

Afektivno računalstvo u poslovanju

Cvek, Loris

Master's thesis / Diplomski rad

2023

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Pula / Sveučilište Jurja Dobrile u Puli**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:137:814210>

Rights / Prava: [In copyright](#)/[Zaštićeno autorskim pravom.](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-10-06**



Repository / Repozitorij:

[Digital Repository Juraj Dobrila University of Pula](#)



Sveučilište Jurja Dobrile u Puli

Fakultet ekonomije i turizma

„Dr. Mijo Mirković“

Loris Cvek

Afektivno računalstvo u poslovanju

Diplomski rad

Pula, 2023.

Sveučilište Jurja Dobrile u Puli

Fakultet ekonomije i turizma

„Dr. Mijo Mirković“

Loris Cvek

Afektivno računalstvo u poslovanju

Diplomski rad

Loris Cvek

JMBAG: 0303065595, redovan student

Studijski smjer: Informatički menadžment

Kolegij: Umjetna inteligencija

Mentor: prof. dr. sc. Vanja Bevanda

Pula, travanj 2023.

IZJAVA O AKADEMSKOJ ČESTITOSTI

Ja, dolje potpisani _____, kandidat za prvostupnika ekonomije/poslovne ekonomije, smjera _____ ovime izjavljujem da je ovaj Završni rad rezultat isključivo mogega vlastitog rada, da se temelji na mojim istraživanjima te da se oslanja na objavljenu literaturu kao što to pokazuju korištene bilješke i bibliografija. Izjavljujem da niti jedan dio Završnog rada nije napisan na nedozvoljen način, odnosno da je prepisan iz kojega necitiranog rada, te da ikoji dio rada krši bilo čija autorska prava. Izjavljujem, također, da nijedan dio rada nije iskorišten za koji drugi rad pri bilo kojoj drugoj visokoškolskoj, znanstvenoj ili radnoj ustanovi.

Student

U Puli, _____, _____ godine

IZJAVA

o korištenju autorskog djela

Ja, _____ dajem odobrenje Sveučilištu Jurja
Dobrile

u Puli, kao nositelju prava iskorištavanja, da moj završni rad pod nazivom

_____ koristi na način da gore navedeno autorsko djelo, kao cjeloviti tekst trajno objavi u javnoj internetskoj bazi Sveučilišne knjižnice Sveučilišta Jurja Dobrile u Puli te kopira u javnu internetsku bazu završnih radova Nacionalne i sveučilišne knjižnice (stavljanje na raspolaganje javnosti), sve u skladu s Zakonom o autorskom pravu i drugim srodnim pravima i dobrom akademskom praksom, a radi promicanja otvorenoga, slobodnoga pristupa znanstvenim informacijama.

Za korištenje autorskog djela na gore navedeni način ne potražujem naknadu.

U Puli, _____ (datum)

Potpis

SADRŽAJ

1. Uvod	1
2. Afektivno računalstvo	4
3. Prepoznavanje emocija i emocionalni modeli	6
3.1 Detekcija i prepoznavanje emocionalnih informacija	6
3.2 Emocije u strojevima	7
3.3 Emotivni govor	7
3.4 Diskretni model emocija	9
3.5 Dimenzionalni model emocija	12
4. Baze podataka	14
4.1 Tekstualne baze podataka	15
4.2 Govorne i audio baze podataka	15
4.3 Baze podataka izraza lica	16
4.4 Baze podataka emocija gesta tijela	19
4.5 Fiziološke baze podataka	20
4.6 Multimodalne baze podataka	22
5. Tehnologije kod afektivnog računalstva	25
5.1 Algoritmi	26
5.2 Deskriptori govora	27
5.3 Detekcija afekta lica	29
5.4 Klasifikacija emocija	29
5.5 Izazovi u detekciji lica	29
5.6 Geste tijela	30
6. Fiziološko promatranje kod afektivnog računalstva	31
6.1 Puls volumena krvi	31
6.2 Elektromiografija lica	32
6.3 Kožni galvanski odgovor	33
6.4 Recenzije o prepoznavanju afekta na tjelesnoj osnovi	34
6.5 Osvrti na fiziološki utemeljeno prepoznavanje emocija	34
6.6 Prikazi fizičko-fiziološke fuzije za afektivnu analizu	34
6.7 Boja lica kod afektivnog računalstva	35

6.8 Vizualna estetika	35
7. Primjena afektivnog računalstva u poslovanju	36
7.1 Poslovni modeli za nove tehnologije: slučaj afektivnog računalstva	36
7.2 Afektivno računalstvo u marketingu	42
7.2.1 Empatijsko afektivno računalstvo	43
7.2.2 Suradničko afektivno računalstvo	43
7.2.3 Interaktivno afektivno računalstvo	44
7.2.4 Afektivno računalstvo kod digitalnog oglašavanja	44
7.3 Afektivno računalstvo na modernom radnom mjestu	46
7.4 Afektivno računalstvo u maloprodajnoj automobilskoj industriji	49
7.4.1 Usvajanje emocionalnih funkcija vožnje u automobilskoj industriji	50
7.4.2 Strategije prevencije AI emocija	52
7.5 Afektivno računalstvo u elektroničkom poslovanju	53
7.6 Vodeće afektivne tvrtke	55
8. Zaključak	60
POPIS LITERATURE	61
POPIS SLIKA	65
POPIS TABLICA	66
SAŽETAK	67
SUMMARY	68

1. Uvod

Afektivno računalstvo je relativno poznato područje proučavanja koje se bavi prepoznavanjem emocija pomoću određenog uređaja ili umjetne inteligencije.¹ Pod umjetnu inteligenciju se smatra računalna znanost koja se bavi izgradnjom pametnih strojeva sposobnih za obavljanje zadataka koji obično zahtijevaju ljudsku inteligenciju.² Pojam afektivnog računalstva prilično je širok pa će se u ovom radu pokušati usmjeriti na njegove primjene u samome poslovanju. Kada se govori o poslovanju, poslovanje je aktivnost u kojoj organizacije traže profit pružanjem dobara i usluga u zamjenu za plaćanje. Pod poslovanje se smatra svaki subjekt koji namjerava ostvariti dobit od neke aktivnosti. Glavni cilj rada je istraživanje kako i na koje načine se afektivno računalstvo primjenjuje u poslovanju i kako ono funkcionira. Hipoteza rada je da afektivno računalstvo pomaže i čini poslovanje jednostavnijim, kako za zaposlenike poduzeća u kojem se afektivno računalstvo koristi, tako i za krajnje korisnike koji te usluge koriste. U radu su korištene znanstveno-istraživačke metode poput metode indukcije, metode kompilacije, metode deskripcije te metode analize.

U prvom poglavlju rada govori se općenito o afektivnom računalstvu te kako ono funkcionira kod prepoznavanja emocija. Također prikazana je i tablica s akronimima koja će se koristiti u radu zajedno sa njihovim objašnjenjem. U drugom poglavlju rada govori se o prepoznavanju emocija, kako se vrši detekcija emocija, govori se emocijama u strojevima te su navedeni i emocionalni modeli koji se koriste. Treće poglavlje sadrži baze podataka emocija kod afektivnog računalstva koje su prikazane putem tablica s objašnjenjima te je također objašnjeno kako pojedina baza podataka funkcionira. U četvrtom poglavlju govori se o tehnologijama kod afektivnog računalstva, koji algoritmi se koriste kod prepoznavanja emocija, govori se o deskriptorima govora, gestama tijela te na koji način se klasificiraju emocije. Peto poglavlje govori o fiziološkom promatranju u afektivnom računalstvu gdje se analizira puls volumena krvi, elektromiografija lica te kožni galvanski govor. Govori se također i o osvrtima na fiziološki utemeljeno prepoznavanje

¹ Tao, Jianhua; Tieniu Tan (2005). "Affective Computing: A Review". *Affective Computing and Intelligent Interaction*. Vol. LNCS 3784. Springer. pp. 981–995.

² <https://builtin.com/artificial-intelligence> - 03.04.2023

emocija te o prikazima na fizičko fiziološke fuzije. Šesto a ujedno i zadnje poglavlje govori o primjeni afektivnog računalstva u poslovanju što je i glavna tema ovog rada. U tom poglavlju priča se kako se afektivno računalstvo primjenjuje u poslovanju kao što su marketing, maloprodajna automobilska industrija te elektroničko poslovanje. Objašnjavaju se i poslovni modeli za nove tehnologije kod afektivnog računalstva te kako afektivno računalstvo djeluje u modernom radnom mjestu. Na kraju poglavlja navedene su vodeće tvrtke afektivnog računalstva.

U nastavku je dana tablica akronima stručnih termina korištenih u radu.

Akronim	Puno značenje	Akronim	Puno značenje
TSA	Analiza sentimenta teksta	SER	Prepoznavanje govornih emocija
FER	Prepoznavanje izraza lica	FMER	Prepoznavanje mikroizražaja lica
4D/3D FER	4D/3D prepoznavanje izraza lica	EBGR	Emocionalno prepoznavanje gesta tijela
EEG	Elektroencefalogram	EKG	Elektrokardiografija
EMG	Elektromiografija	EDA	Elektro-dermalna aktivnost
ML	Strojno učenje	DL	Duboko učenje
GMM	Gaussov model mješavine	MLP	Višeslojni perceptron
NB	Naive Bayes	LSTM	Dugo- Kratkoročno pamćenje
LDA	Linearna diskriminantna analiza	DCNN	Duboka konvolucijska neuronska mreža
DT	Stablo odluke	CNN	Konvolucijska neuronska mreža
KNN	K-najbliži susjedi	RNN	Rekurentna neuronska mreža
HMM	Skriveni Markovljev model	GRU	Zatvorena rekurentna jedinica
ANN	Umjetna neuronska mreža	AE	Automatski koder

PCA	Analiza glavnih komponenti	GAN	Generativna kontradiktorna mreža
MLP	Višeslojni perceptron	VGG	Grupa vizualne geometrije
SVM	Potporni vektorski stroj	DBN	Mreža dubokih uvjerenja
RBM	Ograničeni Boltzmannov stroj	HAN	Hijerarhijska mreža pažnje
RBF	Radijalna osnovna funkcija	ResNet	Rezidualne mreže
FC	Potpuno povezan	GAP	Globalni prosjek udruživanja
MKL	Učenje više jezgri	AU	Jedinice za djelovanje
RF	Slučajna šuma	AAM	Model aktivnog izgleda
ICA	Neovisna analiza komponenti	LFPC	Logaritamski frekvencijski koeficijent snage
BoW	Vrećica-riječi	ROI	Regije od interesa
LBP-TOP	Lokalni binarni obrazac iz tri ortogonalne ravnine	MFCC	Cepstrum koeficijent

Tablica 1. Značenje akronima iz engleskog naziva sa značenjima koji su prevedeni na hrvatski

Izvor: Izrada autora prema: Yan Wang, Wei Song, Wei Tao, Antonio Liotta, Dawei Yang, Xinlei Li, Shuyong Gao, Yixuan Sun, Weifeng Ge, Wei Zhang, Wenqiang Zhang, A systematic review on affective computing: emotion models, databases, and recent advances, Information Fusion, Volumes 83–84, 2022, Pages 19-52, ISSN 1566-2535. Dostupno na:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566253522000367>

2. Afektivno računalstvo

Afektivno računalstvo je proučavanje i razvoj sustava i uređaja koji mogu prepoznati, interpretirati, obraditi i simulirati ljudske afekte.³ To je interdisciplinarno područje koje obuhvaća računalne znanosti, psihologiju i kognitivnu znanost.⁴ Dok se neke temeljne ideje u tom području mogu pratiti čak do ranih filozofskih istraživanja emocija, modernija grana računalne znanosti nastala je radom Rosalind Picarda iz 1995. godine o afektivno računalstvu i njenom knjigom *Affective Computing* koja je objavljena od MIT Press-a.⁵ Jedna od motivacija za istraživanje je sposobnost da se strojevima da emocionalna inteligencija, uključujući simulaciju empatije. Stroj bi trebao interpretirati emocionalno stanje ljudi i prilagoditi im svoje ponašanje, dajući odgovarajući odgovor na te emocije. Afektivno računalstvo uključuje dvije različite teme a to su prepoznavanje emocija i sentimentalnu analizu ili analizu osjećaja. Kako bi razumjela i izračunala emocija ili osjećaj, psiholozi su predložili dvije tipične teorije za modeliranje ljudskih emocija: diskretni model emocija i dimenzionalni model emocija. Prepoznavanje emocija ima za cilj otkriti emocionalno stanje ljudskih bića, to jest diskretne emocije ili dimenzionalne emocije, a uglavnom se fokusira na vizualno prepoznavanje emocija (VER), audio/govorno prepoznavanje emocija (AER/SER) i fiziološko prepoznavanje emocija (PER).⁶ Analiza osjećaja uglavnom se usredotočuje na tekstualne procjene i istraživanje mišljenja o društvenim događajima, marketinškim kampanjama i preferencijama proizvoda. Rezultat sentimentalne analize obično je pozitivan, negativan ili neutralan. S obzirom na to da je jedna osoba u sretnom raspoloženju obično ima pozitivan stav prema okolini koja je okružuje, prepoznavanje emocija i sentimentalna analiza mogu se onda preklapati. Na primjer, okvir koji se temelji na intermodalnoj pozornosti na razini konteksta osmišljen je za predviđanje osjećaja (pozitivnog ili negativnog) i prepoznavanje izraženih

³ Termin afekt se koristi kao sinonim za riječ osjećaj, osjećajno stanje ili raspoloženje (sreća, tuga, ljutnja, strah, uzbuđenje).

⁴ Ibid.

⁵ Picard, R. W. (1997). *Affective computing*. The MIT Press. Str. 1. Dostupno na: <https://affect.media.mit.edu/pdfs/95.picard.pdf> - 21.10.2022

⁶ Yan Wang, Wei Song, Wei Tao, Antonio Liotta, Dawei Yang, Xinlei Li, Shuyong Gao, Yixuan Sun, Weifeng Ge, Wei Zhang, Wenqiang Zhang, A systematic review on affective computing: emotion models, databases, and recent advances, *Information Fusion*, Volumes 83–84, 2022, Pages 19-52, ISSN 1566-2535. Dostupno na: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566253522000367> - 09.01.2023

emocija (ljutnja, gađenje, strah, sreća, tuga ili iznenađenje) izrečenog. Nedavni napredak u afektivnom računalstvu olakšao je izdavanje javnih referentnih baza podataka, koje se sastoje od unimodalnih baza podataka⁷ (tekstualnih, audio, vizualnih i fizioloških baza podataka) i multimodalnih baza podataka.⁸ Ove često korištene baze podataka su zauzvrat motivirale razvoj afektivnog računalstva temeljenog na strojnom učenju (ML)⁹ i dubokom učenju (DL)¹⁰. Studija je otkrila da se ljudske emocije izražavaju uglavnom izrazima lica (55%), glasom (38%) i jezikom (7%) u svakodnevnoj ljudskoj komunikaciji.¹¹ Budući da ljudi imaju tendenciju slobodno izražavati svoje ideje i misli na platformama društvenih medija i web stranicama, velika količina podataka o fizičkom utjecaju može se lako prikupiti. Mnogi istraživači obraćaju pozornost na prepoznavanje suptilnih emocija izraženih eksplicitno ili implicitno. Međutim, fizičko prepoznavanje afekta može biti neučinkovito jer ljudi mogu nenamjerno ili namjerno prikriti svoje stvarne emocije. Nasuprot tome, fiziološki signali ne podliježu ovim ograničenjima jer se spontane fiziološke aktivnosti povezane s emocijama teško mijenjaju same. Stoga prepoznavanje emocija temeljeno na EEG-u ili EKG-u može generirati objektivnija predviđanja u stvarnom vremenu i pružiti pouzdane karakteristike emocionalnih stanja. Ljudski afekt je složen psihološki i fiziološki fenomen. Budući da ljudska bića prirodno komuniciraju i izražavaju emocije ili osjećaje putem multimodalnih informacija, više se izražavanja usredotočuje na fuziju više fizičkih modaliteta za afektivnu analizu. Na primjer, u scenariju razgovora emocionalno stanje osobe može se prikazati riječima govora, tonovima glasa, izrazima lica i tjelesnim gestama povezanim sa emocijama. Tekstualne, slušne i vizualne informacije zajedno daju više informacija nego pojedinačno. S brzim napretkom mehanizma fizičkog dodira ili intruzivnih tehnika kao što su jeftini nosivi senzori, neke metode prepoznavanja emocija temelje se na multimodalnim fiziološkim signalima. Integriranjem fizioloških modaliteta sa fizičkim modalitetima, fizičko-fiziološko afektivno

⁷ Unimodalna baza podataka je sustav za upravljanje bazom podataka dizajniran za podršku samo jednog modela podataka.

⁸ Multimodalna baza podataka je sustav za upravljanje bazom podataka dizajniran za podršku više modela podataka u odnosu na jednu integriranu pozadinu.

⁹ Strojno učenje je grana umjetne inteligencije i računalne znanosti koja se fokusira na upotrebu podataka i algoritama za oponašanje načina na koji ljudi uče, postupno poboljšavajući njegovu točnost.

¹⁰ Duboko učenje je podskup strojnog učenja, koje je ubiti neuronska mreža s tri ili više slojeva.

¹¹ Ibid.

računalstvo može otkriti i prepoznati suptilne osjećaje i složene emocije. Vrijedno je spomenuti da su prikladan odabir unimodalnih podataka o emocijama i multimodalnih strategija spajanja dvije ključne komponente multimodalnih sustava afektivne analize, koji često nadmašuju unimodalne sustave za prepoznavanje emocija.

3. Prepoznavanje emocija i emocionalni modeli

Definicija emocije ili prepoznavanje afekta ključna je za uspostavljanje kriterija za afektivno računalstvo. Osnovni koncept emocija prvi je uveo Ekman 1970-ih. Iako psiholozi pokušavaju klasificirati emocije na različite načine u multidisciplinarnim poljima neuroznanosti, filozofije i informatike, ne postoje jednoglasno prihvaćeni modeli emocija. Kad se već spominju klasifikacije emocija kod psihologa, one se po psiholozima klasificiraju na primarne ili osnovne emocije, sekundarne emocije, pozitivne emocije, negativne emocije, dvosmislene emocije, statične emocije te društvene i instrumentalne emocije.¹² Međutim postoje dvije vrste generičkih modela emocija u afektivnom računalstvu a to su diskretni model emocija i dimenzionalni model emocija o kojima će se govoriti u nastavku.

