

UNIVERZITET SINGIDUNUM  
BEOGRAD  
DEPARTMAN ZA POSLEDIPLOMSKE STUDIJE

DOKTORSKA DISERTACIJA

**UNAPREĐENJE PROCENA OCEAN MODELA  
PRIMENOM MULTIMODALNE DETEKCIJE**

MENTOR:

Prof. dr Mladen Veinović

STUDENT: Milić Vukojičić

BROJ INDEKSA: 2020/460024

Beograd, 2023.god.

SINGIDUNUM UNIVERSITY  
BELGRADE  
DEPARTMENT FOR POSTGRADUATE STUDIES

Phd Thesis

**IMPROVEMENT OCEAN MODEL ESTIMATES  
WITH MULTIMODAL TRAIT DETECTION**

MENTOR:

Professor Mladen Veinović

CANDIDATE: Milić Vukojičić

INDEX NUMBER: 2020/460024

Beograd, 2023.god.

**MENTOR:**

Prof. dr Mladen Veinović

Univerzitet Singidunum, Beograd

**ČLANOVI KOMISIJE:**

Prof. dr Mlađan Jovanović

Univerzitet Singidunum, Beograd

Prof. dr Boško Nikolić

Univerzitet u Beogradu, Elektrotehnički fakultet, Beograd

*Mojoj verenici Jovani, porodici i prijateljima*

# UNAPREĐENJE PROCENA OCEAN MODELA PRIMENOM MULTIMODALNE DETEKCIJE

**Sažetak** – Detekcija ljudskih osobina predstavlja jednu od najvažnijih oblasti u psihologiji. Poslednjih godina, posebno sa porastom korišćenja neuronskih mreža ova oblast postaje i jedna od najobrađivanijih oblasti u računarstvu u oblastima veštačke inteligencije. Računarska detekcija ljudskih osobina predstavlja brz i precizan način obrade ljudskih osobina posebno kod primene u modelima poput OCEAN modela.

Predviđanje više-modalnih osobina predstavlja jedan od najizazovnijih problema u oblasti računarstva, mašinskog učenja i neuronskih mreža. Osobine ljudi su podložne promenama u različitim vremenskim periodima, situacijama, mestima i u zavisnosti od posmatrača.

Ova teza ima za cilj da reši ovaj problem optimizacijom predviđanja više-modalnih osobina pomoću nekoliko modela: model zasnovan na agregacionim funkcijama, model zasnovan na Huberovoj funkciji i SAM model. SAM model koristi algoritam Optimizacije roja čestica (eng. *Particle Swarm Optimization*). U radu je prikazan problem optimizacije parametara zasnovan na Optimizaciji rojem čestica, koji predstavlja efikasniju metodu kako za linearne tako i za nelinearne modele. Dobijeni rezultati pokazuju da SAM model može unaprediti predviđanja agregacionog modela koji pruža linearnu aproksimaciju osobina, kao i nelinearne modele robustne procene zasnovane na Huberovoj funkciji.

Poređenjem predloženih metoda za unapređenje procena OCEAN modela primenom multimodalne detekcije i upoređivanjem sa drugim metodama nađenim u savremenoj literaturi, pokazano je da su dobijeni bolji rezultati, što dovodi do zaključka da je moguće pronaći bolje metode za unapređenje procena OCEAN modela primenom multimodalne detekcije primenom SAM modela.

**Ključne reči:** Optimizacija rojem čestica, agregacione funkcije, Huberova funkcija, robusna funkcija gubitka, analiza ličnosti, klasifikacija ličnosti.

# IMPROVEMENT OCEAN MODEL ESTIMATES WITH MULTIMODAL TRAIT DETECTION

**Abstract** - Detection of human traits is one of the most important areas in psychology. In recent years, especially with the increasing use of neural networks, this field has also become one of the most explored areas in computer science, particularly in the field of artificial intelligence. Computer-based detection of human traits offers a fast and accurate way to process human characteristics, especially when applied in models such as the OCEAN model.

Predicting multimodal traits poses one of the most challenging problems in computer science, machine learning, and neural networks. Human traits are subject to changes in different time periods, situations, locations, and depending on the observer.

This thesis aims to solve this problem by optimizing the prediction of multimodal traits using several models: an aggregation-based model, a model based on the Huber function, and the SAM model. The SAM model utilizes the Particle Swarm Optimization algorithm. The thesis presents the parameter optimization problem based on Particle Swarm Optimization, which proves to be a more efficient method for both linear and nonlinear models. The obtained results demonstrate that the SAM model can improve the predictions of the aggregation model, providing a linear approximation of traits, as well as the nonlinear models with robust estimation based on the Huber function.

By comparing the proposed methods for enhancing the estimation of the OCEAN model using multimodal detection and comparing them with other methods found in contemporary literature, better results have been achieved. This leads to the conclusion that it is possible to find better methods for improving the estimation of the OCEAN model by employing multimodal detection using the SAM model.

**Keywords:** Particle Swarm Optimization, aggregation functions, Huber function, robust loss function, personality analysis, personality classification.

# Slike

1 Prikaz OCEAN modela .....	18
2 Promena osobina ličnosti pod uticajem vremena, datog konteksta i specifičnih okolnosti u kojima se osoba nalazi .....	19
3 Različiti pristupi pri modeliranju detekcije ljudskih osobina .....	20
4 Detektovanje OCEAN karakteristika u računarstvu .....	25
5 Primer toka detekcije ljudskih osobina u računarstvu .....	26
6 Vrsta optimizacije koja koristi sloj agregacije, video se tretira kao da ima dva prirodna modalitetima, i tekstom i rukopisom jedan prirodni modalitet, konačne predviđene osobine ličnosti nastaju iz agregatni sloj fuzijom svih izlaza teksta, rukopis, slike i audio funkcije.	38
7 Vrsta optimizacije koja koristi nelinearnu funkciju .....	43
8 Razlika između Huberove (a) i kvadratne funkcije gubitka (b) prikazana na nasumičnom uzorku .....	45
9 Izlaz audio, slikovnog, tekstualnog i modela zasnovanog na rukopisu (1 - O, 2 - C, 3 – E, 4 - A, 5 – N).....	46
10 Rezultati funkcija Min i Max agregacije, Huberove funkcije i rezultati testa NEO-PI-R (1 - O, 2 - C, 3 – E, 4 - A, 5 – N) .....	47
11 Model sa slojem agregacije, nelinearnom funkcijom i optimizacijom rojem čestica (SAM).....	49
12 Karakteristike algoritma optimizacije rojem čestica kod različite veličine roja čestica i broja iteracija .....	53
13 Vremenska kompleksnost algoritma .....	54
14 Distribucija muških i ženskih ispitanika .....	55
15 Distribucija rezultata NEO-PI-R testa .....	56
16 Komparativni rezultati zasnovani na otvorenosti ka novim iskustvima, gde su u obzir uzete agregacione funkcije Min, Max, Mean i Median kao i optimizacija Huberovom funkcijom .....	76
17 Komparativni rezultati zasnovani na savesnosti, gde su u obzir uzete agregacione funkcije Min, Max, Mean i Median kao i optimizacija Huberovom funkcijom .....	77
18 Komparativni rezultati zasnovani na ekstraverziji, gde su u obzir uzete agregacione funkcije Min, Max, Mean i Median kao i optimizacija Huberovom funkcijom .....	77
19 Komparativni rezultati zasnovani na saradljivosti, gde su u obzir uzete agregacione	

funkcije Min, Max, Mean i Median kao i optimizacija Huberovom funkcijom .....	78
20 Komparativni rezultati zasnovani na neuroticizmu, gde su u obzir uzete agregacione funkcije Min, Max, Mean i Median kao i optimizacija Huberovom funkcijom .....	79
21 Komparativni rezultati NEO-PI-R testa i SAM modela zasnovanog na Optimizaciji rojem čestica .....	80
22 Rezultati funkcija SAM modela OCEAN model se sastoji od pet osobina: Otvorenost(O), Savesnost (C), Ekstraverzija (E), Saradljivost (A) i Neuroticizam (N) .....	81
23 Komparativni rezultati NEO-PI-R testa, Huberove funkcije i SAM modela zasnovanog na Optimizaciji rojem čestica .....	82
24 Primer programa otvorenog (a) i zatvorenog (b) koda .....	90
25 Primer transparentnog (a) i netransparentnog (b) modela .....	93



# Tabele

1 Pokušaji vezani za veličinu roja čestica i broj iteracija algoritma za optimizaciju rojem čestica .....	52
2 Baza podataka ispitanika koja prikazuje pol, starost i izlaz iz neuronskih mreža koje vrše detekciju karakteristika pojedinaca zasnovanu na audio signalu, tekstu, slici i rukopisu ..	57
3 Baza podataka rezultata NEO-PI-R testa ispitanika .....	61
4 Baza podataka rezultata Max i Min agregacionih funkcij .....	63
5 Baza podataka rezultata Mean i Median agregacionih funkcija .....	65
6 Baza podataka rezultata Huberove funkcije .....	67
7 Baza podataka rezultata Optimizacija rojem čestica u zavisnosti od veličine roja čestica i iteracija .....	69
8 Poređenje između apsolutne greške, rezultati predloženih modela zasnovanih na agregacionim funkcijama (Min, Max, Mean i Median), Huberove funkcije i SAM modela zasnovnanog na Optimizaciji rojem čestica .....	83
9 Poređenje između relativne greške, rezultati predloženih modela zasnovanih na agregacionim funkcijama (Min, Max, Mean i Median), Huberove funkcije i SAM modela zasnovnanog na Optimizaciji rojem čestica .....	83

# Algoritmi

1 Algoritam Optimizacije rojem čestica .....	51
--	----

# Zahvalnica

Upućujem zahvalnost svima onima koji su mi svojom iskrenošću, savetima i neophodnom podrškom pomagali svih ovih godina da postignem svoj cilj. Bez vaše podrške, ohrabrenja i razumevanja, ovaj cilj ne bi bio moguć.

