P. (1992). Are there basic emotions? *Psychological Review*, 99(3), 550–553.
<https://doi.org/10.1037/0033-295x.99.3.550>
- Ekman, P., & Friesen, W. V. (1971). Constants across cultures in the face and emotion. *Journal of Personality and Social Psychology*, 17(2), 124–129. <https://doi.org/10.1037/h0030377>
- Ekman, P., & Oster, H. (1979). Facial expressions of emotion. *Annual Review of Psychology*, 30, 527–554. <https://doi.org/10.1146/annurev.ps.30.020179.002523>

- Ekman, P., & Rosenberg, E. L. (2005). *What the face reveals: Basic and applied studies of spontaneous expression using the facial action coding system (FACS), 2nd ed* (P. Ekman & E. L. Rosenberg (Eds.)). Oxford University Press.
- Ekman, P., Friesen, W. V., O'Sullivan, M., Chan, A., Diacoyanni-Tarlatzis, I., Heider, K., Krause, R., LeCompte, W. A., Pitcairn, T., Ricci-Bitti, P. E., Scherer, K., Tomita, M., & Tzavaras, A. (1987). Universals and cultural differences in the judgments of facial expressions of emotion. *Journal of Personality and Social Psychology*, 53(4), 712–717. <https://doi.org/10.1037//0022-3514.53.4.712>
- Ekman, P., Hager, J. C., & Friesen, W. V. (2002). *Facial action coding system: The manual*. Salt Lake City: Research Nexus.
- Feldman Barrett, L. (2021). Debate about universal facial expressions goes big. *Nature*, 589(7841), 202–203. <https://doi.org/10.1038/d41586-020-03509-5>
- Fischer, A. H., & Manstead, A. S. R. (2016). Social functions of emotion and emotion regulation. In L. Feldman Barrett, M. Lewis, & J. M. Haviland-Jones (Eds.), *Handbook of emotions*. New York: Guilford Press
- Flynn, M., Effraimidis, D., Angelopoulou, A., Kapetanios, E., Williams, D., Hemanth, J., & Towell, T. (2020). Assessing the effectiveness of automated emotion recognition in adults and children for clinical investigation. *Frontiers in Human Neuroscience*, 14. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2020.00070>
- Fragopanagos, N., & Taylor, J. G. (2005). Emotion recognition in human-computer interaction. *Neural Networks*, 18(4), 389–405. <http://dx.doi.org/10.1109/79.911197>
- Friedman, B. H. (2010). Feelings and the body: The Jamesian perspective on autonomic specificity of emotion. *Biological Psychology*, 84(3), 383–393. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2009.10.006>
- Frijda, N. (2000). The psychologist's view. In M. Lewis & J. Haviland-Jones (Eds.), *Handbook of emotion* (2nd ed., pp. 59–74). New York: Guilford Press
- Garcia-Ceja, E., Riegler, M., Kvernberg, A. K., & Torresen, J. (2020). User-adaptive models for activity and emotion recognition using deep transfer learning and data augmentation.

- User Modeling and User-Adapted Interaction*, 30(3), 365–393.
<https://doi.org/10.1007/s11257-019-09248-1>
- Goeleven, E., De Raedt, R., Leyman, L., & Verschuere, B. (2008). The Karolinska Directed Emotional Faces: A validation study. *Cognition and Emotion*, 22(6), 1094–1118.
<http://dx.doi.org/10.1080/02699930701626582>
- Gowda, R., Poojary, B. V., Sharma, M., Prakash, K., Gowda, N., & H, C. (2019). Artificial intelligence based facial recognition for mood charting among men on life style modification and it's correlation with cortisol. *Asian Journal of Psychiatry*, 43, 101–104.
<https://doi.org/10.1016/j.ajp.2019.05.017>
- Gross, D. M., & Preston, S. D. (2020). Darwin and the situation of emotion research. *Emotion Review*, 12(3), 179–190. <https://doi.org/10.1177%2F1754073920930802>
- Gross, J. J., & Levenson, R. W. (1997). Hiding feelings: The acute effects of inhibiting negative and positive emotion. *Journal of Abnormal Psychology*, 106(1), 95–103.
<https://doi.org/10.1037//0021-843x.106.1.95>
- Grossmann, T. (2010). The development of emotion perception in face and voice during infancy. *Restorative Neurology and Neuroscience*, 28(2), 219–236. <https://doi.org/10.3233/rnn-2010-0499>
- Huang, C. L.-C., Hsiao, S., Hwu, H.-G., & Howng, S.-L. (2012). The Chinese Facial Emotion Recognition Database (CFERD): A computer-generated 3-D paradigm to measure the recognition of facial emotional expressions at different intensities. *Psychiatry Research*, 200(2–3), 928–932. <https://doi.org/10.1016/j.psychres.2012.03.038>
- Jack, R. E., Garrod, O. G. B., Yu, H., Caldara, R., & Schyns, P. G. (2012). Facial expressions of emotion are not culturally universal. *PNAS Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 109(19), 7241–7244.
<https://doi.org/10.1073/pnas.1200155109>
- Juuse, L. (2020) *The relationship between visual and verbal information and emotion processing: reports from EEG and self-assessment*. Master's thesis, University of Tartu.