3.1 Detekcija i prepoznavanje emocionalnih informacija

Detekcija emocionalnih informacija obično počinje s pasivnim sensorima koji hvataju podatke o fizičkom stanju ili ponašanju korisnika bez tumačenja unosa. Prikupljeni podaci su analogni znakovima koji ljudi koriste da bi uočili emocije u drugima. Na primjer, videokamera može snimiti izraze lica, držanje tijela i geste, dok mikrofoni mogu snimiti govor. Drugi senzori otkrivaju emocionalne znakove izravnim mjerenjem fizioloških podataka poput temperature kože i galvanskom otpora.¹³ Prepoznavanje emocionalnih informacija zahtjeva izdvajanje smislenih obrazaca iz prikupljenih podataka. To se radi pomoću tehnika strojnog učenja koje obrađuje različite modalitete, poput prepoznavanja govora, obrade prirodnog jezika ili detekcije izraza lica. Cilj većine ovih tehnika je

¹² <https://bs.warbletoncouncil.org/tipos-de-emociones-1647> - 27.02.2023

¹³ <https://ht.csr-pub.eu/index.php/ht> - 21.10.2022

proizvesti oznake koje bi odgovarale oznakama koje bi ljudski opažač dao u istoj situaciji. Na primjer, ako osoba napravi izraz lica skupljajući čelo, tada bi sustav računalnog vida mogao biti naučen označiti njihovo lice kao “zbunjeno” ili kao “koncentrirano” ili kao “pomalo negativno”. Te oznake mogu ali i ne moraju odgovarati onome što se zapravo osjeća.

3.2 Emocije u strojevima

Još jedno područje unutar afektivnog računalstva je dizajn računalnih uređaja za koje se predlaže da pokazuju urođene emocionalne sposobnosti ili da su sposobni uvjerljivo simulirati emocije. Praktičniji pristup, temeljen na trenutnim tehnološkim mogućnostima, je simulacija emocija u razgovornim agentima kako bi se obogatila i olakšala interaktivnost između čovjeka i stroja.¹⁴ Marvin Minsky, jedan od pionira računalnih znanstvenika u umjetnoj inteligenciji, povezuje emocije sa širim pitanjima strojne inteligencije, navodeći u *The Emotion Machine* da se emocije ne razlikuju osobito od procesa koje nazivamo razmišljanje.

3.3 Emotivni govor

Razne promjene u autonomnom živčanom sustavu mogu neizravno promijeniti govor osobe, a afektivne tehnologije mogu iskoristiti te informacije za prepoznavanje emocija. Na primjer, govor proizveden u stanju straha, ljutnje ili radosti postaje brz, glasan i precizno izgovoren, s višim i širim rasponom tona, dok emocije poput umora, dosade ili tuge imaju tendenciju generirati sporo, tiho visok i nejasan govor. Utvrđeno je da se neke emocije lakše računalno identificiraju, poput ljutnje ili odobravanja. Tehnologije emocionalne obrade govora prepoznaju korisnikovo emocionalno stanje pomoću računalne analize značajki govora. Vokalni parametri i prozodijske značajke kao što su varijable visine i brzine govora mogu se analizirati pomoću tehnika prepoznavanje uzoraka. Analiza govora učinkovita je metoda identificiranja afektivnog stanja, s prosječnom prijavljenom točnošću od 70% do 80% u istraživanjima iz 2003. i 2006.

¹⁴ Heise, David (2004). "Enculturating agents with expressive role behavior". In Sabine Payr; Trappl, Robert (eds.). *Agent Culture: Human-Agent Interaction in a Multicultural World*. Lawrence Erlbaum Associates. Str. 127–142.

godine.¹⁵ Ovi sustavi imaju tendenciju nadmašiti prosječnu ljudsku točnost, ali su manje precizni od sustava koji koriste druge modalitete za otkrivanje emocija, kao što su fiziološka stanja ili izrazi lica. Međutim, budući da su mnoge karakteristike govora neovisne i semantici ili kulturi, ova se tehnika smatra obećavajućim putem za daljnja istraživanja.

¹⁵ Neiberg, D; Elenius, K; Laskowski, K (2006). "Emotion recognition in spontaneous speech using GMMs". Dostupno na: <https://www.speech.kth.se/prod/publications/files/1192.pdf> - 21.10.2022

3.4 Diskretni model emocija

Diskretni model emocija, koji se naziva i kategorički model emocija, definira emocije u ograničene kategorije. Dva široko korištena modela diskretnih emocija su Ekmanovih šest osnovnih emocija i Plutchikov model emocionalnog kotača. Ekmanov osnovni model emocija i njegove varijante široko su prihvaćeni od strane zajednice za prepoznavanje emocija. Šest osnovnih emocija obično uključuje ljutnju, gađenje, strah, sreću, tugu i iznenađenje. Izvedene su prema sljedećim kriterijima:

- Osnovne emocije moraju proizaći iz ljudskog instinkta
- Ljudi mogu proizvesti iste osnovne emocije kad se suoče sa istom situacijom
- Ljudi izražavaju iste osnovne emocije pod istom semantikom
- Ove osnovne emocije moraju imati isti obrazac izražavanja za sve ljude

Razvoj Ekmanovog osnovnog modela emocija temelji se na hipotezi da se ljudske emocije dijele među rasama i kulturama. Međutim, različita kulturološka pozadina može imati različita tumačenja osnovnih emocija, a različite osnovne emocije mogu se miješati kako bi proizvele složene emocije. Slika u nastavku prikazuje ilustraciju šest Ekmanovih osnovnih emocija u obliku emojija ili u žargonski rečeno "smajlicima".

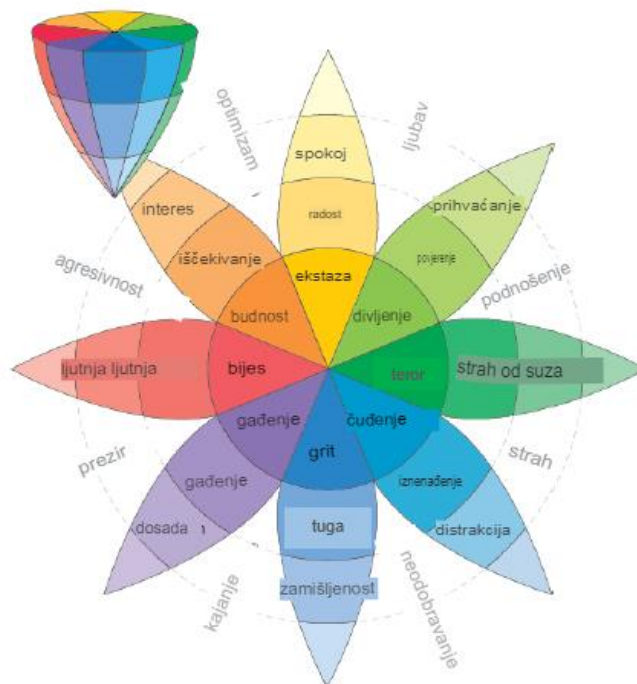


Slika 1. Ekmanovih šest osnovnih emocija

Izvor: Izrada autora prema: Yan Wang, Wei Song, Wei Tao, Antonio Liotta, Dawei Yang, Xinlei Li, Shuyong Gao, Yixuan Sun, Weifeng Ge, Wei Zhang, Wenqiang Zhang, A systematic review on affective computing: emotion models, databases, and recent advances, Information Fusion, Volumes 83–84, 2022, Pages 19-52, ISSN 1566-2535. Dostupno na:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566253522000367>

Nasuprot tome, postoji Plutchikov model kotača koji je prikazan u sljedećoj slici.



Slika 2. Plutchikov model kotača

Izvor: Izrada autora prema: Yan Wang, Wei Song, Wei Tao, Antonio Liotta, Dawei Yang, Xinlei Li, Shuyong Gao, Yixuan Sun, Weifeng Ge, Wei Zhang, Wenqiang Zhang, A systematic review on affective computing: emotion models, databases, and recent advances, Information Fusion, Volumes 83–84, 2022, Pages 19-52, ISSN 1566-2535. Dostupno na:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566253522000367>

Slika 2 prikazuje Plutchikov model kotača koji uključuje osam osnovnih emocija (radost, povjerenje, strah, iznenađenje, tuga, iščekivanje, ljutnju i gađenje) i način na koji su one povezane jedna sa drugom. Na primjer, radost i tuga su u suprotnosti, a iščekivanje se lako može razviti u budnost. Ovaj model kotača također se naziva komponentnim modelom, gdje jače emocije zauzimaju središte, dok slabije emocije zauzimaju ekstreme, ovisno o njihovim relativnim razinama intenziteta. Ove diskretne emocije mogu se općenito kategorizirati u tri vrste polariteta (pozitivan, negativan i neutralan) koji se često koriste za analizu osjećaja. Za opisivanje finih osjećaja, predlaže se rukovanje ambivalentnim osjećajima za analizu osjećaja na više razina i poboljšanje izvedbe binarne klasifikacije.

3.5 Dimenzionalni model emocija

Kako bi se prevladali izazovi sa kojima se suočavaju diskretni modeli emocija, mnogi su istraživači usvojili koncept kontinuiranog višedimenzionalnog modela. Jedan od najpriznatijih modela je Užitak-Uzbuđenje-Dominacija (PAD) koji je prikazan na sljedećoj slici. PAD model ima trodimenzionalne prostore:

- Dimenzija zadovoljstva koja predstavlja veličinu ljudske radosti od ekstremne nevolje do ekstaze
- Dimenzija uzbuđenja koja predstavlja mjerenje fiziološke aktivnosti i razine psihološke budnosti
- Dimenzija dominacije koja izražava osjećaj utjecaja na okolinu i druge ljude ili utjecaja okoline na njih

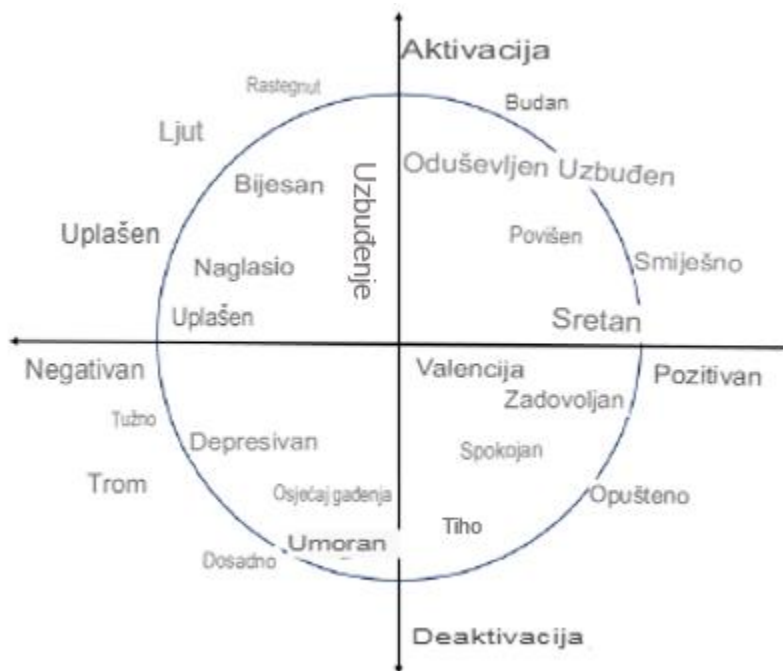


Slika 3. Prikaz PAD modela (Užitak-Uzbuđenje-Dominacija)

Izvor: Izrada autora prema: Yan Wang, Wei Song, Wei Tao, Antonio Liotta, Dawei Yang, Xinlei Li, Shuyong Gao, Yixuan Sun, Weifeng Ge, Wei Zhang, Wenqiang Zhang, A systematic review on affective computing: emotion models, databases, and recent advances, Information Fusion, Volumes 83–84, 2022, Pages 19-52, ISSN 1566-2535. Dostupno na:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566253522000367>

Budući da dvije dimenzije ugone i uzbuđenja mogu predstavljati veliku većinu različitih emocija, Russel je predložio model cirkumpleksa¹⁶ temeljen na vrijednosti i uzbuđenju za predstavljanje složene emocije. Ovaj model definira kontinuirani, dvodimenzionalni model prostora emocija s osi vrijednosti (stupanje ugodnosti ili neugodnosti) i uzbuđenja (stupanj aktivacije ili deaktivacije).



Slika 4. Prikaz Russelovog cirkukompleksnog modela temeljen na vrijednosti i uzbuđenju

Izvor: Izrada autora prema: Yan Wang, Wei Song, Wei Tao, Antonio Liotta, Dawei Yang, Xinlei Li, Shuyong Gao, Yixuan Sun, Weifeng Ge, Wei Zhang, Wenqiang Zhang, A systematic review on affective computing: emotion models, databases, and recent advances, Information Fusion, Volumes 83–84, 2022, Pages 19-52, ISSN 1566-2535. Dostupno na:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566253522000367>

¹⁶ Model cirkumpleksa predlaže da temperaturne razlike u pozitivnoj i negativnoj afektivnosti (emocionalno stanje) vjerojatno proizlaze iz varijacija u pristranosti i reaktivnosti valentnog sustava unutar središnjeg živčanog sustava.

Slika 4 prikazuje model cirkumkompleksa koji se sastoji od četiri kvadranta. Prvi kvadrant, aktivacijsko uzbuđenje sa pozitivnom vrijednosti, pokazuje osjećaje povezane sa sretnim emocijama a treći kvadrant sa niskim uzbuđenjem i negativnom vrijednosti, povezan je sa tužnim emocijama. Drugi kvadrant pokazuje ljutite emocije unutar visokog uzbuđenja i negativne vrijednosti, a četvrti kvadrant pokazuje smirenu emociju unutar niske uzbuđenosti i pozitivne vrijednosti.

4. Baze podataka

Većina sadašnjih sustava ovisi o podacima. To stvara jedan od najvećih izazova u otkrivanju emocija na temelju govora, budući da implicira odabir odgovarajuće baze podataka koja se koristi za obuku klasifikatora. Većina trenutno posjedovanih podataka dobivena je od glumaca i stoga predstavlja prikaz arhetipskih emocija. Takve baze podataka obično se temelje na teoriji osnovnih emocija, koja pretpostavlja postojanje šest osnovnih emocija (ljutnja, strah, gađenje, iznenađenje, radost, tuga), a ostale su jednostavno mješavina prijašnjih. Unatoč tome, oni i dalje nude visoku kvalitetu zvuka i uravnotežene klase, što pridonosi visokoj stopi uspješnosti u prepoznavanju emocija. Međutim, za primjenu u stvarnom životu preferiraju se prirodni podaci. Naturalistička baza podataka može se proizvesti promatranjem i analizom subjekata u njihovom prirodnom kontekstu. U konačnici, takva bi baza podataka trebala omogućiti sustavu da prepozna emocije na temelju njihovog konteksta, kao i da razradi ciljeve i ishode interakcije. Priroda ove vrste podataka omogućuje autentičnu implementaciju u stvarnom životu, zbog činjenice da opisuju stanja koja se prirodno javljaju tijekom interakcije čovjek-računalo. Unatoč brojnim prednostima koje naturalistički podaci imaju u odnosu na glumljenje podatka, teško ih je dobiti i obično imaju nizak emocionalni intenzitet. Štoviše, podaci dobiveni u prirodnom kontekstu imaju lošiju kvalitetu signala zbog okolnog šuma i udaljenosti subjekta od mikrofona. Prvi pokušaj izrade takve baze podataka bio je FAU Aibo Emotion Corpus za CEICES (Combining Efforts for Improving Automatic Classification of Emotional User States), koji je razvijen na temelju realističkog konteksta djece koja se igraju sa Sonyjevim ljubimcem robotom Aibo. Isto tako, izrada jedne standardne baze podataka za sva emocionalna istraživanja pružila bi metodu evaluacije i usporedbe različitih sustava prepoznavanja afekata.

4.1 Tekstualne baze podataka

Baze podataka za TSA (analiza sentimenta teksta) sastoje se od tekstualnih podataka u različitim granularnostima (riječ, rečenica ili dokument) označenih emocijama ili oznakama osjećaja (pozitivno, negativno, neutralno, naglašeno, općenito, tužno, sretno). Najranija tekstualna baza podataka o osjećajima je MDS, što je skraćenica od Multi-Domain-Sentiment (multidomenski osjećaj), koja sadrži više od sto tisuća rečenica od recenzija proizvoda preuzetih sa Amazona. Ove rečenice su označene sa dvije kategorije osjećaja (pozitivno i negativno) i pet kategorija osjećaja (jako pozitivno, slabo pozitivno, neutralno, slabo negativno, snažno negativno). Još jedna široko korištena baza podataka za binarnu klasifikaciju osjećaja je popularna stranica za recenziju filmova IMDB. Omogućuje 25 000 vrlo polarnih recenzija filmova za obuku i 25 000 za testiranje. Stanford Sentiment Treebank (SST) je semantička leksička baza podataka koju je označilo Sveučilište Stanford. Uključuje precizne emocionalne oznake od 215 154 izraza u stablu raščlanjivanja od 11 855 rečenica i to je prvi korpus s potpuno označenim stablima raščlanjivanja.¹⁷

4.2 Govorne i audio baze podataka

Govorne baze podataka mogu se podijeliti u dvije vrste: nespontane (simulirane i inducirane) i spontane. U ranoj fazi, baze podataka o nespontanom govoru uglavnom su generirane iz izvedbi profesionalnih glumaca. Takve baze podataka temeljene na performansama smatraju se pouzdanima jer mogu izvesti dobro poznate emocionalne karakteristike na profesionalan način. Berlinska baza podataka emocionalnog govora (Emo-DB) sadrži oko 500 izjava koje je izgovorilo 10 glumaca (5 muškaraca i 5 žena) na sretan, ljut, tjeskoban, uplašen, s dosadom i odvratn način. Međutim ove nespontane emocije mogu se preuveličati malo više od pravih emocija. Kako bi se smanjio ovaj jaz, nedavno su razvijene baze podataka o spontanom govoru. Prirodne emocije izazvane Belfastom (The Belfast Induced Natural Emotion) zabilježene su kod 40 ispitanika u dobi

¹⁷ Yan Wang, Wei Song, Wei Tao, Antonio Liotta, Dawei Yang, Xinlei Li, Shuyong Gao, Yixuan Sun, Weifeng Ge, Wei Zhang, Wenqiang Zhang, A systematic review on affective computing: emotion models, databases, and recent advances, *Information Fusion*, Volumes 83–84, 2022, Pages 19-52, ISSN 1566-2535. Dostupno na: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566253522000367> - 18.01.2023

između 18 i 69 godina, od kojih su 20 muškaraca i 20 žena, na Sveučilištu Queen u Sjevernoj Irskoj. Svaki je ispitanik sudjelovao u pet testova, od kojih svaki sadrži kratke videozapise (5 do 60 sekundi) sa stereo zvukom, a odnosi se na jednu od pet emocionalnih tendencija: ljutnju, tugu, sreću, strah i neutralnost.¹⁸

4.3 Baze podataka izraza lica

Tablica u nastavku će prikazati baze podataka izraza lica, uključujući godine, uzorke, temu i kategoriju izraza.

Baza podataka	Godina	Uzorci	Predmet	Kategorija izraza
U laboratoriju	SBE = sedam osnovnih emocija (ljutnja, gađenje, strah, sreća, tuga, iznenađenje i neutralno)			
JAFFE	1998	219 slika	10	SBE
CK	2000	1917 slika	210	SBE plus prijezir
CK+	2010	593 sekvence	123	SBE plus prijezir
MMI	2010	740 slika, 2900 videa	25	SBE
Oulu-CASIA	2011	6 vrsta 480 sekvenci	80	SBE
BU-3DFE	2006	2500 3D slika	100	SBE
BU-4DFE	2008	606 3D sekvenci	101	SBE
BP4D	2014	328 3D + 2D sekvence	41	Šest osnovnih izraza plus sramota
4DFAB	2018	1,8 milijuna+ 3D slike	180	Šest osnovnih izraza
SMIC	2013	164 sekvence	16	Pozitivno, negativno, iznenađenje
CASME II	2014	255 nizova	35	Šest osnovnih izraza plus ostali
SAMM	2018	159 nizova	32	Šest osnovnih izraza plus ostali
U divljini				

¹⁸ Ibid.