Posebnu zahvalnost dugujem mom mentoru, profesoru Mladenu Veinoviću, čija je mudrost, stručnost i inspiracija bila neizostavna vodilja tokom ovog istraživačkog puta. Vaša podrška, strpljenje i konstruktivne sugestije omogućili su mi da prevaziđem prepreke i uspešno savladam izazove.

Neizmerna zahvalnost ide mojoj voljenoj majci, Karolini i ocu Živojinu, koji su me uvek hrabрили i bila moja najveća podrška. Vaša ljubav i vera u mene bile su svetionik koji me je vodio kroz tamne trenutke.

Posebno hvala mojoj verenici, Jovani, koja mi je pružila bezrezervnu podršku, razumevanje i veru u moje sposobnosti. Tvoja ljubav mi je dala snagu da prevaziđem sve prepreke i da idem napred ka ostvarenju svog cilja. Zahvaljujem se i mom bratu, Petru, koji je uvek bio uz mene i čije me je prijateljstvo i podrška ohrabrivalo u svakom trenutku.

Hvala svim mojim dragim kolegama i prijateljima, bez čijeg razumevanja, osmeha i ohrabrenja ovaj put ne bi bio isti. Takođe, želim da se zahvalim i svojim rođacima, čija me je podrška dodatno osnažila na ovom putu.

Neka ova zahvalnica izrazi samo deo moje duboke zahvalnosti prema vama. Vaša ljubav, podrška i verovanje u mene bili su ključni za moj uspeh. Hvala vam što ste bili uz mene i što ste verovali u mene više nego što sam i sam verovao.

## Pregled sadržaja

1. Uvod.....	14
1.1 Predmet i problem istraživanja.....	14
1.2 Cilj i zadaci istraživanja.....	15
1.3 Hipoteze istraživanja.....	15
1.4 Metode istraživanja.....	16
1.5 Glavni naučni doprinos.....	16
1.6 Okvirni sadržaj doktorske disertacije.....	17
2 Modeli detekcije ljudskih osobina.....	18
2.1 Model Velikih pet (OCEAN) model.....	22
2.2 OCEAN model u računarstvu i računarskoj obradi podataka.....	25
3 Detekcija ljudskih osobina.....	28
3.1 Modeli detekcije ljudskih osobina zasnovani na zvuku.....	30
3.2 Modeli detekcije ljudskih osobina zasnovani na rukopisu.....	31
3.3 Modeli detekcije ljudskih osobina zasnovani na kucanom tekstu.....	32
3.4 Multimodalni modeli ljudskih osobina.....	34
4 Optimizacija izlaznih parametara multimodalne detekcije ljudskih osobina.....	37
4.1 Metod optimizacije izlaznih parametara zasnovan na agregacionim funkcijama.....	38
4.1.1 Primena agregacionih funkcija u optimizaciji izlaznih parametara.....	39
4.1.2 Problem autlajera kod metode optimizacije zasnovanoj na agregacionim funkcijama.....	41
4.2 Robusne metode za optimizaciju izlaznih parametara multimodalnog sistema.....	42
4.2.1 Primena Huberove funkcije prilikom optimizacije izlaznih parametara usled multimodalne detekcije ljudskih osobina.....	44
4.2.2 Rešavanje problema linearnosti prilikom optimizacije izlaznih parametara zasnovanoj na agregacionim funkcijama i problem malog broja ulaznih parametara.....	45
4.2.3 Prikaz korišćenja Huberove funkcije i poređenje izlaza linarnih funkcije i NEO-PI-R rezultata.....	46
4.3 Primena metaheuristike prilikom optimizacije izlaznih parametara.....	48
4.3.1 Primena Optimizacije Rojem Čestica prilikom multimodalne detekcije ljudskih osobina i optimizacije izlaznih parametara.....	50
4.3.2 Problemi koji se mogu javiti prilikom korišćenja metaheuristike u multimodalnoj detekciji ljudskih osobina.....	53
5 Rezultati eksperimenata i komparativna analiza.....	55
5.1 Baze podataka, preprocesuiranje i rezultati.....	57
5.2 Komparativni rezultati.....	75
5.3 Analiza kompleksnosti.....	84
5.4 Diskusija.....	85
6 Etika u računarstvu.....	86
6.1 Agent, autonomija i inteligencija.....	87
6.2 Licenciranje softvera.....	89
6.3 Slobodni, otvoreni i vlasnički softver.....	91
6.4 Transparentnost i objašnjivost modela.....	92
6.5 Pristrasnost AI modela.....	94
6.6 Etika u detekciji ljudskih osobina u računarstvu.....	95
6.7 Etika u kategorizaciji i obradi ljudskih osobina u računarstvu.....	96

7 Zaključak.....	97
8 Literatura.....	99

# 1. Uvod

## 1.1 Predmet i problem istraživanja

Detekcija ljudskih osobina predstavlja jednu od najznačajnijih i najtežih stvari u domenu računarskih nauka i psihologije. Grana računarskih nauka koja se bavi detekcijom ljudskih osobina naziva se Kompjutacija ličnosti (eng. Personality computing). Ljudske osobine ličnosti predstavljaju stabilne i merljive attribute, te su podložne za detekciju i obradu putem računara. Ljudske osobine ličnosti se mogu posmatrati kroz različite modele, među kojima su najrasprostranjeniji i najkorišćeniji Velike dve (eng. Big Two), Velikih Pet (eng. Big Five) ili takozvani OCEAN model, model 16PF. Aparati za detekciju, odnosno “objašnjenje” ljudske ličnosti i detekciju ljudskih osobina mogu biti brojni. Najčešće se u literaturi navode radovi bazirani na neuronskim mrežama i dubokom učenju, Skrivenom Markovljevom modelu (eng. Hidden Markov Models, HMM), Mel Frequency Cepstral Coefficients i Linear Prediction Cepstral Coefficient, konvolucijskim neuronskim mrežama i mnogim drugim metodama. OCEAN model je model koji je najzastupljeniji u literaturi kompjutacija ličnosti a razlog je taj što se model Velikih pet pokazao kao stabilan model. OCEAN model se sastoji od pet osobina: Otvorenost (eng. Openness to Experience), Savesnost (eng. Conscientiousness), Ekstraverzija (eng. Extraversion), Saradljivost (eng. Agreeableness) i Neuroticizam (eng. Neuroticism). Multimodalna detekcija ljudskih osobina se zasniva na detekciji osobina iz raznih ulaznih parametara. Za ulazne parametre se većinom koriste rukopis, kucani tekst, slika, video i glasovni zapisi. Multimodalna predikcija uzima različite ulaze i daje diskretnu vrednost na kraju detekcije. Optimizacija izlaznih parametara predstavlja jedan od mogućih poboljšanja ovih modela, sa prvobitnim stavom da se modeli ne moraju ponovo razrađivati i trenirati u pogledu treniranja neuronskih mreža. Optimizacija izlaznih parametara pokušava da na osnovu izlaznih parametara od modela treniranim na rukopisu, tekstu, slikama i audio zapisu odredi koji od ovih izlaznih parametara najbolje opisuje ljudske osobine sagledane kroz OCEAN model. U ovom radu predložene su tri metode optimizacije: optimizacija bazirana na agregacionim funkcijama, oprimizacija sa nelinearnim funkcijama i optimizacija rojem čestica.

Tema ovog istraživanja je optimizacija izlaznih parametara multimodalne detekcije ljudskih osobina. Ova tema primenjiva je u različitim oblastima nauke kao što su psihologija, biologija, medicina i druge. Na osnovu velikog broja radova objavljenih u naučnim i stručnim časopisima, knjigama i prezentovanih na svetskim konferencijama može se zaključiti da je tema detekcije ljudskih osobina bitna oblast istraživanja. Broj radova koji se bave detekcijom ljudskih osobina u računarstvu se od 2012. do danas eksponencijalno povećava te ovo predstavlja novije interesovanje u domenu računarskih nauka.