- Kauschke, C., Bahn, D., Vesker, M., & Schwarzer, G. (2019). The Role of Emotional Valence for the Processing of Facial and Verbal Stimuli-Positivity or Negativity Bias?. *Frontiers in Psychology*, 10, 1654. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.01654>
- Kavaklı, M. (2019). Why Do We Have Emotions? The Social Functions of Emotions. *Research on Education and Psychology*, 3 (1), 11-20. https://www.researchgate.net/publication/337150566_Why_do_we_have_emotions_The_social_functions_of_emotions
- King, D. (2021). Dlib models [GitHub repository]. <https://github.com/davisking/dlib-models>, kasutatud 13.05.2022
- Kingma, D. P., & Ba, J. (2017). *Adam: A Method for Stochastic Optimization* (arXiv:1412.6980). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980>
- Kret, M. E. (2015). Emotional expressions beyond facial muscle actions A call for studying autonomic signals and their impact on social perception. *Frontiers in Psychology*, 6. <https://dx.doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00711>
- Król, M. E., & Król, M. (2019). A novel machine learning analysis of eye-tracking data reveals suboptimal visual information extraction from facial stimuli in individuals with autism. *Neuropsychologia*, 129, 397–406. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2019.04.022>
- Krumhuber, E. G., Küster, D., Namba, S., & Skora, L. (2021). Human and machine validation of 14 databases of dynamic facial expressions. *Behavior Research Methods*, 53(2), 686–701. <http://dx.doi.org/10.3758/s13428-020-01443-y>
- Krumhuber, E. G., Küster, D., Namba, S., Shah, D., & Calvo, M. G. (2019). Emotion recognition from posed and spontaneous dynamic expressions: Human observers versus machine analysis. *Emotion*, 21(2), 447–451. <https://doi.org/10.1037/emo0000712>
- Lazarus, Richard S. & Folkman, Susan. (1984). *Stress, appraisal, and coping*. New York: Springer Pub. Co
- Laurent, J., Catanzaro, S. J., Joiner, T. E., Jr., Rudolph, K. D., Potter, K. I., Lambert, S., Osborne, L., & Gathright, T. (1999). A measure of positive and negative affect for