FER2013	2013	35.887 sivih slika	/	SBE
SFEW 2.0	2015	1694 slike		Šest osnovnih izraza
EmotioNet	2016	1.000.000 slika	/	Složeni izrazi
ExpW	2016	91 793 slike	/	SBE
AffectNet	2017	450 000 slika	/	SBE plus prijezir Vrijednost i uzbuđenje
RAF-DB	2017	29 672 slike	/	SBE Složeni izrazi
DFEW	2020	12059 isječaka	/	SBE

Tablica 2. Prikaz baza podataka izraza lica

Izvor: Izrada autora prema: Yan Wang, Wei Song, Wei Tao, Antonio Liotta, Dawei Yang, Xinlei Li, Shuyong Gao, Yixuan Sun, Weifeng Ge, Wei Zhang, Wenqiang Zhang, A systematic review on affective computing: emotion models, databases, and recent advances, Information Fusion, Volumes 83–84, 2022, Pages 19-52, ISSN 1566-2535. Dostupno na:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566253522000367>

Rane baze podataka FER-a izvedene su iz emocija koje subjekti namjerno izvedu u laboratoriju (In-the-Lab). Na primjer, JAFFE objavljen 1998. godine uključuje 213 slika sa 7 izraza lica, na kojima pozira 10 japanskih manekenki. Za konstruiranje proširene Cohn-Kanade (CK+), ekstenzija CK, subjekti su bili upućeni da izvedu sedam izraza lica. Slike izraza lica snimljene su i analizirane kako bi se dobili protokoli i osnovni rezultati za praćenje crta lica, jedinice akcije (AU) i prepoznavanje emocija. Za razliku od CK+, MMI se sastoji od sekvenci početak-vrh-pomak. Oulu-CASIA NIR-VIS (Oulu-CASIA) objavljen 2011. godine uključuje 2880 sekvenci slika snimljenih jednom od dvije vrste sustava za slikanje pod tri uvjeta osvjetljenja. Postoje različite 3D/4D baze podataka dizajnirane za FER s više pogleda i više položaja. 3D izraz lica Sveučilišta Binghamton (BU-3DFE) sadrži 606 sekvenci izraza lica snimljenih od sto ljudi s jednim od šest izraza lica. BU-4DFE je razvijen na temelju dinamičkog 3D prostora koji uključuje 606 sekvenci 3D izraza lica visoke rezolucije. BP4D objavljen 2014. godine dobro je označena 3D video baza podataka koja se sastoji od spontanih izraza lica, izazvanih od 41 sudionika (23 žene i 18 muškaraca) putem dobro potvrđenih indukcija emocija. 4DFAB objavljen 2018. godine

sadrži najmanje 1 800 000 dinamičkih 3D lica visoke rezolucije snimljenih sa 180 subjekata u četiri različite sesije.¹⁹ Slično MMI-u sve baze podataka o mikroekspresiji sastoje se od sekvenci početak-vrh-pomak. Spontaneous Micro-expression (SMIC) sadrži 164 video isječaka mikroekspresije dobivenih od 16 sudionika. CASME II ima videozapise sa relativno visokom vremenskom i prostornom rezolucijom. Izrazi lica sudionika dobiveni su u dobro kontroliranom laboratorijskom okruženju i pravilnom osvjetljenju. Spontane Micro-Facial Movement (SAMM) trenutno je javna baza podataka koja sadrži sekvence sa najvećom rezolucijom, a njeni sudionici su iz različitih etničkih skupina i najšireg raspona dobi. Baze podataka o glumljenim izrazima lica često se konstruiraju u specifičnom okruženju. Drugi način za izgradnju baze podataka je prikupljanje slika i videozapisa izraza lica sa interneta što se naziva In-the-Wild. FER2013 je prva javna velika i neograničena baza podataka koja sadrži 35 887 sivih slika sa 48x48 piksela, prikupljenih automatski putem Google API-ja za pretraživanje slika. Statični izrazi lica u divljini (FER2013) podijeljeni su u tri skupa, uključujući vlak (891 slika) i val (431 slika), označenih kao jedan od šest osnovnih izraza lica (bijes, gađenje, strah, sreća, tuga i iznenađenje), kao i neutralni i testni (372 slike) bez izraznih oznaka. EmotioNet se sastoji od milijun slika s 950 000 automatski označenih AU i 25 000 ručno označenih AU. Expression in-the-Wild (ExpW) sadrži 91 793 slike lica, ručno označenih kao jedan od od sedam osnovnih izraza lica. AffectNet sadrži preko 1 000 000 slika lica, od kojih je 450 000 slika ručno označeno kao jedan od osam diskretnih izraza (šest osnovnih izraza plus neutralnost i prijezir) te dimenzionalni intenzitet vrijednosti i uzbuđenja. Real-world Affective Face Database (RAF-DB) sadrži 29 672 vrlo raznolike slike lica preuzete sa interneta s ručno prikupljenim komentarima (sedam osnovnih i jedanaest složenih oznaka emocija). Dynamic Facial Expression in the Wild (DFEW) se sastoji od više od 16 000 video isječaka segmentiranih iz tisuću filmova s različitim temama. Profesionalni crowdsourcing primijenjen je na ove isječke, a 12 059 isječaka je odabrano i označeno jednim od sedam izraza (šest osnovnih izraza plus neutralni).²⁰

¹⁹ Ibid.

²⁰ Ibid.

4.4 Baze podataka emocija gesta tijela

Iako su se studije za prepoznavanje emocija uglavnom usredotočile na izraze lica, sve veći broj istraživača afektivne neuroznanosti pokazuje važnost cijelog tijela za nesvjesni prepoznavanje emocija. Općenito tjelesne izražajne znakove lakše je uočiti nego suptilne promjene na licu. Kako bi uhvatili prirodne pokrete tijela, baze podataka emocija gesta tijela sadrže korpus video sekvenci prikupljenih ili iz stvarnog života ili iz filmova. Tablica u nastavku daje pregled baza podataka emocija geste tijela.

Baza podataka	Godina	Modalitet	Izvori	Subjekt	Kategorija
EmoTV	2005	Lice, pogled na tijelo	51 slika	/	14 emocija
FABO	2006	Lice, Tijelo	1900 videa	23	10 emocija
THEATRE	2009	Tijelo	/	/	8 emocija
GEMEP	2010	Lice, Tijelo	7000+	10	18 emocija
EMILYA	2014	Lice, Tijelo	/	11	8 emocija

Tablica 3. Prikaz baza podataka emocija geste tijela

Izvor: Izvor: Izrada autora prema: Yan Wang, Wei Song, Wei Tao, Antonio Liotta, Dawei Yang, Xinlei Li, Shuyong Gao, Yixuan Sun, Weifeng Ge, Wei Zhang, Wenqiang Zhang, A systematic review on affective computing: emotion models, databases, and recent advances, Information Fusion, Volumes 83–84, 2022, Pages 19-52, ISSN 1566-2535. Dostupno na:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566253522000367>

EmoTv sadrži videosekvence intervjua s francuskih TV kanala. Ima više vrsta komentara, ali nije javno dostupan. Baza podataka o licima i tijelu (FABO) prva je javno dostupna bimodalna baza podataka koja sadrži geste lica i tijela. Snimke za svaki predmet traju više od jednog sata i pohranjuju bogate informacije o različitim izjavama o utjecaju. THEATER korpus sastoji se od dijelova iz dvije filmske verzije koji su kodirani s osam afektivnih stanja koja odgovaraju osam uglova PAD prostora. GENEVA Multimodal Emotion Portrayals (GEMEP) je baza podataka o položajima tijela i gestama prikupljenih

iz perspektive sugovornika i promatrača. GEMEP baza podataka je jedna od rijetkih baza podataka koje imaju AU oznake okvir po okvir. Emocionalni tjelesni izraz u bazi podataka dnevnih radnji (EMILYA) prikuplja tjelesne gest u dnevnim pokretima. Sudionici su bili obučeni da budu svjesni korištenja svojih tijela za izražavanje emocija kroz radnje. EMILYA uključuje ne samo videozapise emocionalnih izraza lica i tijela, već i 3D podatke pokreta cijelog tijela.²¹

4.5 Fiziološke baze podataka

Socijalno maskiranje ne utječe na fiziološke signale (npr. EEG, RESP i EKG) u usporedbi sa tekstualnim, audio i vizualnim signalima emocija, te su stoga objektivniji i pouzdaniji za prepoznavanje emocija. Sljedeća tablica daje pregled fizioloških utemeljenih signala baze podataka.

²¹ Ibid.

Baza podataka	Godina	Komponente							Predmeti	Kategorije emocija
		EE G	EO G	EM G	GS R	RES P	EK G	Ostalo		
DEAP	2012	■	■	■	■	■	/	Pletizmograf	32	Vrijednost i uzbuđenje
SEED	2015	■	/	/	/	/	/	/	15	Pozitivan, neutralan i negativan
DSdRD	2005	/	/	■	■	/	■	/	24	Nizak, srednji i visok stres
AMIGOS	2017	■	/	/	■	/	■	Prednji HD video, RGB i dubinski videozapisi cijelog tijela	40	Vrijednost i uzbuđenje
WESAD	2018	/	/	■	/	■	■	EDA, volumen krvi, puls i temperatura, AAC	15	Neutralno, stres, zabava

Tablica 4. Prikaz fizioloških utemeljenih signala baza podataka

Izvor: Izrada autora prema: Yan Wang, Wei Song, Wei Tao, Antonio Liotta, Dawei Yang, Xinlei Li, Shuyong Gao, Yixuan Sun, Weifeng Ge, Wei Zhang, Wenqiang Zhang, A systematic review on affective computing: emotion models, databases, and recent advances, Information

Fusion, Volumes 83–84, 2022, Pages 19-52, ISSN 1566-2535. Dostupno na:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566253522000367>

DEAP uključuje 32-kanalni EEG, 4-kanalni EOG i EMG, RESP, pletizmograf, galvanski kožni odgovor (GSR) i tjelesnu temperaturu prikupljene od 32 subjekta. Odmah nakon gledanja svakog videa, subjekti su morali ocijeniti svoje istinske emocije pet dimenzija: vrijednosti, uzbuđenja, dominacije, sviđanja i poznatosti. SEED sadrži EGG snimke iz 15 predmeta. U njihovoj studiji sudionici su zamoljeni da iskuse tri EGG snimanja s razmakom od dva tjedna između dva uzastopna snimanja. Unutar svake sesije, svaki je subjekt bio izložen istom nizu od 15 filmskih ulomaka, svaki u trajanju od otprilike četiri minute, kako bi se izazvale tri vrste emocija: pozitivne, neutralne i negativne. Neke su baze podataka vođene zadacima. Na primjer, Detecting Stress during Real-World Driving Tasks (DSdRD) koristi se za određivanje relativne razine stresa vozača. Sadrži različite signale 24 volontera koji su se odmarali najmanje 50 minuta nakon svojih zadataka vožnje. Ovi dobrovoljci su zamoljeni da ispune upitnike koji se koriste za mapiranje njihovog stanja u nisku, srednju i visoku razinu stresa. AMIGOS je dizajniran za prikupljanje emocija sudionika u dva društvena konteksta: pojedinačnom i grupnom. AMIGOS je konstruiran u dvije eksperimentalne postavke: jedna je da 40 sudionika gleda 16 kratkih emotivnih videa a druga je da gledaju četiri duga videa, uključujući kombinaciju usamljenih i grupnih sesija. Te su emocije označene samoprocjenom afektivnih razina i vanjskom procjenom vrijednosti i uzbuđenja. Nosivi uređaju pomažu premostiti jaz između laboratorijskih studija i emocija iz stvarnog života. Wearable Stress and Affect Detection (WESAD) je izrađen za otkrivanje stresa, pružajući multimodalne podatke visoke kvalitete, uključujući tri različita afektivna stanja (neutralno, stres, zabava).²²

4.6 Multimodalne baze podataka

U svakodnevnom životu ljudi izražavaju ili razumiju emocije putem multimodalnih signala. Multimodalne baze podataka mogu se uglavnom podijeliti u dvije vrste: multifizičke i fizičko-fiziološke baze podataka. Sljedeća tablica će dati pregled multimodalnih baza podataka.

²² Ibid.

Ime	Godina	Komponente				Predmeti	Tip	Kategorije emocija
		Tekst	Govor	Vizualno	Psihološki			
IEMOCAP	2008	■	■	■	/	10	Gluma	Sreća, ljutnja, tuga, frustracija i neutralna aktivacija-vrijednost-dominacija
CreativeIT	2010	■	■	■	/	16	Inducirano	Aktivacija-Vrijednost-Dominacija
HOW	2011	■	■	■	/	/	Prirodno	Pozitivno, negativno i neutralno
ICT-MMMO	2013	■	■	■	/	/	Prirodno	Pet osnovnih osjećaja
CMU-MOSEI	2018	■	■	■	/	/	Prirodno	Šest osnovnih emocija, pet osnovnih osjećaja
MAHNOB-HCI	2012	/	■	■	■	27	Inducirano	Uzbuđenje-Vrijednost-Dominacija-Predvidljivost Gađenje, Zabava, Radost, Strah, Tuga, Neutralno
RECOLA	2013	/	■	■	■	46	Prirodno	Uzbuđenje-Vrijednost, Sporazum, Dominacija,

								Angažman, Izvedba i odnos
DECAF	2015	/	■	■	■	30	Inducirano	Uzbuđenje-Vrijednost-Dominacija, šest osnovnih izraza Zabavno, smiješno i uzbudljivo

Tablica 5. Prikaz multimodalnih baza podataka

Izvor: Izvor: Izrada autora prema: Yan Wang, Wei Song, Wei Tao, Antonio Liotta, Dawei Yang, Xinlei Li, Shuyong Gao, Yixuan Sun, Weifeng Ge, Wei Zhang, Wenqiang Zhang, A systematic review on affective computing: emotion models, databases, and recent advances, Information Fusion, Volumes 83–84, 2022, Pages 19-52, ISSN 1566-2535. Dostupno na: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566253522000367>

Interactive Emotional Dyadic Motion Capture (IEMOCAP) konstruirao je laboratorij za analizu i interpretaciju govora. Tijekom snimanja, od deset glumaca se traži da izvode odabrane emocionalne scenarije i improvizirane hipotetske scenarije dizajnirane da izazovu pet specifičnih vrsta emocija. Lice, glava i ruke glumaca su označeni kako bi pružili detaljne informacije o njihovim izrazima lica i pokretima ruku tijekom izvedbe. Za označavanje razine iskaza koriste se dvije poznate taksonomije emocija: diskretne bilješke temeljene na kategorijama i kontinuirane bilješke temeljene na atributima. Nakon toga CreativeIT sadrži detaljne podatke o pokretima cijelog tijela, vizualno-zvučne i tekstualne opise prikupljene od 16 glumaca tijekom njihovih afektivnih dijadičkih interakcija u rasponu od dvije do deset minuta svaki. Dvije vrste interakcija postavljene su kao improvizirane. Prema broju sličica u sekundi, anotator je dao vrijednosti emocionalnog stanja svakog glumca u tri dimenzije. Harvesting Opinions from the Web database (HOW) sadrži 13 pozitivnih, 12 negativnih i 22 neutralna videa snimljena s

YouTube-a. Baza podataka instituta za kreativne tehnologije Multimodal Movie Opinion (ICT-MMMO) sadrži 308 YouTube videozapisa i 78 videozapisa filmskih scenarija s ExpoTV-a. Ima pet oznaka osjećaja: jako pozitivno, slabo pozitivno, neutralno, jako negativno i slabo negativno. Multimodal Opinion Sentiment and Emotion Intensity (CMU-MOSEI) najveća je baza podataka za analizu osjećaja i prepoznavanje emocija, koja se sastoji od 23 453 rečenice i 3 228 videozapisa prikupljenih od više od 1 000 online YouTube govornika. Svaki video sadrži ručnu transkripciju koja usklađuje audio i fonemske ocjene. MAHNOB-HCI je video fiziološka baza podataka. Koristeći šest video kamera, mikrofona koji se nosi na glavi, uređaj za praćenje pogleda i fiziološke senzore, konstruiran je praćenjem i snimanjem emocija 27 sudionika tijekom gledanja 20 filmova. Remote Collaborative and Affective Interactions (RECOLA) se sastoji od multimodalnog korpusa spontanih interakcija od 46 sudionika na francuskom jeziku. Ovi sudionici rade u parovima kako bi razgovarali o planu bijega u slučaju katastrofe i postigli dogovor putem videokonferencije na daljinu. Snimke aktivnosti sudionika su označene sa šest anotatora s dvije kontinuirane emocionalne dimenzije: uzbuđenje i vrijednost, kao i oznakama društvenog ponašanja na pet dimenzija. DECAF je baza podataka temeljena na magnetoencefalogramu za dekodiranje afektivnih odgovora 30 subjekata tijekom gledanja 36 filmskih isječaka i 40 jednogminutnih glazbenih video isječaka. DECAF sadrži detaljnu analizu korelacija između samoprocjena sudionika i njihovih fizioloških odgovora, rezultate klasifikacije u jednom pokusu za dimenzije vrijednosti, uzbuđenja i dominacije, procjenu učinka u odnosu na postojeće skupove podataka i vremenski kontinuirane bilješke emocija za filmske isječke.²³

5. Tehnologije kod afektivnog računalstva

U psihologiji, kognitivnoj znanosti i neuroznanosti postoje dva glavna pristupa za opisivanje kako ljudi percipiraju i klasificiraju emocije: kontinuirani ili kategorički. Kontinuirani pristup nastoji koristiti dimenzije kao što su negativno nasuprot pozitivnim, smirenost nasuprot uzbuđenju. Kategorički pristup nastoji koristiti diskretne klase kao što su sretan, tužan, ljut, uplašen, iznenađenje, gađenje. Različite vrste regresije i

²³ Ibid.

klasifikacijskih modela strojnog učenja mogu se koristiti kako bi strojevi proizvodili kontinuirane ili diskretne oznake. Ponekad se izrađuju i modeli koji dopuštaju kombinacije između kategorija, na primjer sretno - iznenađeno lice ili uplašeno – iznenađeno lice.²⁴

5.1 Algoritmi

Proces detekcije utjecaja na govor ili tekst zahtjeva stvaranje pouzdane baze podataka, baze znanja ili modela vektorskog prostora, dovoljno širokog da odgovara svakoj potrebi za njegovu primjenu, kao i odabir uspješnog klasifikatora koji će omogućiti brzo i točno prepoznavanje emocija. Trenutno su najčešće korišteni klasifikatori linearni diskriminantni klasifikatori (LDC), k-najbliži susjed (k-NN), Gaussov model mješavine (GMM), potporni vektorski strojevi (SVM), umjetne neuronske mreže (ANN), algoritmi stabla odlučivanja i skriveni Markovljevi modeli (HMMs).²⁵ Različite studije su pokazale da odabir odgovarajućeg klasifikatora može značajno poboljšati ukupnu izvedbu sustava. Donji popis daje opis svakog algoritma:

- LDC: klasifikacija se događa na temelju vrijednosti dobivene iz linearne kombinacije vrijednosti značajki, koje se obično daju u obliku vektorskih značajki.
- k-NN: klasifikacija se događa lociranjem objekta u prostoru obilježja i usporedbom s k najbližih susjeda. O razvrstavanju odlučuje većina glasova.
- GMM: to je probabilistički model koji se koristi za predstavljanje postojanja subpopulacija unutar ukupne populacije. Svaka potpopulacija opisana je korištenjem distribucije mješavine, što omogućuje klasifikaciju opažanja u potpopulacije.
- SVM: to je vrsta linearnog klasifikatora koji odlučuje u koju od dvije mogućih klasa svaki ulaz može spadati.
- ANN: to je matematički model, inspiriran biološkim neuronskim mrežama, koji može bolje shvatiti moguće nelinearnosti prostora značajki.