Problem optimizacije multimodalne detekcije ljudskih osobina je specifičan zbog kompleksnosti samog problema koje donosi detekcija ljudskih osobina. Optimizacija zasnovana na agregacionim funkcijama predstavlja najlakši vid optimizacije gde se na izlaznim parametrima vrši agregacija pomoću nekih od linearnih funkcija kao što su Min, Max, Median i Mean. Problem koji se ovde javlja je taj da linearne funkcije mogu da stvore autlajere (eng. outliers), podatke koji odskaču od

očekivanih vrednosti na izlazu. Poseban problem predstavljaju funkcije Min i Max. Takođe, ovde može doći do dodatnog problema jer ponekad Min i Max mogu da daju bolje rezultate nego ostale linearne funkcije. Drugi vid optimizacije je optimizacija nelinearnim funkcijama. U literaturi je prikazana optimizacija Huberovom funkcijom. Ovakvi modeli predstavljaju napredovanje u optimizaciji od linearnih funkcija i daju bolje rezultate. Problem kod modela zasnovanih na nelinearnim funkcijama je taj da Huberova funkcija ne daje uvek dobre detekcije ukoliko kao ulazni parametar imamo malo tačaka. Treći i najkompleksniji vid optimizacije prikazan u ovom radu biće optimizacija rojem čestica. Ideja je da se pomoću roja čestica dobije najrelevantnija reprezentacije nelinearne funkcije i ovim poboljšaju restrikcije koje dobijemo korišćenjem nelinearne funkcije, a takođe poboljšaju detekcije linearnih modela koji stvaraju autlajere. Kompleksnost problema je taj da se na osnovu broja čestica i broja iteracija, tj. hiperparametara zaduženim za optimizaciju roja čestica dobijaju varijacije u izlazu

U ovom radu biće ispitani kvaliteti i mogućnosti različite optimizacije kod multimodalne detekcije ljudskih osobina kao i podešavanja hiperparametara prilikom optimizacije rojem čestica.

## 1.2 Cilj i zadaci istraživanja

Cilj istraživanja je optimizacija izlaznih parametara kod multimodalne detekcije ljudskih osobina pomoću agregacionih funkcija, nelinearnih funkcija i optimizacija rojem čestica. Zadatak se odnosi na ispitivanje različitih mogućnosti optimizacije i pokušaju da se na izlazu multimodalnih modela dobiju što približnije vrednosti dobijene nakon NEO-PI-R testa tako da se smanji što je više moguće uticaj autlajera i rigidnost sistema.

## 1.3 Hipoteze istraživanja

Generalna hipoteza je da multimodalni modeli zasnovani na optimizaciji treba da pokažu bolje izlazne parametre nego modeli zasnovani na pojedinačnim modalitetima. Za rešavanje ovog problema moguće je pronaći bolje metode i tehnike rešavanja u odnosu na postojeće, a posebno prilagoditi agregacione metode, metode zasnovane na nelinearnim funkcijama i metode bazirane na optimizaciji rojem čestica. Kao posebne hipoteze se mogu izdvojiti sledeće:

1. Poboljšanje rezultata detekcije ljudskih osobina dodavanjem agregacionog sloja na izlaz multimodalnih modela gde će se pojaviti problem autlajera prilikom upotrebe Min i Max agregacije;
2. Potencijalno rešenje problema autlajera primenom nelinearnih metoda pomoću Huberove nelinearnosti, gde će se pojaviti problem malog broja ulaznih parametara kao ulaz Huberove funkcije;
3. Rešavanje problema Huberove optimizacije i malog broja ulaznih parametara, kako bi se na izlazu modela dobili bolji rezultati, primenom algoritma optimizacije rojem čestica.

## 1.4 Metode istraživanja

U ovom istraživanju, za analizu prikupljenih rezultata optimizacije izlaznih parametara multimodalne detekcije ljudskih osobina pomoću metoda agregacije, nelinearnosti i optimizacije rojem čestica korišćena je metoda kvantitativne analize. Za određivanje pravca i stepena međuzavisnosti rezultata različitih optimizacija koristiće se statističke metode trenda i korelacije. Metode kvalitativne analize i analize sadržaja koristiće se za analiziranje kvaliteta prikupljenih rezultata. Metodom sinteze će biti grupisani podaci za upoređivanje dobijenih rezultata optimizacije i biti posebno odrađeni metodom komparativne analize. Nakon analize biće izveden zaključak o unapređenju rešavanja problema optimizacije izlaznih parametara multimodalne detekcije ljudskih osobina.

## 1.5 Glavni naučni doprinos

Naučni doprinos predložene disertacije je unapređenje tačnosti optimizacije procene ljudskih osobina OCEAN modela primenom multimodalne detekcije. Rezultati prikazani u ovoj disertaciji prihvaćeni su od međunarodne naučne zajednice i objavljeni u sledećim radovima:

1. Vukojičić, M. & Veinović, M. (2021a). Apparent personality analysis based on aggregation model. In *Sinteza 2021 - International Scientific Conference on Information Technology and Data Related Research*, Belgrad, Serbia (pp. 220-225). DOI: 10.15308/Sinteza-2021-220-225
2. Vukojičić, M. & Veinović, M. (2021b). Apparent personality analysis based on robust estimation. In *Proceedings of the 5th International Conference on Applied Informatics (ICDD)*, Sibiu, Romania (pp. 145-154).
3. Vukojičić, M., & Veinović, M. (2022). Optimization of Multimodal Trait Prediction Using Particle Swarm Optimization. *STUDIES IN INFORMATICS AND CONTROL*, 31(4), 25-34.
4. Vukojičić, M., & Veinović, M. (2023). Trait Analysis Based on Multimodal Prediction and Optimization of the Output Parameters: A Survey, *Serbian Journal of Electrical Engineering* (pp. 229-242)

U ovoj disertaciji biće razmatrani različiti modeli detekcije ljudskih osobina čiji će izlazni parametri biti optimizovani metodama agregacije, nelinearnom optimizacijom i primenom metaheuristike algoritmima inteligencije rojeva, posebno optimizacija rojem čestica. Tema doktorske disertacije je aktuelna i u skladu sa predmetom i ciljem, postavljenim hipotezama i metodama istraživanja.



## 1.6 Okvirni sadržaj doktorske disertacije

U uvodnom delu rada biće prikazani predmet, problemi, cilj i zadaci istraživanja. Takođe u ovom delu rada su iznete hipoteze i metode istraživanja kao i naučni doprinos i okvirni sadržaj same disertacije.

Drugi deo rada se bavi modelima detekcije ljudskih osobina, u ovom delu rada biće prikazani model Velikih pet, tj. OCEAN model. Takođe u ovom delu biće razmatran OCEAN model u računarstvu i računarskoj obradi podataka.

Detekcija ljudskih osobina biće prikazana u trećem poglavlju rada, ovde će biti prikazani modeli detekcije ljudskih osobina zasnovani na zvuku, rukopisu, slici, video zapisu i tekstu. Takođe kao velika pažnja biće posvećena multimodalnim modelima detekcije ljudskih osobina.

Optimizacija izlaznih parametara multimodalne detekcije ljudskih osobina koja je prikazana u četvrtom poglavlju rada i predstavlja glavni deo naučnog istraživanja. Metod optimizacije izlaznih parametara zasnovan na agregacionim funkcijama, primena Huberove funkcije prilikom optimizacije izlaznih parametara usled multimodalne detekcije ljudskih osobina kao i primena Optimizacije rojem čestica prilikom multimodalne detekcije ljudskih osobina i optimizacije izlaznih parametara biće prikazani kao i upoređivani u ovom delu rada.

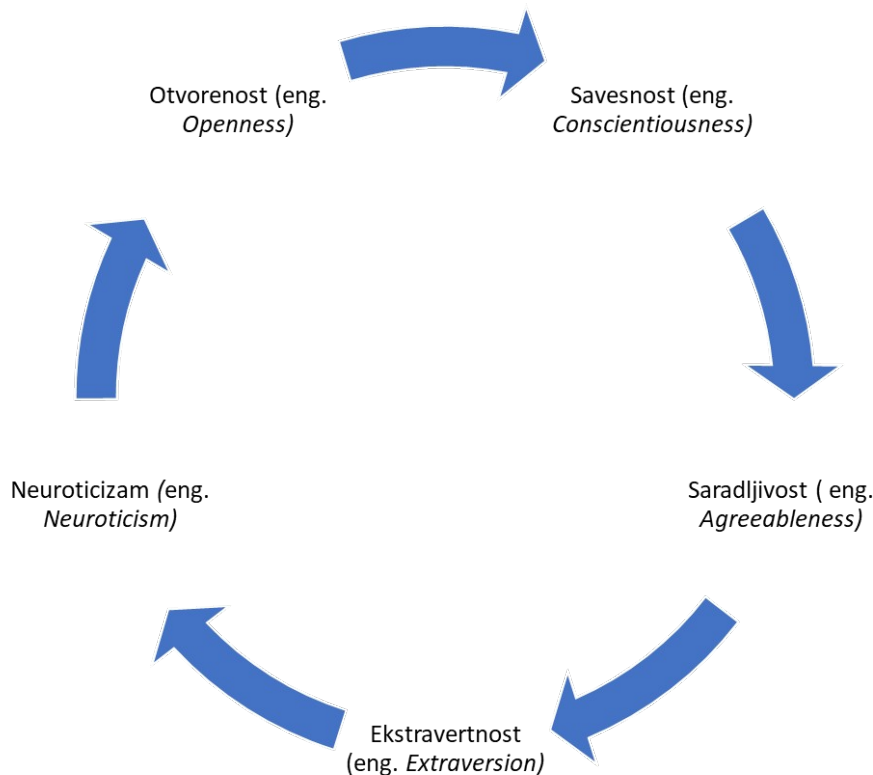
Peto poglavlje predstavljaju eksperiment, rezultati eksperimenata i komparativna analiza, ovde će takođe biti prikazane baze podataka, preprocesuiranje i rezultati analize.