- children: Scale development and preliminary validation. *Psychological Assessment*, 11(3), 326–338. <https://doi.org/10.1037/1040-3590.11.3.326>
- Matsumoto, D., & Ekman, P. (1989). American-Japanese cultural differences in intensity ratings of facial expressions of emotion. *Motivation and Emotion*, 13(2), 143–157. <http://dx.doi.org/10.1080/02699930143000608>
- Megalakaki, O., Ballenghein, U., & Baccino, T. (2019). Effects of Valence and Emotional Intensity on the Comprehension and Memorization of Texts. *Frontiers in Psychology*, 10, 179. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.00179>
- Meng, D., Peng, X., Wang, K., & Qiao, Y. (2019). Frame Attention Networks for Facial Expression Recognition in Videos. *2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 3866–3870. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.00193>
- Mill, A., Allik, J., Realo, A., & Valk, R. (2009). Age-related differences in emotion recognition ability: A cross-sectional study. *Emotion*, 9(5), 619–630. <https://doi.org/10.1037/a0016562>
- Monroy, M., Cowen, A. S., & Keltner, D. (2022). Intersectionality in emotion signaling and recognition: The influence of gender, ethnicity, and social class. *Emotion*. <https://doi.org/10.1037/emo0001082>
- Paszke, A., Gross, S., Massa, F., Lerer, A., Bradbury, J., Chanan, G., Killeen, T., Lin, Z., Gimelshein, N., Antiga, L., Desmaison, A., Kopf, A., Yang, E., DeVito, Z., Raison, M., Tejani, A., Chilamkurthy, S., Steiner, B., Fang, L., ... Chintala, S. (2019). PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 32. <https://proceedings.neurips.cc/paper/2019/hash/bdbca288fee7f92f2bfa9f7012727740-Abstract.html>
- Rabin, R. A., Parvaz, M. A., Alia-Klein, N., & Goldstein, R. Z. (2022). Emotion recognition in individuals with cocaine use disorder: The role of abstinence length and the social brain network. *Psychopharmacology*, 239(4), 1019–1033. <https://doi.org/10.1007/s00213-021-05868-x>

- Realo, A., Allik, J., Nõlvak, A., Valk, R., Ruus, T., Schmidt, M., & Eilola, T. (2003). Mind-reading ability: Beliefs and performance. *Journal of Research in Personality*, 37(5), 420–445. [https://doi.org/10.1016/S0092-6566\(03\)00021-7](https://doi.org/10.1016/S0092-6566(03)00021-7)
- Russell, J. A. (1994). Is there universal recognition of emotion from facial expression? A review of the cross-cultural studies. *Psychological Bulletin*, 115(1), 102–141. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.115.1.102>
- Sabharwal, T., Gupta, R., Son, L. H., Kumar, R., & Jha, S. (2019). Recognition of surgically altered face images: An empirical analysis on recent advances. *Artificial Intelligence Review*, 52(2), 1009–1040. <https://doi.org/10.1007/s10462-018-9660-0>
- Samuel, A.L. (1959). Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. *IBM Journal of Research and Development*, vol. 3, no. 3, pp. 210-229. <https://doi.org/10.1147/rd.33.0210>
- Sauter, D. A., Eisner, F., Ekman, P., & Scott, S. K. (2010). Cross-cultural recognition of basic emotions through nonverbal emotional vocalizations. *PNAS Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 107(6), 2408–2412. <http://dx.doi.org/10.1073/pnas.0908239106>
- Sayette, M. A., Cohn, J. F., Wertz, J. M., Perrott, M. A., & Parrott, D. J. (2001). A psychometric evaluation of the facial action coding system for assessing spontaneous expression. *Journal of Nonverbal Behavior*, 25(3), 167–185. <https://doi.org/10.1023/A:1010671109788>
- Schachter, S., & Singer, J. (1962). Cognitive, social, and physiological determinants of emotional state. *Psychological Review*, 69(5), 379–399. <https://doi.org/10.1037/h0046234>
- Scherer, K. (2005). Scherer KR. What are emotions? And how can they be measured? *Social Science Information*, 44. 695-792. <https://doi.org/10.1177/0539018405058216>
- Scherer, K. R., & Scherer, U. (2011). Assessing the ability to recognize facial and vocal expressions of emotion: Construction and validation of the Emotion Recognition Index. *Journal of Nonverbal Behavior*, 35(4), 305–326. <https://doi.org/10.1007/s10919-011-0115-4>