²⁴ Aleix, and Shichuan Du, Martinez (2012). "A model of the perception of facial expressions of emotion by humans: Research overview and perspectives" (PDF). The Journal of Machine Learning Research. 13 (1): 1589–1608. Dostupno na: <https://www.jmlr.org/papers/volume13/martinez12a/martinez12a.pdf> - 21.10.2022

²⁵ Scherer, Klaus R; Bänziger, Tanja; Roesch, Etienne B (2010). A Blueprint for Affective Computing: A Sourcebook and Manual. Oxford: Oxford University Press. Str. 241.

- Algoritmi stabla odlučivanja: rade na temelju praćenja stabla odlučivanja u kojem listovi predstavljaju rezultat klasifikacije, a grane predstavljaju konjunkciju sljedećih značajki koje vode do klasifikacije.

- HMM: statistički Markovljev model u kojem stanja i prijelazi stanja nisu izravno dostupni promatranju. Umjesto toga, vidljivi su nizovi izlaza koji ovise o stanjima. U slučaju prepoznavanja afekta, izlazi predstavljaju niz vektora značajki govora, koji omogućuju dedukciju nizova stanja kroz koje je model napredovao. Stanja se mogu sastojati od različitih međukoraka u izražavanju emocije, a svaki od njih ima distribuciju vjerojatnosti preko mogućih izlaznih vektora. Nizovi stanja omogućuju predviđanje afektivnog stanja koje se pokušava klasificirati, a ovo je jedna od najčešće korištenih tehnika u području detekcije govornog afekta.

Dokazano je da se iz dovoljno akustičkih dokaza emocionalno stanje osobe može klasificirati skupom klasifikatora većinskog glasovanja. Predloženi skup klasifikatora temelji se na tri glavna klasifikatora: kNN, C4.5 i SVM-RBF Kernel. Ovaj skup postiže bolje performanse nego svaki osnovni klasifikator uzet zasebno. Uspoređuje se sa druga dva skupa klasifikatora: jedan protiv svih i višeklasni SVM s hibridnim jezgrama i skup klasifikatora koji se sastoji od sljedeća dva osnovna klasifikatora: C5.0 i neuralna mreža. Predložena varijanta postiže bolje performanse od druga dva skupa klasifikatora.²⁶

5.2 Deskriptori govora

Složenost procesa prepoznavanja afekta povećava se sa brojem klasa i govornih deskriptora koji se koriste unutar klasifikatora. Stoga je ključno odabrati samo najrelevantnije značajke kako bi se osigurala sposobnost modela da uspješni identificira emocije, kao i povećanje performansi, što je posebno značajno za detekciju u stvarnom vremenu. Raspon mogućih izbora je velik, sa nekim studijama koje spominju korištenje preko dvjesto različitih značajki. Ključno je identificirati one koji su suvišni i nepoželjni

²⁶

[https://ntv.ifmo.ru/en/article/11200/raspoznvanie_i_prognozirovanie_dlitelnyh_emocij_v_rechi_\(na_angl._yazyke\).htm](https://ntv.ifmo.ru/en/article/11200/raspoznvanie_i_prognozirovanie_dlitelnyh_emocij_v_rechi_(na_angl._yazyke).htm) – 25.10.2022

kako bi se optimizirao sustav i povećala stopa uspješnosti ispravne detekcije emocija. Najčešće karakteristike govora kategorizirane su u sljedeće skupine.

Frekvencijske karakteristike

Oblik akcenta – pod utjecajem brzine promjene osnovne frekvencije.

Prosječna visina tona – opis koliko visoko ili nisko govornih govori u odnosu na normalan govor.

Nagib konture – opisuje tendenciju promjene frekvencije tijekom vremena, može biti u porastu, padu ili na razini.

Završno snižavanje – iznos za koji frekvencija pada na kraju izgovora.

Raspon visine tona – mjeri raspon između maksimalne i minimalne frekvencije izgovora.

Značajke povezane sa vremenom

Brzina govora – opisuje brzinu izgovorenih riječi ili slogova u jedinici vremena.

Učestalost naglaska – mjeri stopu pojavljivanja izgovora s naglaskom na tonu.

Parametri kvalitete glasa i deskriptori energije

Dahost – mjeri šum aspiracije u govoru.

Sjaj – opisuje dominaciju visokih ili niskih frekvencija u govoru.

Glasnoća – mjeri amplitudu govornog valnog oblika, prevodi se u energiju izgovora.

Prekid pauze – opisuje prijelaze između zvuka i tišine.

Diskontinuitet visine – opisuje prijelaze osnovne frekvencije.

5.3 Detekcija afekta lica

Detekcija i obrada izraza lica postiže se različitim metodama kao što su optički protok, skriveni Markovljevi modeli, obrada neuronske mreže ili aktivni modeli izgleda. Više od jednog modaliteta može se kombinirati ili spojiti kako bi se pružala više robusna procjena emocionalnog stanja subjekta. Afectiva je tvrtka izravno povezana s afektivnim računalstvom i ima za cilj istraživanje rješenja i softvera za otkrivanje afekta lica.

5.4 Klasifikacija emocija

Provodeći međukulturalno istraživanje u Papui Novoj Gvineji, na plemenu, krajem 1960-ih, Paul Ekman je predložio ideju da izrazi emocija na licu nisu kulturno određeni, već univerzalni. Stoga je sugerirao da su biološkog podrijetla i da se stoga mogu sigurno i ispravno kategorizirati. Stoga je 1972. službeno iznio šest osnovnih emocija: bijes, gađenje, strah, sreća, tuga i iznenađenje. Međutim 1990-ih Ekman je proširio svoj popis osnovnih emocija, uključujući niz pozitivnih i negativnih emocija od kojih nisu sve kodirane u mišićima lica. Novouključene emocije su: zabava, prijezir, zadovoljstvo, sram, uzbuđenje, krivnja, ponos na postignuće, olakšanje, zadovoljstvo te osjetilni užitek.

5.5 Izazovi u detekciji lica

Kao i kod svake računalne prakse, u detekciji afekta obradom lica, potrebno je nadmašiti neke prepreke kako bi se u potpunosti otključao skriveni potencijal cjelokupnog korištenog algoritma ili metode. U ranim danima gotovo svake vrste detekcije temeljene na umjetnoj inteligenciji (prepoznavanje govora, prepoznavanje lica, prepoznavanje afekta), točnost modeliranja i praćenja bila je problem. Kako se hardver razvija, kako se prikuplja više podataka i kako dolazi do novih otkrića i uvode nove prakse, ovaj nedostatak točnosti nestaje, ostavljajući iza sebe probleme za šumom. Međutim postoje metode za uklanjanje šuma uključujući usrednjavanje susjedstva, linearno Gaussovo izgladivanje, srednje filtriranje, ili novije metode kao što je algoritam za optimizaciju bakterijske hrane.

Ostali izazovi uključuju:

- Činjenica da postavljeni izrazi, kako ih koristi većina subjekata u raznim studijama nisu prirodni, pa se stoga algoritmi obučeni na njima možda neće primijeniti na prirodne izraze.
- Nedostatak slobode akcijskog kretanja. Detekcija afekta radi vrlo dobro s frontalnom upotrebom, ali nakon rotacije glave za više od 20 stupnjeva došlo je do problema.
- Izrazi lica ne odgovaraju uvijek temeljnoj emociji koja im odgovara.
- FACS nije uključio dinamiku, dok dinamika može pomoći u razjašnjavanju.
- FACS kombinacije ne odgovaraju na način jedan na jedan sa emocijama koje su psiholozi izvorno predložili.
- Točnost prepoznavanje je poboljšana dodavanjem konteksta, međutim dodavanje konteksta i drugih modaliteta povećava troškove računanja i složenost.

5.6 Geste tijela

Geste se mogu učinkovito koristiti kao sredstvo otkrivanja određenog emocionalnog stanja korisnika, posebno kada se koriste u kombinaciji s prepoznavanjem govora i lica. Ovisno o konkretnoj radnji, geste mogu biti jednostavni refleksni odgovori, poput podizanja ramena kada se ne zna odgovor na pitanje, ili mogu biti složene i smislene kao kod komunikacije znakovnim jezikom. Bez korištenja ikakvih predmeta ili okoline, možemo mahati rukama ili pljeskati. S druge strane kada se koriste predmeti, može ih se uperiti, pomicati, dodirivati ili rukovati njima. Računalo bi ih trebalo moći prepoznati, analizirati kontekst i odgovoriti na smisleni način, kako bi se učinkovito koristilo za interakciju između čovjeka i računala. Postoji mnogo predloženih metoda za otkrivanje gesta tijela. Neki razlikuju dva različita pristupa u prepoznavanju gesta: temeljen na 3D modelu i pristup temeljen na izgledu. Najistaknutija metoda koristi 3D informacije o ključnim elementima dijelova tijela kako bi se dobilo nekoliko važnih parametara, poput položaja dlana ili kutova zglobova. S druge strane, sustavi koji se temelje na izgledu koriste slike ili

videozapise za izravnu interpretaciju. Geste rukama su uobičajeni fokus metoda detekcije geste tijela.²⁷

6. Fiziološko promatranje kod afektivnog računalstva

To se može koristiti za otkrivanje afektivnog stanja korisnika praćenjem i analizom njihovih fizioloških znakova. Ovi znakovi variraju od promjena u otkucajima srca i vodljivosti kože do sitnih kontrakcija mišića lica i promjena u protoku krvi u licu. Ovo područje dobiva na zamahu i sada se vide stvarni proizvodi koji implementiraju tehnike. Četiri glavna fiziološka znaka koja se obično analiziraju su puls volumena krvi, kožni galvanski odgovor, elektromiografija lica i uzorci boja lica.

6.1 Puls volumena krvi

Puls volumena krvi (BVP) može se izmjeriti procesom koji se naziva fotopletizmografija, koji proizvodi grafikon koji pokazuje protok krvi kroz ekstremitete. Vrhovi valova ukazuju na srčani ciklus u kojem je srce pumpalo krv u ekstremitete. Ako ispitanik doživi strah ili se trgne, njegovo srce obično "poskoči" i ubrzano kuca neko vrijeme, uzrokujući povećanje amplitude srčanog ciklusa. To se jasno može vidjeti na fotopletizmo grafu kada se smanji udaljenost između dna i vrha vala. Kako se subjekt smiruje i kako se unutarnja jezgra tijela širi, dopuštajući više krvi da teče natrag u ekstremitete, ciklus će se vratiti u normalu.

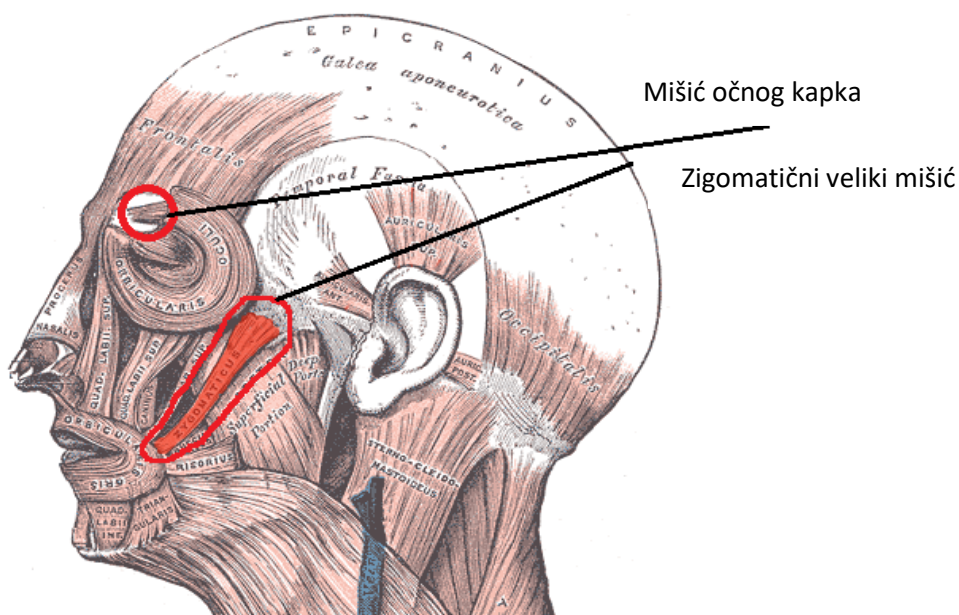
Infracrveno svjetlo obasjava kožu posebnim hardverom senzora i mjeri se količina reflektiranog svjetlosti. Količina reflektiranog i propuštenog svjetla u korelaciji je sa pulsom volumena krvi jer svjetlost apsorbira hemoglobin koji se u velikoj mjeri nalazi u krvotoku. Može biti nezgrapno da senzor koji obasjava infracrveno svjetlo i prati reflektirano svjetlo uvijek bude usmjeren na isti kraj, posebno imajući u vidu da se subjekti često protežu i ponovno prilagođavaju svoj položaj dok koriste računalo. Postoje i drugi čimbenici koji mogu utjecati na nečiji puls. Budući da je to mjera protoka krvi kroz ekstremitete, ako se

²⁷ V. I. Pavlovic, R. Sharma and T. S. Huang, "Visual interpretation of hand gestures for human-computer interaction: a review," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, no. 7, pp. 677-695, July 1997, doi: 10.1109/34.598226. Dostupno na: <https://ieeexplore.ieee.org/document/598226> - 27.10.2022

subjekt osjeća vruće ili posebno hladno, tada njegovo tijelo može dopustiti da više ili manje krvi teče u ekstremitete, sve to bez obzira na emocionalno stanje subjekta.

6.2 Elektromiografija lica

Elektromiografija lica je tehnika koja se koristi za mjerenje električne aktivnosti mišića pojačavanjem sićušnih električnih impulsa koje generiraju mišićna vlakna kada se kontrahiraju. Lice izražava veliku količinu emocija, međutim postoje dvije glavne skupine mišića lica koje se obično proučavaju kako bi se otkrile emocije: mišić očnog kapka također pozna kao mišić “mrštenja”, povlači obrvu u mrštenje i stoga je najbolji test za neugodnu ili negativnu emocionalnu reakciju. Zigomatični veliki mišić je odgovoran za povlačenje kutova usta unatrag kada se čovjek smiješi i stoga je mišić koji se koristi za testiranje pozitivne emocionalne reakcije.

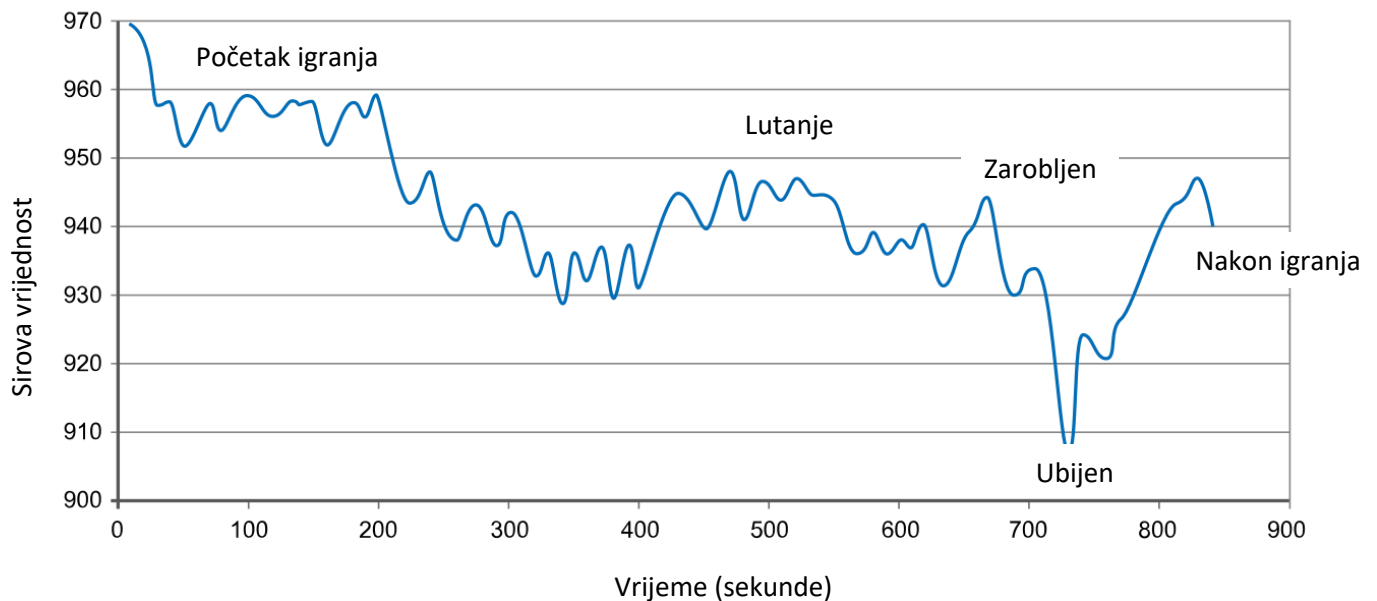


Slika 5. Prikaz mišića očnog kapka i zigomatičnog velikog mišića a licu

Izvor: Izrada autora prema: Picard, R. W. (1997). Affective computing. The MIT Press.

6.3 Kožni galvanski odgovor

Galvanski kožni odgovor je zastarjeli izraz za općenitiji fenomen poznat kao elektrodermalna aktivnost ili EDA. EDA je opći fenomen pri kojem se mijenjaju električna svojstva kože. Kožu inervira, tako da mjerenje njezinog otpora ili vodljivosti pruža način kvantifikacije malih promjena u simpatičkoj grani autonomnog živčanog sustava. Kako se žlijezde znojnice aktiviraju, čak i prije nego što se koža osjeti znojom, razina EDA može se uhvatiti i koristiti za razaznavanje malih promjena u autonomnom uzbuđenju. Što je ispitanik uzbuđeniji, to je vodljivost kože veća. Vodljivost kože često se mjeri pomoću dviju malih srebrno-kloridnih elektroda postavljenih negdje na koži i primjene malog napona između njih. Kako bi se povećala udobnost i smanjila iritacija, elektrode se mogu postaviti na zapešće, noge ili stopala, što ruke ostavlja potpuno slobodnima za svakodnevne aktivnosti.



Slika 6. Dijagram otpora kože tijekom igranja video igrice

Izvor: Izrada autora prema: Picard, R. W. (1997). Affective computing. The MIT Press.