Etika u računarstvu, posebno u oblasti detekcije ljudskih osobina kao i kategorizaciji i obradi ljudskih osobina biće prikazani u šestom poglavlju rada. Ovde će se takođe dati osvrt na pojmove kao što su agent, autonomija, inteligencija, licenciranje softvera itd. U ovom poglavlju će takođe biti prikazani važni aspekti kompjuterskih sistema kao što su transparentnost i objašnjivost modela, odgovornost pri korišćenju osobina u računarstvu kao i pristrasnost modela zasnovanih na veštačkoj inteligenciji.

## 2 Modeli detekcije ljudskih osobina

Modele detekcije ljudskih osobina opisane u ovom radu razmatraćemo i tumačiti iz ugla dve nauke. Iz prvog ugla sagledaćemo ove modele kroz psihologiju, koja nam pruža standardni način gledanja modela detekcije ljudskih osobina, iz drugog ugla razvoj računarstva nam dozvoljava da ih sagledamo iz ugla računarskih nauka, posebno iz domena veštačke inteligencije, dubokog učenja i mašinskog učenja.

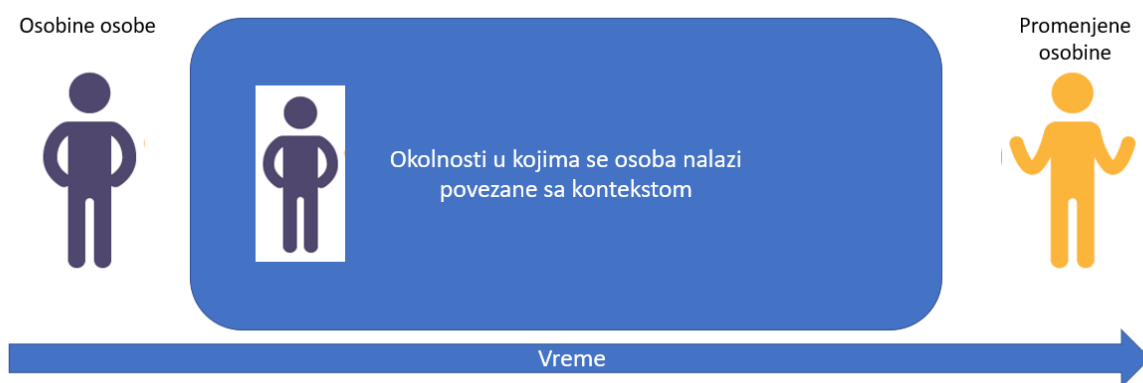
U psihologiji postoje različiti modeli za detekciju osobina koji se temelje na različitim teorijskim okvirima i metodologijama. Jedan od najpoznatijih modela ličnosti je petofaktorski model ljudskih osobina (eng. *Big Five model*), koji se u psihologiji takođe naziva i OCEAN model zbog osobina koje detektuje: otvorenost, savesnost, saradljivost, ekstravertnost i neuroticizam (eng. *Openness, Conscientiousness, Agreeableness, Extraversion and Neuroticism*). OCEAN model se temelji na statističkoj analizi zajedničkih obeležja ljudskih osobina [1,2].



Slika 1. Prikaz OCEAN modela

U psihologiji je zastupljeno korišćenje psihometrijskih testova ličnosti kako bi se detektovale ljudske osobine kod ispitanika. Ovi testovi se sastoje od skupova pitanja i zadataka koji se koriste za procenu različitih osobina, poput inteligencije, emocionalne stabilnosti, socijalne prilagodljivosti i drugih. Među najčešće korišćenim testovima ličnosti su MMPI (Minnesota Multiphasic Personality Inventory) i NEO-PI-R (Revised NEO Personality Inventory) [1,3]. Osim psihometrijskih testova, postoje i drugi pristupi za detekciju osobina, poput analize intervjua i opservacije ponašanja. Na primer, korišćenjem strukturiranih intervjua mogu se proceniti različite osobine poput samopouzdanja, socijalne veštine i komunikacijske sposobnosti [4,5,6,7]. Takođe, opservacija ponašanja se može koristiti za procenu osobina kao što su agresivnost, empatija i druge [4,5].

Uz navedene pristupe, postoje i drugi modeli koji se koriste u psihologiji za detekciju osobina, poput modela emocionalne inteligencije [3] i modela unutrašnjih radnih modela [8]. Svi ovi modeli se koriste za razumevanje različitih aspekata ljudskih osobina i njihove uloge u ponašanju i funkcionisanju pojedinaca. Sve ove metode detekcije osobina imaju svoje prednosti i nedostatke, te su važni alati za razumevanje ljudske ličnosti. Međutim, važno je imati na umu da su osobine složeni i višedimenzionalni koncepti koji se razvijaju i menjaju tokom života, tj. tokom vremena. Stoga je potrebno uzeti u obzir kontekst i specifične okolnosti u kojima se određena osobina manifestuje kako bi se dobila potpuna slika o nečijoj ličnosti [9,10].



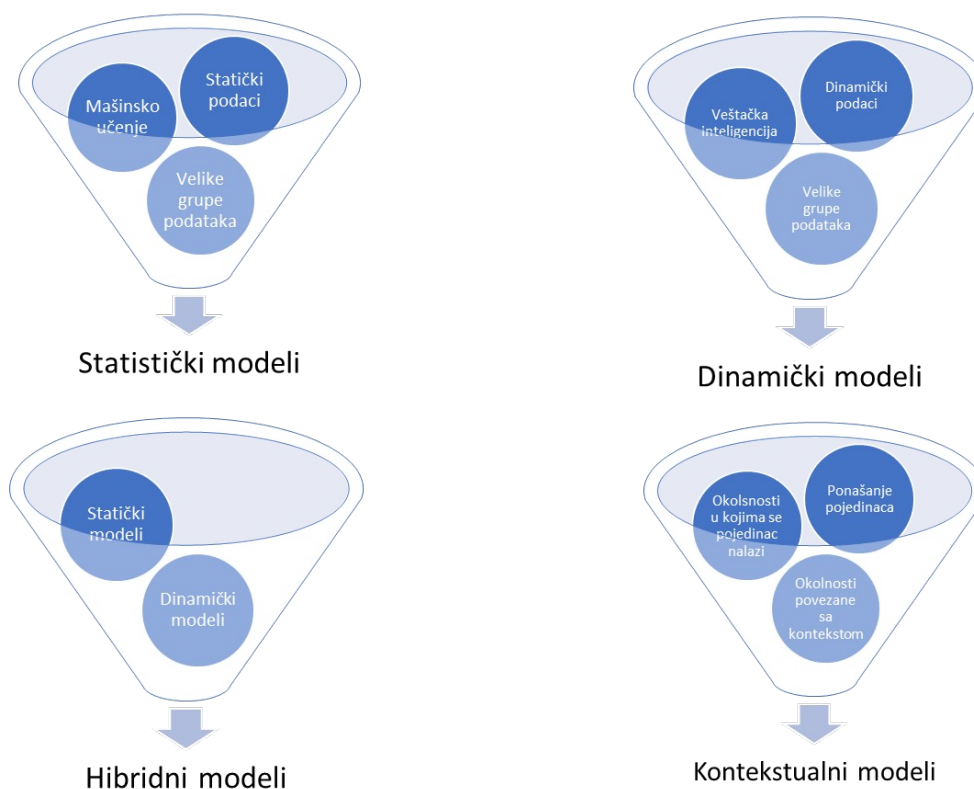
**Slika 2.** Promena osobina ličnosti pod uticajem vremena, datog konteksta i specifičnih okolnosti u kojima se osoba nalazi

Uz navedene modele, postoje i drugi pristupi u psihologiji koji se bave proučavanjem osobina, kao što su evolucionarna psihologija, socijalna psihologija, kognitivna psihologija i druge. Svi ovi pristupi doprinose razumevanju ljudske ličnosti i njenog uticaja na ponašanje i funkcionisanje pojedinaca.

Modeli detekcije ljudskih osobina, sagledani sa strane računarskih nauka, su pristupi koji se koriste za identifikaciju i procenu različitih osobina i karakteristika pojedinaca na temelju njihovog ponašanja, govora, izgleda ili drugih parametara. Ovakvi modeli su korisni u mnogim područjima, kao što su računarske nauke, kriminalistika, psihologija, sociologija, marketing i razni drugi.

Postoje različiti pristupi modeliranju detekcije ljudskih osobina, od kojih svaki ima svoje prednosti i nedostatke. U nastavku ćemo opisati neke od njih kao što su:

1. Statički modeli;
2. Dinamički modeli;
3. Hibridni modeli;
4. Kontekstualni modeli.



**Slika 3.** Različiti pristupi pri modeliranju detekcije ljudskih osobina

Statistički modeli su pristupi koji se temelje na analizi statičkih podataka, kao što su slike, video zapisi, tekstovi ili drugi oblici podataka. Primeri takvih modela su modeli za prepoznavanje lica, prepoznavanje govora ili prepoznavanje teksta. Statički modeli se obično temelje na algoritmima nadziranog i nenadziranog učenja, koji se treniraju na velikim skupovima podataka kako bi se steklo znanje o različitim oblicima ponašanja, govora ili izgleda.

Dinamički modeli su pristupi koji se temelje na analizi dinamičkih podataka, kao što su zvuk, pokret ili promene u bihevioralnim obrascima. Primeri takvih modela su modeli za prepoznavanje emocija na temelju govora ili pokreta, prepoznavanje laži na temelju verbalnih i neverbalnih pokazatelja ili procena ličnosti na temelju ponašanja i drugih faktora. Dinamički modeli se obično temelje na složenijim algoritmima nadziranog i nenadziranog učenja, kao što su neuronske mreže ili algoritmi dubokog učenja.