- Scherer, K. R., Dieckmann, A., Unfried, M., Ellgring, H., & Mortillaro, M. (2021). Investigating appraisal-driven facial expression and inference in emotion communication. *Emotion*, 21(1), 73–95. <https://doi.org/10.1037/emo0000693>
- Schimmack, U., & Derryberry, D. (2005). Attentional Interference Effects of Emotional Pictures: Threat, Negativity, or Arousal? *Emotion*, 5(1), 55–66. <https://doi.org/10.1037/1528-3542.5.1.55>
- Zhang, K., Huang, Y., Du, Y., & Wang, L. (2017). Facial expression recognition based on deep evolutionary spatial-temporal networks. *IEEE Transactions on Image Processing*, 26(9). <http://dx.doi.org/10.1109/TIP.2017.2689999>
- Zhang, Y., Wang, S., Hermann, A., Joly, R., & Pathak, J. (2021). Development and validation of a machine learning algorithm for predicting the risk of postpartum depression among pregnant women. *Journal of Affective Disorders*, 279, 1–8. <http://dx.doi.org.ezproxy.utlib.ut.ee/10.1016/j.jad.2020.09.113>
- Zhao, X., Liang, X., Liu, L., Li, T., Han, Y., Vasconcelos, N., & Yan, S. (2016). Peakpiloted deep network for facial expression recognition. In *European conference on computer vision*, 425–442. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-46475-6_27
- Zhi, R., & Ruan, Q. (2008). Facial expression recognition based on two-dimensional discriminant locality preserving projections. *Neurocomputing: An International Journal*, 71(7–9), 1730–1734. <http://dx.doi.org.ezproxy.utlib.ut.ee/10.1016/j.neucom.2007.12.002>
- Zsido, A. N., Bernath, L., Labadi, B., & Deak, A. (2020). Count on arousal: Introducing a new method for investigating the effects of emotional valence and arousal on visual search performance. *Psychological Research*, 84(1), 1–14. <http://dx.doi.org.ezproxy.utlib.ut.ee/10.1007/s00426-018-0974-y>
- Taigman, Y., Yang, M., Ranzato, M., & Wolf, L. (2014). DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1701–1708. <http://dx.doi.org/10.1109/CVPR.2014.220>
- Tamm, D. (2021). *Skin conductance response and facial expressions of emotions*. Master's thesis, University of Tartu.

- Tooby, J., & Cosmides, L. (2008). The evolutionary psychology of the emotions and their relationship to internal regulatory variables. In M. Lewis, J. M. Haviland-Jones, & L. F. Barrett (Eds.), *Handbook of emotions* (p. 114–137). The Guilford Press.
- Tottenham, N., Tanaka, J. W., Leon, A. C., McCarry, T., Nurse, M., Hare, T. A., Marcus, D. J., Westerlund, A., Casey, B. J., & Nelson, C. (2009). The NimStim set of facial expressions: Judgments from untrained research participants. *Psychiatry Research*, 168(3), 242–249. <http://dx.doi.org.ezproxy.utlib.ut.ee/10.1016/j.psychres.2008.05.006>
- Watson, D., Clark, L. A., & Tellegen, A. (1988). Development and validation of brief measures of positive and negative affect: The PANAS scales. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54(6), 1063–1070. <http://dx.doi.org.ezproxy.utlib.ut.ee/10.1037/0022-3514.54.6.1063>
- Wolz, I., Biehl, S., & Svaldi, J. (2021). Emotional reactivity, suppression of emotions and response inhibition in emotional eaters: A multi-method pilot study. *Appetite*, 161, 105142. <http://dx.doi.org.ezproxy.utlib.ut.ee/10.1016/j.appet.2021.105142>

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja üldsusele kättesaadavaks tegemiseks

Mina, Hans Univer,

1. annan Tartu Ülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) minu loodud teose

Masinõppe algoritmi võimekus tuvastada emotsioone näoväljenduste põhjal – kas parem või halvem kui inimene?

mille juhendaja on Kairi Kreegipuu, Nele Pöldver ja Liina Juuse

(juhendaja nimi)

reprodutseerimiseks eesmärgiga seda säilitada, sealhulgas lisada digitaalarhiivi DSpace kuni autoriõiguse kehtivuse lõppemiseni.

2. Annan Tartu Ülikoolile loa teha punktis 1 nimetatud teos üldsusele kättesaadavaks Tartu Ülikooli veebikeskkonna, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace kaudu Creative Commons'i litsentsiga CC BY NC ND 4.0, mis lubab autorile viidates teost reprodutseerida, levitada ja üldsusele suunata ning keelab luua tuletatud teost ja kasutada teost ärieesmärgil, kuni autoriõiguse kehtivuse lõppemiseni.
3. Olen teadlik, et punktides 1 ja 2 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile.
4. Kinnitan, et lihtlitsentsi andmisega ei riku ma teiste isikute intellektuaalomandi ega isikuandmete kaitse õigusaktidest tulenevaid õigusi.

Hans Univer

16.05.2022