Slika 8. prikazuje dijagram otpora kože izmjeren pomoću GSR-a i vremena dok je subjekt igrao video igricu. Postoji nekoliko vrhova koji su jasni na grafikonu, što sugerira da je GSR dobra metoda za razlikovanje uzbuđenog i neuzbuđenog stanja. Na primjer, na početku video igre gdje obično nema mnogo uzbudljive igre, zabilježena je visoka razina otpora, što sugerira nisku razinu vodljivosti i stoga manje uzbuđenja. Ovo je u jasnom kontrastu sa iznenadnim padom u kojem igrač pogine jer je igrač obično pod stresom i napet je jer njegovim lik pogine u igri.

6.4 Recenzije o prepoznavanju afekta na tjelesnoj osnovi

Postojeća istraživanja fizičkog prepoznavanja afekta uglavnom su koristila vizualne, tekstualne i audio modalitete. Što se tiče vizualnog modaliteta, većina studija ispitivala je FER te 3D FER. Osim toga, pregledali su učenje i prepoznavanje emocija iz tjelesnih gesti praćeno multimodalnim prepoznavanjem emocija na temelju govora ili geste lica i tijela. Što se tiče tekstualnog modaliteta, radovi na analizi osjećaja i prepoznavanju emocija mogu se dovršiti prema implicitnim emocijama u razgovoru.

6.5 Osvrti na fiziološki utemeljeno prepoznavanje emocija

Sve veći razvoj fiziološkog prepoznavanja emocija omogućen je korištenjem ugrađenih uređaja za prikupljanje fizioloških signala. Stručnjaci su 2019. godine pregledali prepoznavanje emocija temeljeno na ML-u (strojno učenje) korištenjem različitih fizioloških signala, zajedno sa ključnim teorijskim konceptima i pozadinama, metodama i budućim razvojem. Također, proučilo se nelinearno prepoznavanje emocija temeljeno na EEG-u (elektromanceograf) i identificirali su se neki nelinearni indeksi u budućim istraživanjima.

6.6 Prikazi fizičko-fiziološke fuzije za afektivnu analizu

Postoji jasan trend korištenja fizičkih i fizioloških signala za afektivnu analizu. U 2019. godini proučile su se 233 metode ljudskog afektivnog prepoznavanja temeljene na DL-u (duboko učenje) koje koriste audio-vizualne i fiziološke signale za učenje prostornih i vremenskih značajki zglobova. U 2020. godini predstavljeno je različito izdvajanje značajki, smanjenje značajki i klasifikatora temeljenih na ML-u u smislu standardnog

cjevovoda za višekanalno EEG prepoznavanje emocija i raspravljalo se o nedavnom napretku multimodalnog prepoznavanje emocija temeljenog na ML i DL tehnikama.

6.7 Boja lica kod afektivnog računalstva

Površina ljudskog lica inervirana je velikom mrežom krvnih žila. Varijacije protoka krvi u ovim žilama uzrokuju vidljive promjene boje na licu. Bez obzira aktiviraju li facijalne emocije mišića ili ne, dolazi do varijacija u protoku krvi, krvnom tlaku, razini glukoze i drugim promjenama. Također, signal boje lica neovisan je o signalu koji daju pokreti mišića lica. Pristupi se temelje na promjenama boja lica. Delaunayeva triangulacija koristi se za stvaranje trokutastih lokalnih područja. Neki od tih trokuta koji definiraju unutrašnjost usta i očiju se uklanjaju. Treba upotrijebiti piksele lijevih trokutastih područja za stvaranje vektora obilježja. To pokazuje da pretvaranje boje piksela standardnog RGB prostora u prostor boja kao što je oRGB prostor boja ili LMS kanali imaju bolju izvedbu kada se radi o licima. Dakle treba mapirati gornji vektor na bolji prostor boja i rastaviti ga na crveno-zelene i žuto-plave kanale. Zatim upotrijebiti metodu dubokog učenja kako bi se pronašle ekvivalentne emocije.

6.8 Vizualna estetika

Estetika u svijetu umjetnosti i fotografije, odnosi se na principe prirode i uvažavanja ljepote. Ocjenjivanje ljepote i drugih estetskih kvaliteta vrlo je subjektivan zadatak. Računalni znanstvenici sa Penn Statea suočavaju se sa izazovom automatskog zaključivanja estetske kvalitete slika koristeći njihov vizualni sadržaj kao problem strojnog učenja, s web mjestom za dijeljenje fotografija na mreži kao izvorom podataka. Oni izdvajaju određene vizualne značajke na temelju intuicije da mogu razlikovati estetski ugodne od neugodnih slika.

7. Primjena afektivnog računalstva u poslovanju

U sljedećem i ujedno i zadnjem poglavlju govorit će se o primjenama afektivnog računalstva u poslovanju, kako ono funkcionira u poslovanju i na kakve se sve načine ono primjenjuje.

7.1 Poslovni modeli za nove tehnologije: slučaj afektivnog računalstva

S evolucijom istraživanja afektivnog računalstva, rješenja za prepoznavanje emocija sve više izlaze iz istraživačkih laboratorija da postanu komercijalni proizvodi i usluge. Velike korporacije kao što su Amazon, Google, Facebook i Apple zajedno sa startupovima za specifičnu domenu, kao što su Affectiva i Crowdemotion, utrkuju se za dekodiranje afektivnih stanja svojih korisnika. Globalno tržište afektivnog računalstva procijenjeno je na 16,17 milijardi dolara u 2017. godini, a očekuje se da će dosegnuti vrijednost od 88,69 milijardi dolara do 2023. uz prosječnu godišnju stopu rasta od 32,81%.²⁸ Sve veći potencijal afektivne računalne industrije, kao emocionalno poboljšanje za trenutne IT sustave, izvedeno je od njegove sposobnosti da pruži veću personalizaciju i empatiju sa korisnikom. Trenutačni val sustava umjetne inteligencije emocija je potaknut popularnošću virtualnih osobnih asistenata (VPA) i drugih razgovornih sustava temeljenih na umjetnoj inteligenciji. Kao drugi val, predviđa se da će se AI tehnologija usredotočiti na korisničko iskustvo, uključujući obrazovni softver, video igre, dijagnostički softver, sportska i zdravstvena izvedba i autonomni automobili. Nova tehnologija se suočava sa nekoliko ključnih izazova. Kao i u svakoj industriji u nastajanju, rani pioniri u afektivnom računalstvu suočavaju se sa tri glavna rizika: rizik da moraju izdržati financijski ponor, rizik neuspjeha i sastaviti potpuno novu mrežu vrijednosti na vrijeme te rizik brzog zastarijevanja tehnologije ili poslovnog modela. Stoga pojam uspješnosti poslovnog modela postaje kritičan za praktičare afektivnog računalstva. Studije naglašavaju da potencijalni klijenti i poslovni partneri tehnoloških pothvata u nastajanju ne ulaze u

²⁸ O. Ignatyeva, D. Sokolov, O. Lukashenko, A. Shalakitkaia, S. Deneff and T. Samsonowa, "Business Models for Emerging Technologies: The Case of Affective Computing," 2019 8th International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction Workshops and Demos (ACIIW), 2019, pp. 350-355, doi: 10.1109/ACIIW.2019.8925206. Dostupno na: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8925206> - 29.10.2022

određene tehnologije ili poslovni model već u ponudu vrijednosti koja proizlazi iz podudaranja tehnologije i poslovnog modela. Stoga treba upariti novu obećavajuću tehnologiju u pravi poslovni model za uspješnu implementaciju. U nepostojanje odgovarajućeg poslovnog modela, perspektivne tehnologije nude malu vrijednost potencijalnim klijentima i partnerima. Iako ne postoji općeprihvaćena definicija poslovnog modela, može se opisati kao reprezentacija temeljne logike tvrtke i strateških izbora za stvaranje i hvatanje vrijednosti unutar mreže vrijednosti.²⁹ Dakle poslovni model sadrži nekoliko poslovnih kategorija i njihove odnose i ekscipitno opisuje vrijednost koja se pruža kupcima. Iz poslovne perspektive, nove tehnologije su sastavni dio poslovnih modela, jer donose vrlo drugačiju ponudu vrijednosti tržištu. Ometajući poslovno model nastaju kao odgovor na inovativne tvrtke koje žude za novim organizacijskim strukturama proizvoda i usluga koje se nude, koje naglašavaju ponudu jedinstvene vrijednosti za tržište. Dakle isporuka diferenciranih vrijednosti za potrošače, konkurentska prednost, ulazak u nova tržišta i zastarjelost postojećih poslovnih modela su uočene karakteristike disruptivnih poslovnih modela (vrsta inovacije koja donosi novu ideju ili tehnologiju na postojeće tržište). Istraživači se slažu da bi se tehnološke inovacije trebale uskladiti s poslovnim modelom za stvaranje vrijednosti. Da bi poduzeća na tržištu bila konkurentna trebaju usvojiti sustavan pogled na stvaranje i hvatanje vrijednosti iz tehnologija i redizajniranih poslovnih modela. Empirijska istraživanja pokazuju da tehnološke inovacije zajedno sa dizajnom poslovnog modela utječu na rast poduzeća. Dok je korporacijama teško uvesti disruptivne poslovne modele, čini se da novi pothvati imaju prednosti u tom modelu. Većina uspješnih tvrtka današnjice koristi disruptivne poslovne modele a kao primjer mogu se navesti par od njih a to su: Amazon, Apple, Alibaba, Airbnb, Netflix, Google, DJI, Microsoft, Facebook, Baidu, Tencent, Tesla, Lyft, Samsung i mnogi drugi.³⁰ Nedavno osnovani startupovi imaju mnogo toga za dobiti od narušavanja utvrđenog poretka stvari i potom slijediti lean pristupe, hvaleći brze cikluse učenja i pravodobne prilagodbe. Bez ikakvih naslijeđenih ili postojećih troškova sporazuma, visokotehnoški

²⁹ A. Osterwalder and Y. Pigneur, Business model generation a handbook for visionaries, game changers, and challengers. New York: Wiley & Sons, 2013. Dostupno na:

https://tudelft.openresearch.net/image/2015/10/28/business_model_generation.pdf - 29.10.2022

³⁰ <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/uk/pdf/2019/10/disruptive-companies-and-business-models-online.pdf> - 07.03.2023

startupovi posebno su vješti u spajanju inovativnih tehnologija sa odgovarajućim poslovnim modelima. U međuvremenu ostaje neistraženo formiranje disruptivnog poslovnog modela za novi pothvat u industriji u kojoj kupcima nedostaje razumijevanje za poslovne tehnološke vrijednosti. Industrija afektivnog računalstva služi kao prikladan kontekst za proučavanje razvoja disruptivnog poslovnog modela za industriju visoke tehnologije u nastajanju, zbog nedostatka prethodnog iskustva ili provjerenog poslovanja aplikacije. Prva faza u istraživanju afektivnog računalstva je razvoj algoritma za prepoznavanje emocija (ER). U ovom polju hardver ili softver analizira podatke iz različitih ulaza poput kamere ili mikrofona. Opremljen AI tehnologijom kao što su obrada prirodnog jezika, softver za govor, prepoznavanje lica i gesta, strojno učenje, veliki podaci, automatizirano rasuđivanje i analitika emocija, ER sustav sposoban je analizirati složene skupove podataka koji mogu interpretirati ljudske emocije u stvarnom vremenu. Svaki poslovni model ima svoje unutarnje elemente a ovaj poslovni model ima 9 elemenata koji će se navesti u nastavku.

Segmenti kupaca

Podaci pokazuju da su poslovni kupci (B2B) najveći segment kupaca za hitna rješenja u zdravstvu, automobilskoj industriji i maloprodajnoj industriji. Mnogi sektori povezani sa tehnologijom imaju ER rješenja kao sastavne komponente kao što su IoT, robotika i virtualni pomoćnici. U nekoliko slučajeva hitna rješenja prodaju se izravno do kraja potrošačima (B2C), kao što je zabava. Vlada (B2G), uključujući odjele obrane i anketiranje građana, su isto među kupcima ER rješenja.

Predložena vrijednost

Ukupna usluga prepoznavanja emocija je razbijena u različite vrijednosne ponude ovisno o poslovnoj funkciji i industrijskoj primjeni. Na primjer, unutar marketinga ER rješenja pružaju dublju vezu sa kupcima što se zatim prevodi u veću lojalnost kupaca. Na isto vrijeme mjerenje emocionalnih odgovora kupaca omogućuje tvrtkama da donesu marketinške odluke vođene podacima, kao što je prilagođavanje proizvoda i usluga. Kao rezultat toga tvrtke povećavaju performanse i smanjuju troškove ta korisničku podršku. S druge strane, neke su industrije vrlo specifične u pogledu ponude vrijednosti. Na primjer, u automobilskoj industriji ER rješenja osiguravaju sigurnost za vozača i pješake, u

zdravstvu pomoć u ranom otkrivanju bolesti i komunikacija za osobe sa autizmom te lifestyle aplikacije potrošaču pružaju svijest o stanju tijela.

Kanali

ER koristi velik broj mogućih kanala. Prema studijama slučaja, sljedeći kanali se koriste za marketing ili prodaju: web stranice, društvene mreže, blogovi, konferencije, prodajni tim, tisak, webinar i podcasti.

Odnosi sa kupcima

Budući da tehnologija nije u potpunosti shvaćena od strane kupaca, tvrtke iz studije slučaja poduzimaju mjere te besplatno izlažu svoje proizvode. Ove strategije uključuju besplatan demo i besplatno probno razdoblje za korisnike. Osim toga, ER dobavljači vode veliku brigu o svojim kupcima nakon kupnje putem prilagodbe i visoko razvijene korisničke podrške. Stvaranje zajednice oko proizvoda također je popularna strategija jer jača popularnost tehnologije. Zajednica ujedinjuje krajnje korisnike, programere i poduzeća budući da grupna dinamika dopušta zajedničko stvaranje, alat za uključivanje publike u tok inovacije tvrtke. Ova je strategija posebno korisna za prikupljanje skupova podataka o emocijama i za daljnji razvoj tehnologije.

Tokovi prihoda

Kao što je već utvrđeno za sektor umjetne inteligencije, najrašireniji je tok prihoda softver kao usluga sa svojim varijacijama, što je bila velika inovacija poslovnog modela u tehnološkim industrijama. Unutar licenciranja tehnologije ER sektor se razlikuje između pružanja konačnog proizvoda, kao i posrednika tehnologije, kao što su API-ji i SDK-ovi. U tvrtkama ER sektor govori u poslovnom modelu Emotion as a Service API, koji se odnosi na plaćanje određeni broj slika i video zapisa. Prodaja proizvoda odnosi se na jednokratnu prodaju softvera i hardvera, ukoliko postoji poseban uređaj za skeniranje emocija, kao što je fitness narukvica.

Ključni resursi

Jedan od glavnih resursa koji stvara konkurentsku prednost pružatelja ER skupovi su podataka o emocijama na kojima se algoritmi za učenje treniraju. Iako vlasnička tehnologija ostaje važan resurs, laka dostupnost ER API-ja radije čini algoritam robom. Umjesto toga, skup označenih podataka i njihovu prikladnost za cilj je ono što poduzeće izdvaja od konkurencije. U sektoru umjetne inteligencije prevladava timska vrijednost, to jest zaposlenici su najkritičniji faktor uspjeha. Intelktualno vlasništvo (IP) navedeno je kao jedno od ključnih resursa, uključujući naziv marke, patente i autorska prava. Među ključnijim resursima je i hardver koji tvrtka posjeduje, kao što su senzori, kamere, mikrofoni.

Ključne aktivnosti

Slično sektoru umjetne inteligencije, ključne aktivnosti za pružatelje ER uključuju istraživanje i razvoj, koji često dug i skup za AI rješenja, razvoj softvera, marketing i prodaja te razvoj i podrška za kupce. Studije potvrđuju da su istraživanje i razvoj najvažnije djelatnosti, dok marketing i prodaja te korisnička podrška drže drugo mjesto. Studije dodaju i druge često spominjane aktivnosti kao što su proizvodnja hrane, upravljanje podacima i IT održavanje.

Ključna partnerstva

ER startupovi imaju često problema s izazovima financijskih sredstava i pristupa podacima. Potrebno je uspostaviti ključno partnerstvo sa specijaliziranim investitorima koji će povećati vrijednost tvrtke izvan financijskih ulaganja kao na primjer sa velikim skupom podataka. Stoga su investitori iznimno važni kao ključni partneri od samog početka. Među investitorima zainteresiranih za ER sektor postoji rizični kapital tvrtke i velike investicijske banke kao na primjer Goldman Sachs i Morgan Stanley. Akademski partneri poput sveučilišta i istraživačkih instituta, važni su partneri za pružatelje usluga ER, budući da nose istraživanje na granici neurologije i računalne znanosti. Pružatelji podataka i zajednice mogu postati ključni partneri. Među rjeđe spominjanim ključnim partnerima su dobavljači, koji su često velike IT korporacije.

Struktura troškova

Povezana istraživanja pokazuju da su glavne stavke troškova za tehnološku tvrtku ljudski resursi, razvoj proizvoda, IT, marketing i prodaja te administracija. Konkretno za ER usluge, studije slučaja pokazuju da glavni troškovi uključuju troškove istraživanja i razvoja, troškove ljudskih resursa kao plaće zaposlenika, IT infrastruktura i održavanje, prodaja i marketing. Neke tvrtke također imaju i prikupljanje podataka, korisničku podršku i te pohranjivanje u oblaku u sklopu računalstva u oblaku o čemu se više pričalo u prethodnim temama.

Kao jedan od poslovnih modela može se navesti i prepoznavanje govornih emocija. Tu znanstvenici primjenjuju različite tehnike obrade zvuka kako bi uhvatili skriveni sloj informacija koji može pojačati i izdvojiti tonske i akustične značajke iz govora. Pretvaranje audio signala u numerički ili vektorski format nije tako jednostavno kao što je to slučaj sa slikama. Metoda transformacije odredit će koliko će ključnih informacija biti zadržano kada se napusti audio format. Ako određena transformacija podataka ne može uhvatiti mekoću i smirenost, modelima bi bilo teško naučiti emociju i klasificirati uzorak. Izravno prepoznavanje govora ili pretvaranje govora u tekst složeniji je problem budući da uključuje mapiranje izgovorenih riječi i rečenica u njihove tekstualne dvojnice. U početku LSTM (Mreža dugog kratkoročnog pamćenja)³¹ a sada i modeli Transformer³², potaknuli su istraživanja na ovom polju do nevjerojatnog uspjeha budući da su titlovi ili audio transkripti dostupni na gotovo svim streaming platformama. Primjene jednostavnog prepoznavanja govora su široko rasprostranjene kao što su automatski generirani titlovi na YouTube-u, transkripti govora uživo, transkripti za online tečajeve i inteligentni chatbotovi potpomognuti glasom kao što su Alexa i Siri.³³ Korišteni algoritmi ili modeli za prepoznavanje govornih emocija su sljedeći:

³¹ Niz rekurentnih neuronskih mreža koje su sposobne učiti dugoročne ovisnosti, posebno u problemima predviđanja slijeda nečega.