Hibridni modeli su pristupi koji kombinuju statičke i dinamičke modele kako bi se dobila bolja i preciznija procena osobina pojedinaca. Primeri takvih modela su modeli koji kombinuju prepoznavanje lica s prepoznavanjem emocija ili modeli koji kombinuju prepoznavanje govora s prepoznavanjem laži. Hibridni modeli se obično temelje na složenijim algoritmima koji zahtevaju velike količine podataka za treniranje i testiranje.

Kontekstualni modeli se obično koriste u sociološkim i psihološkim studijama kako bi se razumelo kako različiti činioci utiču na ponašanje i osobine pojedinaca. Primeri takvih modela su modeli za procenu rasizma, seksizma ili društvene distinkcije na temelju konteksta u kojem se pojedinac nalazi.

## 2.1 Model Velikih pet (OCEAN) model

Model Velikih pet (eng. *Big Five*), takođe poznat i kao model OCEAN (eng. *Openness, Conscientiousness, Extraversion, Agreeableness, Neuroticism*) [11], jedan je od najčešće korišćenih modela u psihologiji za opisivanje ljudskih osobina. Model je razvijen na osnovu višedecenijskog istraživanja i brojnih psiholoških teorija, a predstavlja sistem za klasifikaciju i opisivanje ličnosti na osnovu pet glavnih dimenzija [12]:

1. Otvorenost prema iskustvu;
2. Savesnost;
3. Ekstraverzija;
4. Saradljivost;
5. Neuroticizam.

Prva dimenzija modela Velikih pet je Otvorenost prema iskustvu (eng. *Openness*), koja se odnosi na tendenciju osobe da se otvori ka novim idejama, iskustvima i načinima razmišljanja. Ova dimenzija uključuje osobine kao što su mašta, radoznalost, kreativnost, intelektualna znatiželja i umetnička senzitivnost.

Druga dimenzija je Savesnost (eng. *Conscientiousness*), koja se odnosi na tendenciju osobe da bude organizovana, predana i odgovorna. Ova dimenzija uključuje osobine kao što su pažljivost, pedantnost, savesnost, ambicija i samodisciplina.

Treća dimenzija je Ekstraverzija (eng. *Extraversion*), koja se odnosi na tendenciju osobe da bude društvena, energična i komunikativna. Ova dimenzija uključuje osobine kao što su društvenost, ekstrovertnost, samopouzdanje, dominacija i uzbuđenje.

Četvrta dimenzija je Saradljivost (eng. *Agreeableness*), koja se odnosi na tendenciju osobe da bude kooperativna, empatična i ugodna u interakciji sa drugima. Ova dimenzija uključuje osobine kao što su brižnost, saosećanje, skromnost, saradljivost i tolerancija.

Peta dimenzija je Neuroticizam (eng. *Neuroticism*), koja se odnosi na tendenciju osobe da bude emocionalno nestabilna i podložna negativnim emocionalnim reakcijama. Ova dimenzija uključuje osobine kao što su anksioznost, depresivnost, nesigurnost, impulsivnost i laku uzbuđljivost.

Model Velikih pet ima brojne praktične primene u psihološkim istraživanjima, kliničkoj praksi i raznim drugim oblastima. Na primer, istraživanja su pokazala da osobine kao što su Savesnost i Saradljivost mogu biti povezane sa boljim mentalnim i fizičkim zdravljem, dok Neuroticizam može biti povezan sa povećanim rizikom od mentalnih poremećaja [13].

Ovaj model prepoznaje pet osnovnih dimenzija ličnosti, one se takođe mogu rasčlaniti na fasete tako da svaka crta ličnosti ima i ogroman broj faseta koji detaljnije opisuju ličnost. Neki od faseta koji proizilaze iz OCEAN modela su:

1. otvorenost:

- mašta;
- umetnička interesovanja;
- dubina emocija;
- spremnost za eksperimentisanje;
- intelektualna znatiželja;
- tolerancija za različitost;

2. savesnost:

- osećaj kompetencije;
- uređenost;
- osećaj odgovornosti;
- samodisciplina;

3. saradljivost:

- poverljivost;
- iskrenost;
- altruizam;
- saglasnost;
- skromnost;
- sklonost simpatisanju;

4. ekstravertnost:

- toplina;
- društvenost;
- asertivnost;
- nivo aktivnosti;
- sklonost eksperimentisanju;
- pozitivne emocije;

## 5. neuroticizam:

- anksioznost;
- sklonost ka ispoljavanju besa;
- neraspoloženost;
- samosvest;
- osetljivost na stres.

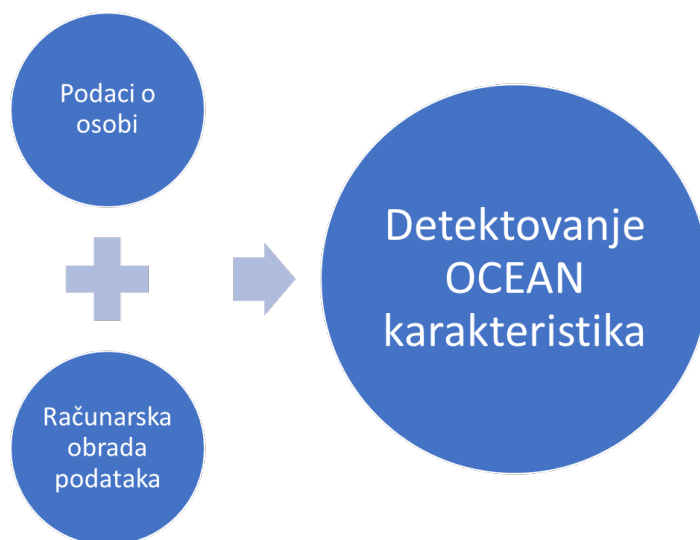
Uprkos svojim prednostima, model Velikih pet takođe ima i neke nedostatke. Na primer, neke kritike upućuju na to da model ne uzima u obzir kontekstualne faktore koji mogu uticati na manifestaciju određenih osobina kod ljudi. Takođe, postoje i kritike koje ukazuju na to da model može biti previše jednostavan i da ne pruža dovoljno detalja o kompleksnosti ličnosti. Druga kritika je da OCEAN model ne pruža dovoljno informacija o tome kako se razvijaju različite dimenzije ličnosti. Mnogi istraživači smatraju da su biološki, psihološki i socijalni faktori u interakciji u procesu formiranja ličnosti, ali model Velikih pet ne pruža dovoljno detalja o ovom procesu. Jedan od glavnih izazova u primeni modela Velikih pet je tumačenje rezultata. Na primer, iako postoje standardizovani upitnici koji se koriste za merenje dimenzija ličnosti, interpretacija rezultata može biti složena. Postoji mogućnost da se pogreši pri interpretaciji rezultata ako se ne uzmu u obzir kontekstualni faktori i druge individualne karakteristike koje mogu uticati na manifestaciju određenih osobina [11,12,13].

Uprkos ovim kritikama, model Velikih pet ostaje značajan i koristan pristup u proučavanju ličnosti. Međunarodna zajednica istraživača i stručnjaka u psihologiji i dalje nastavlja da koristi ovaj model u proučavanju ličnosti i drugih aspekata ljudskog ponašanja.



## 2.2 OCEAN model u računarstvu i računarskoj obradi podataka

OCEAN model ličnosti se ne koristi samo u psihologiji, već se primenjuje i u računarstvu i računarskoj obradi podataka. Ovaj model se koristi za procenu ličnosti korisnika na internetu, što može biti korisno za personalizaciju iskustva korisnika i poboljšanje efikasnosti različitih aplikacija [14].



**Slika 4.** Detektovanje OCEAN karakteristika u računarstvu

OCEAN model se primenjuje u nekoliko oblasti računarstva, uključujući personalizaciju iskustva korisnika, predviđanje ponašanja korisnika, preporučivanje sadržaja i proizvoda, analizu tržišta, i druge. Primena OCEAN modela u računarstvu se zasniva na analizi ponašanja korisnika, ponašanja na internetu, a posebno na analizi teksta koji korisnici ostavljaju na društvenim mrežama i drugim platformama. Ova analiza se zatim koristi za procenu ličnosti korisnika putem OCEAN modela [15].

Međutim, postoji i nekoliko izazova i nedostataka u primeni OCEAN modela u računarstvu. Jedan od njih je taj što se procena ličnosti putem ovog modela zasniva na analizi teksta, video zapisa, audio zapisa koji korisnici ostavljaju na internetu, što može dovesti do netačnih procena i pogrešnih zaključaka ukoliko se ne uzmu u obzir kontekstualni faktori i druge karakteristike korisnika [16,17,18,19].

Takođe, postoji i pitanje privatnosti podataka korisnika, s obzirom na to da se za procenu ličnosti koristi njihov tekstualni sadržaj na internetu [20]. Upravo zbog ovog razloga, primena OCEAN

modela u računarstvu je predmet raznih debata i rasprava, posebno kada je u pitanju etički aspekt ove primene.

Uprkos ovim izazovima, primena OCEAN modela u računarstvu i dalje je značajna i korisna, posebno u oblastima personalizacije iskustva korisnika i predviđanja ponašanja korisnika. U oblasti računarstva postoji nekoliko različitih pristupa za primenu OCEAN modela u analizi teksta, video zapisa, audio zapisa i rukopisa korisnika [15,20].

Jedan od popularnih pristupa je primena mašinskog učenja, tačnije tehnika dubokog učenja, koja se koristi za analizu velike količine tekstualnih podataka. Tehnika dubokog učenja se primenjuje za izdvajanje karakteristika teksta, video zapisa, audio zapisa ili rukopisa koji se analizira, a zatim se ove karakteristike koriste za procenu ličnosti korisnika putem OCEAN modela. Ovaj pristup je veoma efikasan i precizan, s obzirom na to da mašine mogu da analiziraju i obrade velike količine podataka u kratkom vremenskom periodu.



**Slika 5.** Primer toka detekcije ljudskih osobina u računarstvu

Osim primene OCEAN modela u analizi teksta, ovaj model se takođe primenjuje u drugim oblastima računarstva, kao što su modelovanje potrošačkog ponašanja, personalizacija pretrage, preporučivanje proizvoda i usluga, i druge. U oblasti modelovanja potrošačkog ponašanja, OCEAN model se koristi za procenu karakteristika i preferencija potrošača na osnovu njihovih prethodnih kupovina i drugih ponašanja na internetu. Ova procena može biti korisna za personalizaciju ponude proizvoda i usluga, kao i za poboljšanje marketinških kampanja. U oblasti personalizacije pretrage, OCEAN model se koristi za prilagođavanje rezultata pretrage korisnicima na osnovu njihovih karakteristika ličnosti.

Na primer, korisnik koji je otvoren za nove ideje može dobiti rezultate pretrage koji uključuju različite perspektive i alternative, dok korisnik koji je sklon konzervativnom razmišljanju može dobiti rezultate pretrage koji su usklađeni sa njegovim stavovima i preferencijama.

Zaključak koji se može izvesti jeste da se OCEAN model koristi u različitim oblastima računarstva i računarske obrade podataka, od analize teksta, videa, zvuka, rukopisa i procene ličnosti korisnika, do modelovanja potrošačkog ponašanja i personalizacije iskustva korisnika. Iako postoji nekoliko izazova u primeni ovog modela u računarstvu, njegova korisnost i značaj su neosporivi, posebno u oblastima personalizacije i efikasnosti korišćenja različitih aplikacija i usluga.

### 3 Detekcija ljudskih osobina

Detekcija ljudskih osobina u psihologiji predstavlja proces identifikacije karakteristika ličnosti pojedinca na osnovu njegovih ponašanja, izraza lica, govora i drugih verbalnih i neverbalnih znakova. Ova oblast istraživanja ima široku primenu u kliničkoj i forenzičkoj psihologiji, kao i u drugim oblastima koje zahtevaju procenu ličnosti [21]. Jedan od najčešćih pristupa u detekciji ljudskih osobina je upotreba standardizovanih testova ličnosti, kao što je MMPI (*Minnesota Multiphasic Personality Inventory*) ili NEO-PI-R (*NEO Personality Inventory-Revised*). Ovi testovi se koriste za procenu širokog spektra ličnosti, uključujući karakteristike kao što su ekstrovertnost, neuroticizam, savesnost, otvorenost za iskustvo i ljubaznost [22]. Međutim, postoji i nekoliko drugih metoda za detekciju ljudskih osobina, uključujući analizu govora, analizu izraza lica i analizu neverbalnog ponašanja. Na primer, analiza govora može otkriti karakteristike ličnosti poput samopouzdanja, emocionalne stabilnosti i dominantnosti, dok analiza izraza lica može ukazati na emocije kao što su sreća, tuga ili ljutnja.

Važno je napomenuti da detekcija ljudskih osobina nije uvek precizna i da su mnogi faktori koji mogu uticati na procenu ličnosti, uključujući situacione faktore, nesvesne procese i individualne razlike u percepciji. Stoga se procena ličnosti često smatra otvorenom za greške i treba da se koristi samo kao jedan od faktora u celokupnom procesu donošenja odluka.

U daljem tekstu biće detaljnije objašnjeni MMPI (*Minnesota Multiphasic Personality Inventory*) i NEO-PI-R (*NEO Personality Inventory-Revised*) testovi za procenu ljudskih osobina [25,26].

Minnesota Multiphasic Personality Inventory (MMPI) je jedan od najčešće korišćenih psiholoških testova na svetu, koji se primarno koristi u dijagnostici psiholoških poremećaja i proceni ličnosti. MMPI se razvio u SAD tokom 1940-ih godina, a njegovu prvu verziju su kreirali psiholozi Starke Hathaway i J. C. McKinley sa Univerziteta Minesote. MMPI se sastoji od preko 500 tvrdnji na koje ispitanik odgovara sa "tačno", "netačno" ili "ne znam" [27]. Ove tvrdnje se odnose na različite aspekte ličnosti i ponašanja, uključujući depresiju, anksioznost, sumnjičavost, paranoidnost, agresivnost, sklonost ka alkoholu, drogama i slično.

Test se sastoji od deset kliničkih skala, koje mere specifične dimenzije ličnosti, kao što su histerija, depresija, paranoidnost, socijalna introvertnost i druge. Osim toga, test sadrži i tri validacione skale koje služe za utvrđivanje iskrenosti odgovora ispitanika i kvaliteta samog testiranja. MMPI se primarno koristi u kliničkoj praksi radi procene psihološkog statusa ispitanika i postavljanja dijagnoze psiholoških poremećaja. Takođe, test se može koristiti i u istraživanjima ličnosti i ponašanja, kao i u proceni radne sposobnosti i psihološkog zdravlja kandidata za posao. MMPI ima široku primenu u kliničkoj praksi i istraživanjima, a njegova velika prednost je što je standardizovan i ima veliku pouzdanost i validnost.

Iako je MMPI veoma popularan i često korišćen psihološki test, njegova primena nije bez kontroverzi. Kritičari ističu da MMPI nije uvek adekvatan za procenu ličnosti u različitim kulturama i da se često ne uzima u obzir kontekst i kulturološke specifičnosti ispitanika. Takođe, postoji zabrinutost oko privatnosti i zaštite podataka ispitanika, s obzirom na to da se rezultati testa često koriste u procesima zapošljavanja i proceni radne sposobnosti, uprkos ovim problemima,

MMPI je i dalje jedan od najčešće korišćenih psiholoških testova na svetu, sa širokom primenom u kliničkoj praksi i istraživanjima.

NEO Personality Inventory-Revised (NEO-PI-R) je psihološki test koji služi za procenu pet faktora ličnosti - neuroticizma, ekstraverzije, otvorenosti ka iskustvu, prijatnosti i savesnosti, OCEAN modela. Ovaj test je razvijen od strane Paula Coste i Roberta McCrae-a na osnovu teorije pet faktora ličnosti [28], koja predstavlja dominantnu teoriju ličnosti u savremenoj psihologiji. NEO-PI-R se sastoji od 240 tvrdnji koje se odnose na pet dimenzija ličnosti. Ispitanik ocenjuje koliko se slaže sa svakom tvrdnjom, koristeći skalu od 1 do 5. Test se može primeniti na različitim populacijama, uključujući odrasle osobe, adolescente i decu. NEO-PI-R je razvijen sa ciljem da bude pouzdan i validan instrument za procenu pet faktora ličnosti. Ovaj test je pokazao veliku pouzdanost i validnost u proceni ličnosti, kao i korelaciju sa drugim merama ličnosti i ponašanja. Studije su takođe pokazale da pet faktora ličnosti koji se procenjuju putem NEO-PI-R-a imaju stabilnost tokom vremena i prepoznatljivi su u različitim kulturama.

NEO-PI-R se koristi u kliničkoj praksi za procenu psihološkog statusa i planiranje tretmana, kao i u istraživanjima ličnosti i ponašanja. Ovaj test se može koristiti i u proceni radne sposobnosti i psihološkog zdravlja kandidata za posao.

Međutim, kao i svaki psihološki test, NEO-PI-R nije bez kritika. Neki kritičari smatraju da ovaj test ne može adekvatno proceniti složenost ličnosti i da ne uzima u obzir kontekst i kulturološke specifičnosti ispitanika. Takođe, postoji zabrinutost oko upotrebe ovog testa u procesima zapošljavanja i proceni radne sposobnosti. Uprkos problemima, NEO-PI-R je jedan od najpopularnijih psiholoških testova za procenu pet faktora ličnosti, sa širokom primenom u kliničkoj praksi i istraživanjima.

### 3.1 Modeli detekcije ljudskih osobina zasnovani na zvuku

Gilpin, Olson i Alrashed su 2018. godine objavili rad pod nazivom "Perception of speaker personality traits using speech signals" u okviru Extended Abstracts of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. U ovom radu, autori su istražili mogućnost korišćenja govornih signala za prepoznavanje ličnosti govornika [30].

Uvodni deo rada detaljno opisuje značaj prepoznavanja ličnosti u različitim oblastima kao što su psihologija, sociologija i marketing. Zatim autori navode dosadašnja istraživanja u ovoj oblasti i ukazuju na nedostatke u metodama koje se koriste za prepoznavanje ličnosti, poput intervjuisanja, testova i upitnika.