³² Model dubokog učenja

³³ <https://www.projectpro.io/article/speech-emotion-recognition-project-using-machine-learning/573> - 10.03.2023

RNN/LSTM – modeli izvode izračune na nizu vremenskih koraka, što znači da se mogu sjetiti prošlih podataka iz istog uzorka dok obrađuju sljedeću vremensku oznaku. Numeričke značajke šalju se u neuronsku mrežu koja generira izlazni logit vektor.

Modeli temeljeni na pozornosti – ovo su sada najčešće korišteni modeli za bilo koji zadatak koji uključuje mapiranje dva formata podataka. Ovaj model može koristiti prethodno predviđene sekvence i naučiti mapiranje novih pomoću pristupa koder-dekoder.

Listen-Attend-Spell (LAS) – ovo je bio jedan od prvih pristupa kombiniranju gornje dvije metode stvaranjem kodera koji uči značajke pomoću dvosmjernih LSTM-ova. Dekoder je dizajniran da bude jedinica koja se temelji na pažnji koja uči iz naučenog prikaza kodera kako bi proizvela izlaznu vjerojatnost za sljedeći niz znakova.

7.2 Afektivno računalstvo u marketingu

Od afektivnog računalstva se očekuje da će učinkovito promijeniti marketinšku praksu jer bi tvrtke mogle prikupljati nove vrste uvida u emocije potrošača kako bi personalizirale njihovo iskustvo na način bez presedana. Ljudskim zaposlenicima ne bi bilo potrebno razumjeti i upravljati emocijama potrošača tijekom njihove interakcije te roboti koji informiraju i služe potrošačima bi mogli biti obogaćeni emocionalnom inteligencijom. Iako je afektivno računalstvo ustvari umjetna inteligencija, kritične razlike između njih ipak postoje te se pozivaju na marketinško istraživanje afektivnog računalstva samog po sebi. Dok AI oponaša ljudsku IQ vrstu inteligencije kada obavlja kognitivne zadatke, afektivno računalstvo simulira emocionalnu inteligenciju. Ovo drugo može biti teže za prihvatiti od prvoga jer se emocije smatraju ljudskom prednošću, odnosno emocije razlikuju čovjeka od strojeva. Stoga, proučavajući koliko strojevi mogu biti naučeni da budu emocionalno inteligentni na temelju podataka koji su njemu dani, izvan čiste kognitivne umjetne inteligencije, uzrokuje prihvaćanje od strane potrošača i zaposlenika. Razlikuju se tri upotrebe afektivnog računalstva u marketingu: empatijsko afektivno računalstvo, suradničko afektivno računalstvo te interaktivno afektivno računalstvo.

7.2.1 Empatijsko afektivno računalstvo

Empatijsko afektivno računalstvo je relevantno za marketinške menadžere koji žele razumjeti emocije potrošača. Otkrivanje emocija ključno je za istraživanje tržišta, kao i mnoge odluke potrošača koje su vođene emocijama. Kao takvo, empatijsko afektivno računalstvo će vjerojatno unaprijediti istraživanje tržišta nudeći novi niz metoda za proučavanje koje su emocije potaknute proizvodom, reklamom ili drugim elementom marketinškog miksa. Afektivne računalne metode povećavaju točnost i mogu čak nadmašiti metode istraživanja, kao što anegdota dokaza sugerira. Na primjer, prehrambena tvrtka Mars koristila je Affectivin Affdex tehnologiju, koja identificira emocije na temelju izraza lica, kako bi odredila emocionalnu reakciju potrošača na njihove oglase i otkrili da predviđaju kratkoročnu prodaju točnije od njihovih izvješća.³⁴

7.2.2 Suradničko afektivno računalstvo

Suradničko afektivno računalstvo može surađivati sa zaposlenicima tijekom interakcija sa potrošačima pomažući da razumiju potrošačeve emocije i potiču ih na odgovor prema tome. Međutim, preduvjet je da su zaposlenici na prvoj liniji spremni koristiti afektivne računalne sustave. Prethodna istraživanja su pokazala da u situacijama donošenja odluka ljudi nisu voljni vjerovati prognozama koje donose algoritmi. Taj se fenomen naziva averzija algoritma. Osiguravačka tvrtka Humana, eksperimentirala je sa Cogitovom metodom afektivnog računalstva kako bi pomogla agentima svog pozivnog centra (agenti su upozoreni kada se pojavi emocija koja treba biti primijećena te se otkriva u glasu potrošača) i neto rezultat je bio povećanje rješavanja problema za 28% odnosno 6%.³⁵ Inače Cogitova metoda spada u studiju Cogito, a to je studija koja odražava vrijednu odlučnost djela njezinih istraživača, kao i sudionika. Sastoji se od mlađeg i starijeg uzorka od preko sto pojedinaca koji posjećuju laboratorije oko sto dana kako bi proveli niz kognitivnih testova i ispunili upitnike za samoprocjenu.³⁶ Iako potrošači mogu imati koristi

³⁴ Caruelle, D., Shams, P., Gustafsson, A. et al. Affective Computing in Marketing: Practical Implications and Research Opportunities Afforded by Emotionally Intelligent Machines. *Mark Lett* 33, 163–169 (2022). Dostupno na: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11002-021-09609-0#citeas> – 02.11.2022

³⁵ Ibid.

³⁶ <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/00273171.2018.1446819> - 11.03.2023

od suradničkog afektivnog računalstva tako što će biti bolje usluženi, mogu se osjećati neugodno ako im se emocije sustavno analiziraju.

7.2.3 Interaktivno afektivno računalstvo

Interaktivno afektivno računalstvo može obogatiti interakcije između potrošača i robota povećanjem njegove emocionalne inteligencije. Ova se tehnologija može primijeniti na servisne robote, robote ugrađene u fizičke objekte ili na digitalnim platformama kao na primjer Spotify. Interaktivno afektivno računalstvo ima potencijal za transformaciju organizacijske frontalne linije omogućujući uslužnim robotima da prilagode svoje emocionalne reakcije na temelju emocija potrošača koji su sa njima u interakciji. Roboti obogaćeni emocionalnom inteligencijom ponašat će se sličnije čovjeku. Interaktivno afektivno računalstvo nudi potencijal za upravljanje emocijama u stvarnom vremenu, personalizaciju proizvoda omogućenih za botove te stvaranje mogućnosti za proizvodne inovacije. Na primjer, Mico slušalice tvrtke Neurowear aktivnosti mozga korisnika za prepoznavanje njegovog afektivnog stanja i sviranje pjesama koje mu odgovaraju. Slično i Spotify, koji nudi glasovno kontrolirani pristup svojoj streaming platformi te radi na sustavu za prepoznavanje glasa koji može identificirati emocije korisnika.

7.2.4 Afektivno računalstvo kod digitalnog oglašavanja

AI kod marketinga obuhvaća sustave koji mijenjaju ponašanje marketinške platforme bez eksciplitnog programiranja, na temelju prikupljenih podataka, analize korištenja i drugih opažanja za slučajevne marketinške upotrebe. Tehnike omogućavanja uključuju strojno učenje, sustave temeljene na pravilima, optimizaciju, obradu prirodnog jezika i tehnike grafikona znanja. Prema Froggattu “moć umjetne inteligencije u marketingu je jasna jer deepfakeovi, chatbotovi i metaverse avatari pokazuju svoju sposobnost sintetiziranja životnih iskustava.” Isto tako, potiskivanje osobnih podataka za marketing uz uspon AI-ja za anonimnu procjenu kontekstualnog odgovora mijenja podaktivne temelje oglašavanja i marketinga sadržaja. Postoje tri specifične implementacije tehnologije koje trgovci

počinju koristiti na nove načine a to su afektivno računalstvo, inženjering utjecaja i generativni AI.³⁷

Afektivno računalstvo

Afektivno računalstvo koristi AI tehniku za analizu emocionalnog stanja korisnika putem računalnog vida, audio/glasovnog unosa, senzora ili softverske logike. Može pokrenuti odgovore izvođenjem specifičnih personaliziranih radnji koje odgovaraju raspoloženju korisnika. Smatra se transformacijskim jer pretvara attribute ljudskog ponašanja u podatke koje imaju značajan utjecaj na sve aspekte digitalne komunikacije. Marketinškim stručnjacima i oglašivačima pristup podacima o emocijama daje uvid u motivacijske pokretače koji pomažu u testiranju i usavršavanju sadržaja, prilagođavanju digitalnih iskustava i izgradnji dubljih veza između ljudi i robnih marki.

Inženjering utjecaja

Afektivno računalstvo dio je većeg trenda inženjeringa utjecaja ili proizvodnje algoritama dizajniranih za automatizaciju elemenata digitalnog iskustva koji vode korisničke izbore učenjem i primjenom tehnika bihevioralne znanosti. Kako utvrđene tehnike personalizacije slabe zbog ograničenja privatnosti, novi izvori podataka i mogućnosti strojnog učenja omogućuju nove sustave učenja. Proboji u područjima kao što su otkrivanje emocija, stvaranje sadržaja i rubno računalstvo automatiziraju utjecajne aspekte komunikacije na bolje ili na gore. Organizacije trebaju inženjering utjecaja kao novi oblik upravljanja za nadgledanje istraživanja i implementacije programa umjetne inteligencije usmjerenih na utjecaje ponašanja.

Generativna umjetna inteligencija

Generativna umjetna inteligencija uči iz postojećih artefakata kako bi generirala nove, realistične artefakte kao što su video, naracija, govor, sintetički podaci i dizajn proizvoda koji održavaju karakteristike podataka o obuci bez ponavljanja. U uvjetima zastarijevanja

³⁷ <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2022-08-03-gartner-identifies-four-emerging-technologies-expected-to-have-transformational-impact-on-digital-advertising> - 14.03.2023

podataka trećih strana, generativna umjetna inteligencija može pomoći u prepoznavanju temeljnih karakteristika kupaca i ciljati ih prilagođenim sadržajem na način usklađen s privatnošću. Također se može koristiti za obuku modela kupnje medija kako bi se izbjegao rizičan sadržaj kao što su dezinformacije.³⁸

7.3 Afektivno računalstvo na modernom radnom mjestu

Računalna rješenja koja mogu oponašati afekt može izazvati ugodne osjećaje i motivirati nekoga da nastavi sa neugodnim ili neinspirativnim zadatkom. Međutim, koriste se pretpostavkama koja će emocija pomoći u situaciji, bez obzira na emocionalno stanje osobe, pružajući najrudimentarnije razine afektivnog računalnog rješenja. Dolazak kognitivnih algoritama unaprijedio je aplikacije u stvarnom svijetu da mogu prepoznati i procijeniti afekt i krenuti prema ljudskim svjesnim interakcijama. Možda najzrelija upotreba afektivnog računalstva do sada bavi se istraživanjem tržišta. Ocjenjivanje emocionalne reakcije na proizvode, sadržaje i usluge kao dio istraživanja i razvoja nisu novi. Međutim, prethodno je zahtijevala upotrebu specijalizirane opreme kao što su naočale za praćenje oka i specijalno uvježbani ljudski promatrači da analiziraju reakcije sudionika. Računalni vid i tekstualna analitika omogućila je da se proces ubrza i poveća u obujmu. Sada je moguće regrutirati sudionike unutar njihovih vlastitih domova, gdje mogu uključiti web kameru na svom računalu kako bi snimili njihove izraze lica kad gledaju sadržaj. Online društveni mediji mogu se analizirati u stvarnom vremenu za otkrivanje globalnog sentimenta izraženog prema brendovima. Kamere se sve češće postavljaju unutar okruženja stvarnog svijeta za procjenu ponašanja. Rezultati se mogu koristiti za ciljano oglašavanje u stvarnom vremenu, kao što je prilagodba digitalnih znakova na temelju ljudi. Počinju se koristiti iste tehnologije za istraživanje tržišta i na radnome mjestu i u obrazovnim okruženjima. Obje kamere i tekstualna analiza korištena je za analizu razine angažmana u aktivnostima na radnom mjestu i za identificiranje društvene ili kulturne razlike između timova s visokim i lošim učinkom. U Kini su kamere postavljene sprijeda učionica za praćenje pažnje i emocija učenika, skenirajući ih svakih 30 sekundi i upozoravajući učitelja ako razina pažnje učenika padne ispod određene

³⁸ <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2022-08-03-gartner-identifies-four-emerging-technologies-expected-to-have-transformational-impact-on-digital-advertising> - 14.03.2023

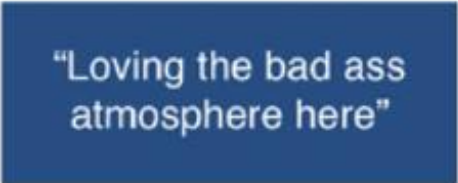
razine.³⁹ U SAD-u su web kamere korištene za snimanje učenika tijekom računalnih podučavanja i identificiranje razine frustracije. Tvrtke kao što su Unilever i IBM počeli su koristiti afektivno računalstvo za zapošljavanje, koristeći AI za analizu ponašanja tijekom online procjene i video intervjua.⁴⁰ Izrazi lica, govor tijela i izbor riječi se smatraju predikcijom uspjeha na poslu. Analizirati ljudske emocije za prosuđivanje posvećuju li dovoljno pažnje na nastavi ili izložbi željene osobine tijekom razgovora za posao razumljivo izaziva brigu o privatnosti i etičnosti. Međutim postoje i mogućnosti korištenja takvih tehnologija za dobrobit pojedinca. Na primjer, većina sudara u cestovnom prometu uzrokovana je krivnjom vozača. Istraživanja su pokazala da su najrizičniji čimbenici nepažnja, umor i pojačana emocionalna stanja kao na primjer ljutnja. Tvrtke specijalizirane za afektivno računalstvo počinju razvijati rješenja za nadzor performanse vozača u automobilu uključujući mogućnost upozoravanja vozača na ponašanje koje može dovesti do opasne vožnje. Računalo koje može detektirati emocije i izraziti ih stvara mogućnost proizvodnje odgovora sličnih ljudskim i približiti se svjesnim interakcijama. Možda najjednostavnija aplikacija je agent za razgovor, razvijeni chatbot koji koristi AI za razgovor kako bi komunikaciju učinio više nalik ljudskoj komunikaciji. Primjenjuju se u pozivnim centrima i na web stranicama za pružanje automatiziranih prodajnih smjernica i pružanje korisničke podrške, a čak su isprobani i za osobnu podršku za mentalno zdravlje i dobrobit te su čak uspjeli i nadmašiti ljudske terapeute. Zanimljiv razvoj za moderno radno mjesto nije samo interakcija između čovjeka i računala, već i korištenje računala za pomoć u međuljudskim interakcijama, posebno kada se provodi na daljinu poput telefona ili softvera za video konferencije. Računalni algoritam može se koristiti za otkrivanje i analizu tko govori tijekom poziva, bez obzira dominiraju li razgovorom ili ne, pa čak i pokupiti emocionalne znakove kao što su povišeni ili spušteni glas, pauza i ton. Velik dio uredskog posla uključuje interakciju na zaslonu računala. Dolaskom globalne pandemije Covid-19, milijuni ljudi moralo je početi raditi od kuće te je to dovelo do velikog porasta upotrebe softvera za videokonferencije i online chat foruma za sastanke i rasprave. Videokonferencije nisu nova tehnologija. U uredskom poslu, često se koristi za

³⁹ Richardson, S. (2020). Affective computing in the modern workplace. *Business Information Review*, 37(2), 78–85. Dostupno na: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0266382120930866> - 04.11.2022

⁴⁰ Ibid.

povezivanje dva udaljena sastanka, od kojih svaka sadrži grupu sudionika. Međutim takvi sastanci sada također mogu značiti da su svi sudionici smješteni u svojoj osobnoj sobi za sastanke. Upravljanje takvim virtualnim sastancima može biti izazovno, s poteškoćama otkrivajući govor tijela ili osjećajući tko će sljedeći progovoriti. Neka konferencijska rješenja nude marker na ekranu kako bi se označilo tko govori u tom trenutku. Tekstualne interakcije poput elektronske pošte poznate su po tome da mogu biti krivo emocionalno protumačene. U 2019. godini Grammarly, inače pomoćnik za pisanje koji pokreće AI, je pokrenuo novu značajku za analizu tona i raspoloženja teksta, dajući naznaku koji ton se proizvodi od sadržaja i davanje preporuka ovisno o tome kakav ton pisac želi izraziti. Takva bi se rješenja mogla koristiti za poboljšanje kod razmjene informacija na radnom mjestu, kada se pogreške mogu javiti zbog pogrešnog čitanja emocija ili nedostatak svijesti o tome kako ton elektronske pošte može učiniti da se primatelj osjeća. Pomiče afektivno računalstvo prema povezivanju spoznaje s afektom, stvaranjem računalnih rješenja koja se mogu primijeniti i razmišljanjem i osjećanjem ne samo za poboljšanje interakcije između čovjeka i računala ali i za pomoć u međuljudskim interakcijama.

Koja je ovo emocija?



“Loving the bad ass atmosphere here”

Ljutnja: 10%

Gađenje: 0%

Strah: 4%

Radost: 36%

Tuga: 52%

Slika 7. Testiranje IBM Watson Tone Analyzer-a

Izvor: Richardson, S. (2020). Affective computing in the modern workplace. *Business Information Review*, 37(2), 78–85.

Slika 9. prikazuje testiranje IBM Watson Tone Analyzer-a u rujnu 2019. godine na prikazanoj rečenici na engleskom jeziku. Tone Analyzer je procijenio da rečenica izražava

36% radost i 52% tugu. Kratkoća fraze otežava procjenu pravih osjećaja.⁴¹ Radost može biti izražena na različite načine, kroz mnogo i malo riječi, kroz široki smiješak ili tihi uzdah. Može se pojaviti ljuto lice kad je to samo zadovoljavajuće oslobađanje napetosti nakon teškog izazova koji je uspješno savladan. Mrštenje se može protumačiti kao ljutnja, tjeskoba, gađenje i prezir kada je osoba jednostavno duboko zamišljena. I ljudi i računala mogu pogrešno protumačiti emocije, osobito ako se oslanja samo na jedan aspekt kao što je izraz lica ili korištene riječi. Točnost se može poboljšati kada se može kombinirati više izvora podataka kako bi se donijela odluka kao što su izrazi lica, geste, govor tijela, ton glasa, jezik koji se koristi i fiziološke reakcije poput brzine disanja, otkucaja srca i znojenje. Potencijalno, računalo bi moglo otkriti, analizirati i zapamtiti takve informacije i postati svjesniji emocionalnog stanja osobe bolje od njenog najbližeg prijatelja. Međutim, za to bi bio potreban pristup informacijama koje većina ljudi smatra privatnim i osobnim.