U ovom istraživanju, autori su se fokusirali na govorne signale koje govornik emituje prilikom izgovaranja reči i fraza. Analizirali su tri vrste govornih signala: prozodijske, fonetske i artikulacijske. Prozodijski signali se odnose na naglasak, tempiranje i intonaciju, dok se fonetski signali odnose na karakteristike zvukova koje govornik proizvodi. Artikulacijski signali se odnose na pokrete govornih organa tokom govora.

Kako bi testirali svoju hipotezu, autori su sproveli eksperiment na uzorku od 40 ispitanika. Ispitanici su slušali kratke audio snimke govornika koji su izgovarali rečenice na engleskom jeziku, a zatim su ocenjivali njihove ličnosti po različitim dimenzijama, kao što su ekstrovertnost, neuroticizam i savesnost. Korišćeni su algoritmi za analizu govornih signala koji su bili obučeni na uzorku snimaka sa poznatim ličnostima.

Rezultati istraživanja pokazuju da se ličnost govornika može prepoznati na osnovu govornih signala sa tačnošću od 56%. Najveću ulogu u prepoznavanju ličnosti imale su prosodijske karakteristike, dok su fonetske i artikulacijske karakteristike bile manje značajne. Autori takođe ukazuju na neke nedostatke u svom istraživanju, kao što je relativno mali uzorak ispitanika i ograničen broj dimenzija ličnosti po kojima su ocenjivali govornike.

U zaključku, ovaj rad pokazuje da je moguće prepoznati ličnost govornika na osnovu govornih signala, iako ima prostora za dalje istraživanje i unapređenje metoda. Ova saznanja mogu biti korisna u različitim oblastima, poput forenzičke analize govornih dokaza, marketinga ili čak u razvoju personalizovanih interfejsa za upravljanje uređajima. Međutim, potrebno je voditi računa o nedostacima i ograničenjima ovog pristupa, kao što su mali uzorak ispitanika ili potencijalna sklonost ka stereotipizaciji i predrasudama u procesu prepoznavanja ličnosti.

U celini, rad Gilpin, Olson i Alrashed predstavlja značajan doprinos istraživanju prepoznavanja ličnosti putem govornih signala. Ovaj rad ističe važnost razvijanja novih metoda za prepoznavanje ličnosti koje se mogu primeniti u različitim oblastima, kao i potrebu za daljim istraživanjem kako bi se poboljšala tačnost i pouzdanost ovih metoda.

## 3.2 Modeli detekcije ljudskih osobina zasnovani na rukopisu

Chen i Lin su 2017. godine objavili rad pod nazivom "Automatic personality identification using writing behaviours: an exploratory study" u časopisu Behaviour & Information Technology. U ovom radu, autori su istražili mogućnost korišćenja karakteristika pisanja za automatsko prepoznavanje ličnosti osobe [30].

Uvodni deo rada detaljno opisuje značaj prepoznavanja ličnosti u različitim oblastima kao što su psihologija, sociologija i marketing. Zatim autori navode dosadašnja istraživanja u ovoj oblasti i ukazuju na nedostatke u metodama koje se koriste za prepoznavanje ličnosti, poput intervjuisanja, testova i upitnika.

U ovom istraživanju, autori su se fokusirali na karakteristike pisanja koje se mogu koristiti za prepoznavanje ličnosti. Analizirali su tri vrste karakteristika: lingvističke, stilističke i sadržajne. Lingvističke karakteristike uključuju upotrebu reči, fraza i rečenica, dok stilističke karakteristike uključuju dužinu rečenica i upotrebu interpunkcije. Sadržajne karakteristike se odnose na teme koje osoba obrađuje u svom pisanju.

Kako bi testirali svoju hipotezu, autori su sproveli eksperiment na uzorku od 60 ispitanika. Ispitanici su pisali kratke eseje na zadate teme, a zatim su analizirane karakteristike njihovog pisanja. Korišćeni su algoritmi za analizu teksta koji su bili obučeni na uzorku tekstova sa poznatim ličnostima.

Rezultati istraživanja pokazuju da se ličnost ispitanika može prepoznati na osnovu karakteristika pisanja sa tačnošću od 67%. Najveću ulogu u prepoznavanju ličnosti imale su lingvističke karakteristike, dok su sadržajne karakteristike bile manje značajne. Autori takođe ukazuju na neke nedostatke u svom istraživanju, kao što je relativno mali uzorak ispitanika i ograničen broj tema o kojima su pisali.

U zaključku, ovaj rad pokazuje da je moguće prepoznati ličnost na osnovu karakteristika pisanja, iako ima prostora za dalje istraživanje i unapređenje metoda. Ova saznanja mogu biti korisna u različitim oblastima, poput regrutovanja zaposlenih, marketinga i psiholoških terapija.

### 3.3 Modeli detekcije ljudskih osobina zasnovani na kucanom tekstu

U radu *Lingvističke regularnosti u kontinuiranim reprezentacijama reči* autori Tomas Mikolov, Wen-tau Yih i Geoffrey Zweig predstavljaju nov pristup reprezentaciji reči u računarstvu koji se temelji na vektorima i kontinuiranim prostorima. Ovaj rad predstavlja veliki pomak u oblasti obrade prirodnog jezika, jer pruža novu i efikasniju metodu za prepoznavanje i razumevanje semantičkih odnosa među rečima [31].

Autori u ovom radu koriste metodu Word2vec za formiranje reprezentacije reči u kontinuiranom prostoru, što je postignuto pomoću neuronskih mreža. Ovaj pristup omogućava računaru da "razume" kontekst u kojem se reč pojavljuje, što značajno poboljšava njegove sposobnosti za prepoznavanje sličnosti i razlika među rečima. Rezultati ovog rada su pokazali da se koristeći ovu metodu, računari mogu naučiti da prepoznaju različite semantičke odnose među rečima, poput sinonimije, antonimije, hijerarhijskih odnosa, suprotnosti i mnogih drugih.

Ova nova tehnologija ima veliku primenu u raznim oblastima kao što su pretraživanje informacija, prepoznavanje govora, obrada teksta, preporučivanje sadržaja i mnogi drugi. Na primer, u pretraživačima, primenom ovih metoda moguće je poboljšati preciznost pretrage, jer računari mogu da prepoznaju kontekst u kojem se tražena reč pojavljuje i da izdvoje najrelevantnije rezultate. U preporučivanju sadržaja, ova tehnologija omogućava prepoznavanje sličnih sadržaja, kao i kontekstualizaciju preporuka u zavisnosti od korisnikovih preferencija.

Međutim, iako je ova tehnologija izuzetno korisna i efikasna, postoje i neka ograničenja. Jedno od ograničenja je da ova tehnologija ne može prepoznati kontekstualne razlike između reči koje imaju više značenja, poput reči "banka" koja može označavati finansijsku instituciju ili obalu reke. Takođe, ova tehnologija može biti osetljiva na izbore i veličine uzoraka koji se koriste u treniranju neuronskih mreža.

U zaključku, rad *Lingvističke regularnosti u kontinuiranim reprezentacijama reči* predstavlja značajan doprinos u oblast obrade prirodnog jezika, koji ima veliki potencijal u različitim oblastima. Kroz ovaj rad autori su uspeali da predstave novu metodu reprezentacije reči u kontinuiranom prostoru, koja omogućava računarima da razumeju i prepoznaju semantičke odnose među rečima. Ova tehnologija ima široku primenu u različitim oblastima, ali i neka ograničenja koja treba uzeti u obzir.

U budućnosti, očekuje se dalji razvoj i unapređenje ove tehnologije, kao i primene u novim oblastima. Ova metoda bi mogla da se koristi u razvoju pametnih sistema za preporučivanje sadržaja, pretraživanje informacija, prepoznavanje govora i još mnogo toga. Uz dalji razvoj tehnologije i proširivanje skupa podataka, ova metoda bi mogla da postane još preciznija i efikasnija u prepoznavanju semantičkih odnosa među rečima, što bi značajno unapredilo obradu prirodnog jezika.



U savremenom društvu, prepoznavanje ličnosti iz teksta postaje sve značajnije u oblastima poput marketinga, regrutovanja i psihologije. U ovom kontekstu, istraživanja u oblasti obrade prirodnog jezika postaju sve relevantnija. U ovom radu, Majumder, Poria, Gelbukh i Cambria istražuju primenu dubokog učenja u detekciji ličnosti iz teksta [32].

Autori predlažu novi model koji se zasniva na dubokom učenju, a koji je dizajniran da prepozna različite karakteristike ličnosti iz teksta. Model koristi reprezentaciju teksta koja se naziva Doc2vec, koja predstavlja dokument kao vektor u prostoru visoke dimenzije. Ovaj model koristi tehnologiju dubokog učenja koja je u stanju da nauči veze između reči u dokumentu i identifikuje skrivene obrasce.

Rezultati ovog istraživanja pokazuju da duboko učenje može biti veoma efikasno u prepoznavanju ličnosti iz teksta, sa tačnošću od preko 70%. Ovo istraživanje ima važne implikacije za razvoj sistema koji su u stanju da identifikuju karakteristike ličnosti iz teksta, što može biti korisno u različitim oblastima, poput regrutovanja i marketinga.

Ipak, kao i svaka tehnologija, i ovaj model ima određena ograničenja. Jedno od ograničenja je to što se model zasniva na ograničenom skupu podataka, tako da bi bilo potrebno više istraživanja na većim skupovima podataka kako bi se proverila njegova pouzdanost. Takođe, model je usmeren samo na prepoznavanje ličnosti iz teksta, pa bi bilo korisno ispitati i druge metode prepoznavanja ličnosti.