7.4 Afektivno računalstvo u maloprodajnoj automobilske industriji

Pitanje danas je uloga emocionalnog stanja i trenutnog emocionalnog stanja tijekom vožnje automobila. Važno i evidentno kada se razmatraju sposobnosti i atributi vozača na koje utječu emocije: percepcija i organizacija pamćenja, kategorizacija i preferencija, stvaranje ciljeva, evaluacija, donošenje odluka, strateško planiranje, fokus i pažnja, motivacija i izvedba, namjera, komunikacija i učenje.⁴² Uzimajući u obzir ulogu i značaj vozača fokusiranih na temelju razine odgovornosti u odnosu na svoje putnike, drugog vozača i druge ljude korištenjem ceste jasno je kako je neka vrsta pomoćne umjetne inteligencije i više nego dobrodošla. Kao i jednostavan kontrolni krug, prvi korak prema utjecaju ili čak upravljanju emocionalnim stanjem vozača za "inteligentan" automobil je mjerenje emocija. Vozačeve emocije trebale bi pomoći sposobnostima kao što su pozornost, točna procjena prometa, performanse vožnje, usklađenost, brzo i ispravno donošenje odluka, strateško planiranje i prikladna komunikacija sa drugim sudionicima u

⁴¹ Ibid.

⁴² Jeremić, A. K. (2021). 'Usage of Affective Computing in Retail Industry', Završni rad, Sveučilište u Zagrebu, Ekonomski fakultet. Str. 19. Dostupno na: <https://repositorij.efzg.unizg.hr/islandora/object/efzg:7689> – 07.11.2022

prometu. Istraživanje i iskustvo pokazuje da je dobro raspoloženje najbolji preduvjet za sigurnu vožnju i da sretni vozači uzrokuju manje nesreća.

7.4.1 Usvajanje emocionalnih funkcija vožnje u automobilskoj industriji

Eksperimenti pokazuju da usklađivanje glasa u automobilu sa stanjem vozača ne samo da potiče korisnika za komunikacijom sa sustavom, ali i poboljšava performanse vožnje.⁴³ U ovom slučaju to glasa je ključni dio koji treba uzeti u obzir pri krojenju emocija sugovornika. Dobro je poznato da fraze koje se koriste za slanje povratnih informacija vozaču kao povratna informacija donosi veliku vrijednost nekome tko ima loše vozačke sposobnosti. Pokazalo se da su uspješniji kada pripisuju loš učinak uvjetima na cesti a ne samome vozaču. Glas koji odgovara vozačevim emocijama jača odnos između korisnika i glasa te kao i većina drugih taktika prilagodbe, odgovara onome što bi učinio ljudski vozač. Kao važan korak prema pouzdanom i poboljšanom prepoznavanju govora, prilagodba govora za prepoznavanje trenutnih emocija vozača je tehnika koja je prevladala u povećanju robusnosti sustava za prepoznavanje govora. Nadolazeći izazov u navedenom području bit će izgradnja programa koji je emocionalno ovisan. Korištenje glasa u obliku govornih dijaloga koji omogućuju prirodni aranžman u automobilskoj industriji. Osim napretka u glasovnoj tehnologiji, postoji novi u suvremeni koncept u dizajnu sučelja. Temelji se na ulaznim i izlaznim modalitetima koji su također važni. Studije slučaja uključuju ravnu hijerarhiju, korisnička sučelja s besprijekornom multimodalnošću i korištenjem prepoznavanja rukopisa. Takav mehanizam omogućuje gotov slijepi unos teksta na zaslonu osjetljivim na dodir bez potrebe za gledanjem gumba. Kao u mnogim disciplinama prepoznavanja uzoraka, prijavljeni su najbolji rezultati prepoznavanja emocija za multimodalne prepoznavачe koji koriste više od jednog od četiri glavna modaliteta a to su audio, video, fiziologija i stil vožnje. Međutim ne može se svako afektivno stanje prepoznati na isti način po svakom modalitetu. Bit će teško razlikovati umor od govornog signala jer umoran vozač malo će vjerojatno progovoriti. Međutim, vizualne informacije (učestalost i duljina svjetlucanja) u kombinaciji sa infracrvenim osvjetljenjem noću bit će izvrstan znak iscrpljenosti, a stil vožnje dobar je pokazatelj rastresenosti. Pokazalo se da je slušni kanal koristan za prepoznavanje

⁴³ Ibid. Str. 20.

raspoloženja vozača kao što su bijes, nestrpljivost ili tjeskoba. To ne čudi s obzirom na to koliko je ljutnja snažno povezana s jednostavnim parametrima govora poput glasnoće ili visokog tona, ali isto tako i razlike među ljudima bi se isto trebale uzeti u obzir. Glasovni modalitet ima nekoliko prednosti, uključujući jeftine troškove hardvera, malo vidljivog opažanja i dobra pouzdanost. Prepoznavajući koji koriste vizualne informacije korišteni su za otkrivanje emocija kao što su ljutnja, tuga, zadovoljstvo, prijezir, strah, iritacija i iznenađenje, prvenstveno iz izraza lica. Na primjer, u smislu identifikacije interesa, čini se da je vizualni modalitet bolji od audio modaliteta. Video je, za razliku od glasa, sveprisutan ali ipak korištenje vizualnih informacija podrazumijeva i veće troškove hardvera i poboljšan osjećaj promatranja. Sveobuhvatniji načini za kvantificiranje emocija uključuju fiziologiju, koja koristi podatke iz elektromiograma, elektrokardiograma, disanja i elektrodermalne aktivnosti za procjenu vrijednosti kao što su otkucaji srca ili vodljivost kože. Zbog toga što zahtijevaju veliku količinu nekomercijalne opreme, te se metode trenutno uglavnom koriste za istraživanje, a ne za interakciju čovjeka i stroja. Hardverski troškovi fizioloških mjera mogu biti zanemarivi ovisno o vrsti signala, usprkos tome, prihvaćanje od strane korisnika i dalje će biti slabo jer vozač, osim postupka nošenja takvih uređaja, ima jak osjećaj da ga "promatraju" i nije mu omogućeno upravljanje. Činjenica da su stil vožnje i afektivno stanje značajno povezani, može se koristiti za prepoznavanje emocija u automobilu. Drugi način mjerenja anksioznosti ili aktivnosti je kretanje vozača na njegovom sjedalu. Međutim, uvijek treba biti na oprezu da se ne pomiješa tjeskoba sa bolovima u leđima ili drugim stanjima koja mogu uzrokovati da se vozač kreće više nego inače. Ako bol i tjeskoba uzrokuju različite obrasce kretanja, to treba dodatno istražiti. Socijalno komponentan automobil u ulozi virtualnog suputnika može uključiti vozača u razgovor i tako će vozaču dati osjećaj da nije sam. Također može pružiti korisne savjete za vožnju, uvjeravajući vozača da uvijek postoji netko tko može pomoći. Ova vrsta komunikacije je u oštroj suprotnosti sa tradicionalnom i neosobnom metodom interakcije putem struktura izbornika ili dobro definiranih dijaloških shema.⁴⁴ Personalizacija je samo još jedna metoda za poboljšanje iskustva vožnje. Ovaj trend se može vidjeti u praktički svim drugim korisničkim sučeljima, od punopravnih računala do mobilnih telefona. Gotovo svi ti uređaji omogućuju izmjenu postavki kao što su

⁴⁴ Ibid. Str. 24

pozadinska slika, boja sučelja i omiljene stavke izbornika. Socijalno komponentan automobil trebao bi moći otkriti tko vozi, procijeniti emocije i ponašanje na temelju prethodnih susreta i automatski modificirati razgovor prema preferencijama sadašnjeg vozača. To vozaču daje dojam da on zapovijeda, a automobil se prilagođava njegovim željama i zahtjevima, povećavajući užitak u vožnji. Automobil također može ponuditi dobar personalizirani izbor glazbe. Poznato je da glazba poboljšava raspoloženje izravnim utjecajem na fizičke procese u mozgu.⁴⁵ Kao rezultat toga glazba poboljšava cjelokupno iskustvo vožnje. Ipak pri odabiru glazbenog stila treba biti oprezan jer odabir previše umirujuće glazbe može iscrpiti vozača a odabir glazbe koju vozač ne voli može iritirati vozača, a odabir vesele glazbe ako je vozač depresivan može imati suprotan učinak. Pri donošenju takve odluke moraju se uzeti u obzir osobne preferencije korisnika kao i trenutno raspoloženje korisnika. Moderni automobili koriste velik broj skrivenih zvučnika u putničkoj kabini za fino podešavanje zvuka motora koji čuje vozač. U drugim slučajevima, vozač može biti loše raspoložen i iživcirani neugodnim zvukom njegovom motora. Na temelju dobrih predviđanja ili naučenih preferencija, emocionalno osjetljiv automobil mogao bi detektirati vozačevo raspoloženje i modificirati zvuk motora.

7.4.2 Strategije prevencije AI emocija

Ova komponenta uključuje slučajeve upotrebe usmjerene na suprotstavljanje negativnih afektivnim stanjima kako bi se vozač usmjerio u radosno ili neutralno stanje, za koje se vjeruje da je najprikladnije za sigurnu vožnju. Ljutnja, umor, stres, zbunjenost, nervoza i tuga su emocije koje negativno utječu na sposobnost pokretanja kao što su stvaranje ciljeva, evaluacija, donošenje odluka, strateško planiranje te ostali niz stvari. Mogu se ponuditi različiti glasovni odgovori za ljute vozače ovisno o kontekstu, s ciljem poticanja poboljšane vožnje, izdavanja odgovarajućih obavijesti ili smirivanja vozača. Ako uvjeti u prometu dopuštaju, virtualni suvozač može reagirati na otkriveni umor, koji predstavlja drugo opasno stanje vozača, držeći vozača na oprezu ili sigurno zaustavljajući vozilo u slučaju opasnosti kao na primjer zaustavljanje na prometnoj autocesti je preopasno pa automobil mora biti usmjeren prema bočnoj traci prije nego što se zaustavi. Virtualni asistent također može riješiti moguća rješenja protiv stresa, zbunjenosti, nervoze i tuge

⁴⁵ Ibid. Str. 25

kroz inteligentne taktičke interakcije. Kao rezultat toga, odgovori ili radnje inteligentnog automobila uvijek ovise o količini dostupnog kontekstualnog i pozadinskog znanja o uzroku trenutnog afektivnog stanja. U stresnim situacijama, virtualni suvozač može pomoći da se vozačev teret smanji na najmanju moguću mjeru, predlažući inteligentna rješenja za zabavu i komunikacijske sustave u vozilu ili privremeno deaktivirajući takve značajke ako prometni uvjeti zahtijevaju potpunu koncentraciju vozača.⁴⁶

7.5 Afektivno računalstvo u elektroničkom poslovanju

Do sada su istraživanja o inteligentnim sustavima e-trgovine usmjerenim na emocije bila prilično ograničena. Kako bi se odlučilo o prihvatljivoj reakciji, bilo koji afektivni sustav e-trgovine mora dobiti pristup stanju prepoznavanja emocija svojih kupaca. Takve metode koriste afektivni osjećaj i prepoznavanje. Na prihvaćanje bankarskih web stranica uvelike utječu afektivni odgovori na web sučelja. Mogućnost izgradnje afektivnog sučelja koja emocionalno angažiraju korisnike i poboljšavaju kvalitetu pri donošenju odluka. Procesi tijekom interakcije se proučavaju i kasnije analiziraju kako bi se dobili bolji rezultati. Izrađuju se eksperimenti kako bi se zabilježile emocionalne reakcije korisnika na dizajn sučelja raznih internetskih stranica.⁴⁷ Koncept izgradnje sustava e-trgovine usmjerenih na emocije može biti teško za shvatiti ali usprkos tome ovaj oblik sustava e-trgovine nudi brojne prednosti, bez obzira na to koliko mogućnosti računalni sustav može imati kao što je mogućnost pohranjivanja velikih količina podataka koji se brzo obrađuju. Provođenje sofisticiranih izračuna omogućenih putem računala ne može odrediti kako se korisnik osjeća ili razmišlja u bilo kojem trenutku. Sustav koji uključuje e-trgovinu koji može identificirati emocionalno stanje subjekta trebao bi moći poduzeti potrebne radnje. Konačni rezultat trebao bi biti stvaranje pozitivnog emocionalnog okruženja za subjekta. Trebalo bi izgraditi sofisticirani ambijent sustav e-trgovine usmjeren na emocije kako bi se učinkovito prilagodio metodologijama za otkrivanje afektivnog ponašanja kupca. Procjenu emocionalnog stanja potrošača trebao bi pratiti odgovarajući odgovor sustava, koji će potaknuti kupca da napravi koristan krajnji rezultat. Sustav ove vrste trebao bi biti dizajniran da omogući složeniju interakciju. Interakcija koju uključuje kontrolu dijeli se

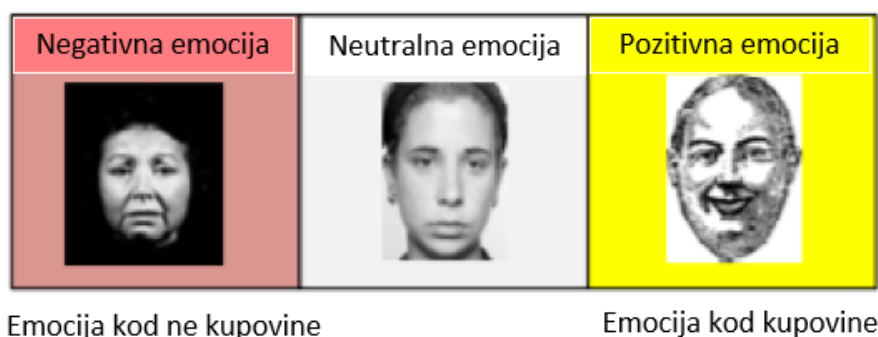
⁴⁶ Ibid. Str. 26

⁴⁷ Ibid. Str. 27

između potrošača i sustava. Što se tiče inteligentnih sustava e-trgovine usmjerenih na emocije, mogu se istražiti dvije situacije:

1. Od potrošača do inteligentnih sustava e-trgovine usmjerenih na emocije gdje kupac ima priliku doći u kontakt sa sustavom koristeći ulazni medij po izboru koji se temelji na komunikaciji.
2. Inteligentni sustavi e-trgovine prema kupcu je sustav orijentiran na emocije koji bi provodio i analizirao ulaze podatke kupca i nudio potrebne povratne informacije kao konačni rezultat.

Glavni cilj trebao bi biti postizanje visoke razine povjerenja i lojalnosti kupca. Inteligentni sustav e-trgovine na emocije idealno je prilagođen za postavke e-trgovine. Zadovoljstvo kupca je krajnji cilj. Općenito pozivanje na emocije kupaca daje dodatna sredstva za potvrđivanje povoljnog izbora pri kupnji. Kao rezultat postoji sustav koji se temelji na ciklusu u okviru sustava e-trgovine. Autori su definirali mnoge aspekte dizajna web stranice, uključujući estetiku, povjerenje klijenta i web upotrebljivost. U istraživačkim studijama nedostaje potpun okvir koji je eksplicitno usmjeren na sustave e-trgovine orijentirane na emocije. Potrebe dizajna trebale bi uključivati razlikovanje emocija koje nisu vezane uz kupnju i emocije kupnje. To se može utvrditi pokretanjem simulacija i testova dizajniranih za prepoznavanje emocija uključenih u proces kupnje.⁴⁸



Slika 8. Emocije koje utječu na odluke o kupnji

⁴⁸ Ibid. Str. 28

Izvor: Jeremić, A. K. (2021). 'Usage of Affective Computing in Retail Industry', Završni rad, Sveučilište u Zagrebu, Ekonomski fakultet. Str. 19. Dostupno na: <https://repositorij.efzg.unizg.hr/islandora/object/efzg:7689>

Slika 10. prikazuje emocije koje su detektirane u ljudima kada pretražuju e-trgovinu. Neutralna emocija je u fazi pretraživanja i ako kupac pronađe što traži i kupi određeni proizvod u njemu će se pojaviti pozitivna emocija kao na ilustrativnoj slici, u protivnom pojaviti će se negativna emocija. Postoji veliki broj različitih pokazatelja koje treba uzeti u obzir pri postizanju visoke razine uspješnog donošenja odluke o kupnji. Postoje elementi dizajna kao što su grafika i zvuk s jedne strane i boje, okviri i navigacija sa druge strane. Tu su i unutarnji poremećaji koji se smatraju glavnim problemom u procesu korisničkog iskustva koji dovode do krajnjeg nezadovoljstva. Postoje i vanjski elementi koji utječu put kupca prilikom donošenja odluke o kupnji poput buke i brzine računala.

7.6 Vodeće afektivne tvrtke

U nastavku će se navesti vodeće tvrtke afektivnog računalstva u 2022. godini te će ih se ukratko i objasniti.

Humanyze

Humanyzeova platforma za socijalno otkrivanje i analitiku, razvijena na MIT-u, omogućuje tvrtkama kvantificiranje društvenih interakcija koje su prije bile nemjerljive. Te se informacije mogu iskoristiti za poboljšanje timskog rada i angažmana zaposlenika, poboljšanje procesa i planiranje rasta. Humanyze je stvorio senzorima opterećenu platformu koja prenosi podatke o obrascima govora, aktivnosti i stresa. Mikrofoni i senzori blizine pomažu poslodavcima da razumiju što timovi s visokim učinkom rade drugačije od manje učinkovitih.⁴⁹

Drive.ai

Drive.ai je samovozeća tehnološka tvrtka koja transformira odnos između ljudi, automobila i svijeta oko njih. Korištenjem dubokog učenja od temelja, tvrtka gradi

⁴⁹ <https://www.ventureradar.com/organisation/Humanyze/b139d08b-420c-438b-9d54-c81bdf91c9bb/> - 22.11.2022

softverski mozak samovozećeg automobila. Osnovana je 2015. godine od strane tima iz Laboratorija za umjetnu inteligenciju Sveučilišta Stanford, te sada ima više od 70 zaposlenika. Tvrtka ima središte u Mountain Viewu u Kaliforniji i ima licencu za testiranje autonomnih vozila u državi Kaliforniji.⁵⁰

Beyond Verbal

Ova patentirana tehnologija analizira emocije iz glasa govornika u stvarnom vremenu dok govori. Njihov API može se integrirati u brojne aplikacije i uređaje. Tehnologija ne analizira kontekst ili sadržaj razgovora, niti bilježi govornikove izjave, ali umjesto toga otkriva mnogo različitih znakova govornikovom glasu koji pokazuje da je zabrinut, dobro odmoran, ugodan ili ljut. Aplikacije uključuju prepoznavanje složenog emocionalnog stanja govornika u postavkama u pozivnim centrima i pronalaženje ljudi na stranicama za upoznavanje na temelju emocionalnog stanja. Tvrtka također proširuje svoju tehnologiju za otkrivanje bolesti, poput bolesti srca, na temelju glasa korisnika.⁵¹

Kairos

Kairos je platforma za humanu analitiku za programere. Tvrtkini API-ji i SDK-ovi olakšavaju integraciju analize lica u bilo koju mobilnu ili web aplikaciju. Aplikacije uključuju: oglašavanje, zdravstvenu skrb, radno vrijeme i prisustvo, online obrazovanje i automobile.⁵²

Nuralogix

Nuralogix je razvio patentiranu tehnologiju za otkrivanje skrivenih emocija. Razvili su tehniku nazvanu Transdermal Optical Imaging (TOI) koja koristi konvencionalnu video kameru za izdvajanje informacija o krvotoku lica s ljudskog lica. Primjenom naprednih algoritama strojnog učenja i neuroznanosti mogu se koristiti ove informacije za modeliranje i otkrivanje skrivenih ili nevidljivih ljudskih emocija bez obzira na prisutnost ili odsutnost izraza lica. Područje primjene je: marketing, medicina, sigurnost (otkrivanje

⁵⁰ <https://www.ventureradar.com/organisation/Driveai/df07fc6b-7754-44d2-b027-ec8b71436e1b/> - 22.11.2022

⁵¹ <https://www.ventureradar.com/organisation/Beyond%20Verbal/896961ca-f95d-48fd-9e63-6cecc3c34537/> - 22.11.2022

⁵² <https://www.ventureradar.com/organisation/Kairos/8fd0b4ff-6168-41fd-b97d-3d231199aa51/> - 22.11.2022

prijevara), umjetna inteligencija. Utemeljio ga je profesor Kang Lee sa Ontario Instituta za studije obrazovanja Sveučilišta u Torontu.⁵³

Gestigon

Gestigonov međuprogram pruža svijest o govoru tijela bilo kojem uređaju, omogućujući im tumačenje eksciplitnih gesta, kao i predviđanje potreba korisnika razumijevanjem implicitnog ljudskog ponašanja. Sučelja usmjerena na čovjeka omogućuju potpuno nova korisnička iskustva koja komuniciraju sa tehnologijom koja komunikaciju sa tehnologijom mogu učiniti intuitivnom, jednostavnom i zabavnom. Gestigon ima poseban fokus na ugrađene sustave, kao što su pametni telefoni, tableti, drugi mobilni uređaji, automobilska industrija i medicinska tehnika.⁵⁴

iMotions

Ovaj softver je osmišljen kako bi pružio najopsežniju, laku za korištenje i skalabilnu platformu za biometrijska istraživanja na tržištu. Pomaže klijentima u provođenju istraživanja ljudskog ponašanja u područjima psihologije, neuroznanosti, inženjerstva ljudskih faktora, obrazovanja, zdravlja, poslovanja i interakcija ljudskog računala. On integrira biosenzore i sinkronizira praćenje očiju, analizu izraza lica, EEG, GSR, EMG, EKG i ankete u jednu objedinjenu softversku platformu. Koristi se kao platforma koja je usmjerena na istraživanje tržišta, akademsko istraživanje, istraživanje upotrebljivosti i igre diljem svijeta od strane vodećih sveučilišta kao što su Harvard, Yale i Stanford kao i korporacije kao što su P&G, S&P i Nestle.⁵⁵

Affectiva

Affectivina rješenja pružaju uvid u emocionalnu uključenost potrošača u sve, od digitalnog sadržaja do robnih marki, oglašavanja, filmskih najava i TV programa. Izdvojena iz MIT Media Laba, Affectiva također omogućuje razvojnim programerima da dodaju tehnologiju ta otkrivanje emocija i analitiku svojim aplikacijama i digitalna iskustva. Repozitorij

⁵³ <https://www.ventureradar.com/organisation/Nuralogix/21244c66-27b3-430d-acd5-2792b0cd6565/> - 22.11.2022

⁵⁴ <https://www.ventureradar.com/organisation/Gestigon/fe72ff19-edfd-4866-a3ee-ab050b21e4ff/> - 26.11.2022

⁵⁵ <https://www.ventureradar.com/organisation/iMotions/a61b43e5-6f08-4aaf-aa71-37b00d7e3379/> - 26.11.2022

podataka o emocijama tvrtke sastoji se od više od 3,9 milijuna lica analiziranih iz više od 75 zemalja, što iznosi više od 40 milijardi točaka podataka o emocijama. Ovi podaci potiču obuku i testiranje svojih klasifikatora.⁵⁶

Receptiviti

Receptiviti je alat za analizu prirodnog jezika pomažu organizacijama da steknu razumijevanje svojih ljudi i publike. Receptiviti pruža tehničkim korisnicima, programerima i znanstvenicima podataka API koji im omogućuje integraciju NLP bazirane analize psihologije, osobnosti, stila razmišljanja i autentičnosti. Receptiviti omogućuje proizvođačima botova i AI tehnologizima da koriste te uvide za usmjeravanje radnji, komunikacijskih stilova i izgradnju jačih odnosa i ovisnosti o korisnicima. Receptiviti omogućuje AI platforme s emocionalnom inteligencijom analizirajući prirodni jezik, tweetove, e-poštu, IM chat i glas.⁵⁷

Koko

Koko pruža emocionalnu podršku kao uslugu za bilo koji proizvod, uključujući chatbotove, glasovne asistente i online zajednice. Na temelju tehnologije razvijene na MIT Media Labu, Koko kombinira umjetnu i kolektivnu inteligenciju kako bi pomogao u promicanju emocionalnog blagostanja. Koko je dizajniran i izgrađen u New Yorku i oživljen od strane živahne zajednice od više tisuća ljudi iz više od 150 zemalja diljem svijeta.⁵⁸

EmoSHAPE

Emoshape razvija mikročip koji omogućuje emocionalni odgovor u AI, robotima i potrošačkim elektroničkim uređajima. Emoshape je dovršio proizvodnju prvog EPU-a (emotional processing unit), patentirane tehnologije koja stvara sintetizirani emocionalni odgovor u strojevima. Tvrtka kaže najinovativniji aspekt otkrića Emoshape mikrokontrolera je njegovo izračunavanje procjene u stvarnom vremenu i proračunska funkcija Emotional Profile Graph (EPG) koja omogućuje AI ili robotu da doživi 64 trilijuna

⁵⁶ <https://www.ventureradar.com/organisation/Affectiva/0e9d501d-abff-44a0-87dc-4d120ca0111e/> - 26.11.2022

⁵⁷ <https://www.ventureradar.com/organisation/Receptiviti/6825a040-0456-489f-be85-52445f636824/> - 26.11.2022

⁵⁸ <https://www.ventureradar.com/organisation/Koko/6edc530a-c6bf-4043-b91c-4909dc107abe/> - 26.11.2022

različitih emocionalnih stanja. Tehnologija ima primjenu u području samovozećih automobila, osobni roboti, osjećajna virtualna stvarnost, emocionalne igračke, sveprisutno računalstvo i drugi glavni potrošački elektronički uređaji. Aplikacije uključuju interakciju čovjeka i stroja, sintezu govora emocija, emocionalnu svijest, emocionalnu intimnost stroja i osobnost umjetne inteligencije.⁵⁹

Empatica

Empatica dizajnira i razvija najmanji i najprecizniji nosivi uređaj na svijetu za medicinska istraživanja ljudskog ponašanja u svakodnevnom životu. Tvrtkina narukvica E4 je nosivi bežični uređaj dizajniran za kontinuirano prikupljanje podataka u stvarnom vremenu u svakodnevnom životu. Prati autonomno poremećaj živčanog sustava i varijabilnost otkucaja srca, među skupom od 5 senzora. Tvrtkin Embrace sat prati fiziološki stres, uzbuđenje, spavanje i tjelesnu aktivnost. Preko 135 vodećih bolnica, sveučilišta i kompanija koristi Empaticine nosive uređaje uključujući Boston Children's Hospital, Stanford, MIT, Yale, NASA, Microsoft Research i Intel.⁶⁰

nViso

nViso pruža skalabilna, robusna i precizna rješenja umjetne inteligencije za mjerenje trenutačnih emocionalnih reakcija potrošača u online i maloprodajnim okruženjima. Koristeći nagrađivanu umjetnu inteligenciju i vlasničku tehnologiju dubokog učenja 3D Facial Imaging, kompatibilnu s običnim web kamerama, nViso otkriva ponašanje kupaca u stvarnom vremenu, dopuštajući markama da donose pametnije poslovne odluke. Tvrtka pruža informacije u stvarnom vremenu i korisne informacije za istraživanje tržišta, robne marke, kreativne agencije i razvoj proizvoda za istraživanje i razvoj.⁶¹

⁵⁹ <https://www.ventureradar.com/organisation/EmoSHAPE/49f4b8c1-b612-4464-99dc-c1c300391f5b/> - 26.11.2022

⁶⁰ <https://www.ventureradar.com/organisation/Empatica/5fde605e-ed4b-494d-a93b-b3ec00140be3/> - 28.11.2022

⁶¹ <https://www.ventureradar.com/organisation/nViso/ef1d7bbd-31b0-4e42-8634-d099407b4856/> - 28.11.2022

8. Zaključak

Kako je obuhvaćeno ovim radom, može se sa sigurnošću reći da je prepoznavanje emocija ili afektivno računalstvo postalo važan aspekt modernih poslovnih modela. Navedena su dva poslovna modela kod slučaja afektivnog računalstva koja objašnjavaju koliko je afektivno računalstvo bitan faktor i napredak za današnje poslovanje. Razumijevajući tržišta i promjene trendova, u današnjoj realnosti važno je brže privući kupce i skratiti proces realizacije poslovne aktivnosti. Razumijevanje i odgovaranje na emocije potrošača temeljni su za marketing u praksi, a afektivno računalstvo će najvjerojatnije transformirati taj proces. Kada se govori o marketingu afektivno računalstvo ima i znatnu ulogu kod digitalnog oglašavanja. Kod digitalnog oglašavanja uz afektivno računalstvo ustanovilo se da se još koristi i inženjering utjecaja i generativna umjetna inteligencija. Sve to služi kako bi se digitalno oglašavanje poboljšalo i kako bi se što lakše oglas usmjerio ciljanim korisnicima. Na modernom radnom mjestu, afektivno računalstvo ne služi samo za interakciju čovjeka i računala već i za pomoć u međuljudskim interakcijama pogotovo kada se priča putem videopoziva. Kada se govorilo o automobilske industriji, sposobnost kontrole ljudskih emocija i modificiranja njihovog emocionalnog stanja na temelju različitih analiza rezultirat će iskustvom vožnje koje je ugodnije i sigurnije za okoliš. Analizirajući emocije klijenata, sa sigurnošću se može reći da bi tvrtke u različitim sektorima profitirale još više kad bi razumjele i primijenile ispravne metode i tehnike afektivnog računalstva. Osjećaje koje izražavaju na kraju će utjecati na njihovu odluku o kupnji i rezultirati prediktivnim procesima ako se strategije prepoznavanja emocija pravilno primjenjuju. Dolazi se do zaključka da afektivno računalstvo uvelike poboljšava i olakšava život i poslovanje ali čovječanstvo ga do kraja još uvijek nije spremno prihvatiti. Nije ga spremno prihvatiti zato što ljudi smatraju da je to zadiranje u njihovu privatnost, u smislu da su emocije nešto što svaka osoba nastoji zadržati za sebe. Može se reći da je to neka vrsta čovjekove intime sa samim sobom.

POPIS LITERATURE

KNJIGE:

1. Tao, Jianhua; Tieniu Tan (2005). "Affective Computing: A Review". *Affective Computing and Intelligent Interaction*. Vol. LNCS 3784. Springer
2. Picard, R. W. (1997). *Affective computing*. The MIT Press.
3. Heise, David (2004). "Enculturating agents with expressive role behavior". In Sabine Payr; Trappl, Robert (eds.). *Agent Culture: Human-Agent Interaction in a Multicultural World*. Lawrence Erlbaum Associates.
4. Scherer, Klaus R; Bänziger, Tanja; Roesch, Etienne B (2010). *A Blueprint for Affective Computing: A Sourcebook and Manual*. Oxford: Oxford University Press.

INTERNETSKI IZVORI:

1. Breazeal, Cynthia; Aryananda, Lijin (2002). "Recognition of Affective Communicative Intent in Robot-Directed Speech" (PDF). *Autonomous Robots*. Springer. 12 (1): 83–104.
<https://link.springer.com/article/10.1023/A:1013215010749> – 21.10.2022
2. Neiberg, D; Elenius, K; Laskowski, K (2006). "Emotion recognition in spontaneous speech using GMMs".
<https://www.speech.kth.se/prod/publications/files/1192.pdf> - 21.10.2022
3. [https://ntv.ifmo.ru/en/article/11200/raspoznvanie_i_prognozirovanie_dlitelnyh_emociy_v_rechi_\(na_angl_yazyke\).htm](https://ntv.ifmo.ru/en/article/11200/raspoznvanie_i_prognozirovanie_dlitelnyh_emociy_v_rechi_(na_angl_yazyke).htm) – 25.10.2022
4. V. I. Pavlovic, R. Sharma and T. S. Huang, "Visual interpretation of hand gestures for human-computer interaction: a review," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 677-695, July 1997, doi: 10.1109/34.598226.
<https://ieeexplore.ieee.org/document/598226> - 27.10.2022
5. O. Ignatyeva, D. Sokolov, O. Lukashenko, A. Shalakitskaia, S. Deneff and T. Samsonowa, "Business Models for Emerging Technologies: The Case of Affective

Computing," 2019 8th International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction Workshops and Demos (ACIIW), 2019, pp. 350-355, doi: 10.1109/ACIIW.2019.8925206.

<https://ieeexplore.ieee.org/document/8925206> - 29.10.2022

6. A. Osterwalder and Y. Pigneur, Business model generation a handbook for visionaries, game changers, and challengers. New York: Wiley & Sons, 2013.

https://tudelft.openresearch.net/image/2015/10/28/business_model_generation.pdf - 29.10.2022

7. Caruelle, D., Shams, P., Gustafsson, A. et al. Affective Computing in Marketing: Practical Implications and Research Opportunities Afforded by Emotionally Intelligent Machines. *Mark Lett* 33, 163–169 (2022).

<https://link.springer.com/article/10.1007/s11002-021-09609-0#citeas> – 02.11.2022

8. Richardson, S. (2020). Affective computing in the modern workplace. *Business Information Review*, 37(2), 78–85.

<https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0266382120930866> - 04.11.2022

9. Jeremić, A. K. (2021). 'Usage of Affective Computing in Retail Industry', Završni rad, Sveučilište u Zagrebu, Ekonomski fakultet.

<https://repozitorij.efzg.unizg.hr/islandora/object/efzg:7689> – 07.11.2022

10. <https://www.ventureradar.com/organisation/Humanyze/b139d08b-420c-438b-9d54-c81bdf91c9bb/> - 22.11.2022

11. <https://www.ventureradar.com/organisation/Driveai/df07fc6b-7754-44d2-b027-ec8b71436e1b/> - 22.11.2022

12. <https://www.ventureradar.com/organisation/Beyond%20Verbal/896961ca-f95d-48fd-9e63-6cecc3c34537/> - 22.11.2022

13. <https://www.ventureradar.com/organisation/Kairos/8fd0b4ff-6168-41fd-b97d-3d231199aa51/> - 22.11.2022

14. <https://www.ventureradar.com/organisation/Nuralogix/21244c66-27b3-430d-acd5-2792b0cd6565/> - 22.11.2022
15. <https://www.ventureradar.com/organisation/Gestigon/fe72ff19-edfd-4866-a3ee-ab050b21e4ff/> - 26.11.2022
16. <https://www.ventureradar.com/organisation/Koko/6edc530a-c6bf-4043-b91c-4909dc107abe/> - 26.11.2022
17. <https://www.ventureradar.com/organisation/Affectiva/0e9d501d-abff-44a0-87dc-4d120ca0111e/> - 26.11.2022
18. <https://www.ventureradar.com/organisation/Receptiviti/6825a040-0456-489f-be85-52445f636824/> - 26.11.2022
19. <https://www.ventureradar.com/organisation/Koko/6edc530a-c6bf-4043-b91c-4909dc107abe/> - 26.11.2022
20. <https://www.ventureradar.com/organisation/EmoSHAPE/49f4b8c1-b612-4464-99dc-c1c300391f5b/> - 26.11.2022
21. <https://www.ventureradar.com/organisation/Empatica/5fde605e-ed4b-494d-a93b-b3ec00140be3/> - 28.11.2022
22. <https://www.ventureradar.com/organisation/nViso/ef1d7bbd-31b0-4e42-8634-d099407b4856/> - 28.11.2022
23. Yan Wang, Wei Song, Wei Tao, Antonio Liotta, Dawei Yang, Xinlei Li, Shuyong Gao, Yixuan Sun, Weifeng Ge, Wei Zhang, Wenqiang Zhang, A systematic review on affective computing: emotion models, databases, and recent advances, Information Fusion, Volumes 83–84, 2022, Pages 19-52, ISSN 1566-2535.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566253522000367> - 09.01.2023

<https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/uk/pdf/2019/10/disruptive-companies-and-business-models-online.pdf> - 07.03.2023

<https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2022-08-03-gartner-identifies-four-emerging-technologies-expected-to-have-transformational-impact-on-digital-advertising> - 14.03.2023

<https://builtin.com/artificial-intelligence> - 03.04.2023

POPIS SLIKA

Slika 1. Ekmanovih šest osnovnih emocija	10
Slika 2. Plutchikov model kotača	11
Slika 3. Prikaz PAD modela (Užitak-Uzbuđenje-Dominacija)	12
Slika 4. Prikaz Russelovog cirkukompleksnog modela temeljen na vrijednosti i uzbuđenju	13
Slika 5. Prikaz mišića očnog kapka i žigomatičnog velikog mišića a licu	32
Slika 6. Dijagram otpora kože tijekom igranja video igrice	33
Slika 7. Testiranje IBM Watson Tone Analyzer-a	44
Slika 8. Emocije koje utječu na odluke o kupnji	54

POPIS TABLICA

Tablica 1. Značenje akronima iz englskog naziva sa značenjima koji su prevedeni na hrvatski	3
Tablica 2. Prikaz baza podataka izraza lica	17
Tablica 3. Prikaz baza podataka emocija geste tijela	19
Tablica 4. Prikaz fizioloških utemeljenih signala baza podataka	21
Tablica 5. Prikaz multimodalnih baza podataka	24

SAŽETAK

Afektivno računalstvo je relativno poznato područje proučavanja koje se bavi prepoznavanjem emocija pomoću određenog uređaja ili umjetne inteligencije. Cilj rada je istražiti kako i na koje načine afektivno računalstvo funkcionira i kako se primjenjuje u poslovanju. Hipoteza rada je da afektivno računalstvo pomaže i čini poslovanje jednostavnijim, kako za zaposlenike poduzeća u kojem se afektivno računalstvo koristi, tako i za krajnje korisnike koji te usluge koriste. Istraživanjem je utvrđeno da afektivno računalstvo uvelike poboljšava poslovanje i čini ga jednostavnijim. U radu je prikazan njegov utjecaj na marketing i digitalno oglašavanje; na koje se načine primjenjuje u automobilskoj industriji, te koji su digitalni poslovni modeli omogućeni njegovom primjenom, odnosno kakvi su utjecaji utvrđeni na suvremeno radno mjesto.

Ključne riječi: računalstvo, afektivno računalstvo, baze podataka, emocije, tehnologija, poslovanje, algoritmi

SUMMARY

Affective computing is a relatively well-known field of study that deals with emotion recognition using a specific device or artificial intelligence. The aim of the paper is to investigate how and in what way affective computing works and how it is applied in business. The hypothesis of the work is that affective computing helps and makes business easier, both for the employees of the company where affective computing is used, and for the end users who use these services. The research found that affective computing greatly improves business and makes it simpler. The paper shows its influence on marketing and digital advertising; in which ways they are applied in the automotive industry, and which digital business models are enabled by its application, i.e. what impacts have been determined on the modern workplace of the industry.

Keywords: computing, affective computing, databases, emotions, technology, business, algorithms