Uz to, u budućnosti bi bilo korisno proširiti ovaj model na druge jezike i kulture, jer se ličnosti različito izražavaju u različitim jezicima i kulturama. Sve u svemu, ovo istraživanje predstavlja značajan doprinos u razvoju tehnologija prepoznavanja ličnosti iz teksta i ukazuje na širu primenu dubokog učenja u obradi prirodnog jezika.

### 3.4 Multimodalni modeli ljudskih osobina

U modernim društvima, prvi utisak igra važnu ulogu u proceni drugih ljudi. Stoga, postoji veliko interesovanje za razvijanje sistema koji mogu da procene prvi utisak o osobi na osnovu različitih modaliteta, uključujući audio, vizuelne i scenske karakteristike. U ovom radu, Gürpınar, Kaya i Salah istražuju multimodalnu fuziju različitih karakteristika kako bi procenili prvi utisak o osobi [33].

Autori su sprovedeli eksperiment u kome su ispitanici procenjivali prvi utisak o ljudima na osnovu kratkih video snimaka koji su sadržali govorni signal, vizuelne karakteristike lica i pozadine. Različite karakteristike su ekstrahovane iz svakog moda i zatim su korišćene različite metode fuzije kako bi se kombinovali modeli. Konačno, procena prvog utiska dobijena iz multimodalne fuzije je upoređena sa procenama koje su date na osnovu svakog moda pojedinačno.

Rezultati istraživanja pokazuju da je multimodalna fuzija značajno poboljšala procenu prvog utiska u poređenju sa pojedinačnim modalitetima. Posebno je značajno bilo uključivanje vizuelnih karakteristika lica u fuziju, koja se pokazala kao najinformativniji modalitet. Međutim, autoru su takođe zaključili da se neke karakteristike iz različitih modaliteta ne slažu u proceni prvog utiska, što ukazuje na potrebu za daljim istraživanjem kako bi se poboljšala procena prvog utiska na osnovu multimodalnih karakteristika.

U zaključku, ovaj rad predstavlja značajan doprinos u razvoju sistema za procenu prvog utiska o osobi na osnovu multimodalnih karakteristika. Multimodalna fuzija različitih modala se pokazala kao korisna u poboljšanju procene prvog utiska, a dalje istraživanje u ovoj oblasti može dovesti do razvoja efikasnijih i preciznijih sistema za procenu prvog utiska.

U časopisu Behaviour & Information Technology, Chen i Lin (2017) su predstavili istraživanje o automatskoj identifikaciji ličnosti na osnovu načina pisanja, odnosno pisane komunikacije. U radu se istražuje mogućnost identifikacije ličnosti korišćenjem karakteristike pisanja u komunikaciji putem mejla.

Istraživači su analizirali podatke prikupljene od 374 korisnika, a koristili su Big Five Personality Inventory da bi procenili ličnosti ispitanika. Ovaj model ličnosti se sastoji od pet dimenzija: ekstroverzija, otvorenost ka iskustvu, savesnost, neurotičnost i prijatnost. Podaci su analizirani korišćenjem metode sentiment analize i latentne Dirichlet alokacije (LDA).

Rezultati istraživanja su pokazali da se ličnosti ispitanika mogu prepoznati na osnovu načina pisanja, s velikom tačnošću. Istraživači su utvrdili da se neurotičnost i ekstroverzija najbolje prepoznaju kroz karakteristike pisanja, dok se prijatnost najmanje prepoznaje. Takođe su identifikovali neke specifične karakteristike pisanja za svaku od pet dimenzija ličnosti. Na primer, otvorenost ka iskustvu se može prepoznati po korišćenju reči koje se odnose na apstraktne koncepte, dok se savesnost prepoznaje po korišćenju reči koje se odnose na rad i planiranje.

Ovo istraživanje ima praktičnu primenu u mnogim oblastima, uključujući upravljanje ljudskim resursima, regrutovanje i selekciju zaposlenih, kao i personalizaciju proizvoda i usluga na osnovu ličnosti potrošača. Međutim, važno je napomenuti da postoji mogućnost greške u proceni ličnosti na

osnovu načina pisanja, kao i da se rezultati mogu razlikovati u zavisnosti od vrste pisanja (npr. mejlova, članaka, postova na društvenim mrežama itd.).

U zaključku, Chen i Lin su pokazali da se ličnosti ispitanika mogu prepoznati na osnovu načina pisanja u komunikaciji putem mejla. Ovo istraživanje predstavlja korak napred u razumevanju povezanosti između ličnosti i pisanja, kao i u razvoju alata za automatsku identifikaciju ličnosti na osnovu pisanja.

U poslednjih nekoliko godina, duboko učenje postaje sve značajnije u oblasti mašinskog učenja i veštačke inteligencije. Jedan od ključnih faktora u razvoju dubokog učenja je bio uspeh konvolucionih neuronskih mreža u klasifikaciji slika. Ovo postignuće u velikoj meri se duguje radu Aleksa Krizhevskog, Ilye Sutskevera i Geoffreya Hintona iz 2012. godine, koji su predstavili rad pod nazivom *ImageNet classification with deep convolutional neural networks*.

U ovom radu, Krizhevsky, Sutskever i Hinton su predstavili duboku neuronsku mrežu koja je pobedila na ImageNet takmičenju u klasifikaciji slika u 2012. godini, nadmašivši sve prethodne metode za klasifikaciju slika. Ova mreža sastoji se od 60 miliona parametara i ima pet konvolucionih slojeva, tri potpuno povezana sloja i jedan sloj za klasifikaciju. Korišćenjem ReLU aktivacione funkcije i tehnike dropout za regularizaciju, ova mreža je bila u stanju da nauči složene koncepte, poput prepoznavanja objekata u različitim pozama, veličinama i bojama [35].

Krizhevsky, Sutskever i Hinton su takođe predstavili novu arhitekturu nazvanu AlexNet koja je bila sposobna da u potpunosti iskoristi mogućnosti paralelnog izračunavanja koje nudi grafički procesor (GPU). Uvođenje GPU-a u proces treniranja i testiranja ove mreže značajno je ubrzalo proces učenja, što je bilo ključno za postizanje visokih performansi u klasifikaciji slika.

Rezultati ovog rada su bili revolucionarni i predstavljaju prekretnicu u oblasti klasifikacije slika. Krizhevsky, Sutskever i Hinton su pokazali da duboko učenje može biti veoma efikasno u prepoznavanju slika, čime su postavili temelj za dalji razvoj dubokog učenja i primene u različitim oblastima, poput medicinske dijagnostike, robotike i autonomnih vozila.

U zaključku, rad *ImageNet classification with deep convolutional neural networks* Aleksa Krizhevskog, Ilye Sutskevera i Geoffreya Hintona je bio prekretnica u oblasti dubokog učenja, a njihove tehnike i arhitekture su se pokazale kao ključni faktori u uspešnoj primeni dubokog učenja u različitim oblastima.

U poslednjih nekoliko godina, tehnologije koje omogućavaju prepoznavanje ličnosti na osnovu digitalnih signala dobile su veliku popularnost. Jedan od izazova u ovoj oblasti je bila integracija više modalnosti, kao što su slike, audio i tekst, kako bi se dobila što preciznija procena ličnosti. Rad "Deep bimodal regression for apparent personality analysis", autora Zhang, Zhang, Wei i Wu, objavljen 2016. godine na European Conference on Computer Vision, predstavlja nov pristup u rešavanju ovog problema [36].

Autori ovog rada fokusiraju se na procenu pet glavnih dimenzija ličnosti, koje su ekstraverzija, emocionalna stabilnost, otvorenost, savesnost i saglasnost, koristeći slike lica i glasovne snimke kao ulazne podatke. Ovi podaci se obrađuju korišćenjem dubokih neuronskih mreža, koje su trenirane za regresiju - odnosno, za predviđanje vrednosti pet dimenzija ličnosti na osnovu slika i audio signala.

Glavni doprinos ovog rada je korišćenje bimodalne regresije, što znači da se koriste dve nezavisne neuronske mreže, jedna za obradu slika lica, a druga za obradu zvučnih signala. Nakon toga, izlazi ove dve neuronske mreže se spajaju i dalje se obrađuju kroz zajedničku neuronsku mrežu, koja se koristi za finalnu procenu pet dimenzija ličnosti. Ovaj pristup omogućava da se slike i zvukovi obrade u različitim neuronskim mrežama, što bi moglo dovesti do bolje reprezentacije svake modalnosti.

Rezultati eksperimenta pokazuju da je ovaj pristup efikasan u proceni ličnosti na osnovu bimodalnih podataka. Korišćenjem ove metode, autori su postigli slične ili bolje rezultate u poređenju sa drugim metodama koje koriste samo jednu modalnost. Takođe, korišćenje dubokih neuronskih mreža u kombinaciji sa bimodalnom regresijom omogućilo je da se postignu bolji rezultati u odnosu na prethodna istraživanja u ovoj oblasti.

U zaključku, rad *Deep bimodal regression for apparent personality analysis* pruža novu perspektivu u razumevanju ličnosti korišćenjem bimodalnih podataka. Kombinovanje slike i zvuka, uz korišćenje dubokih neuronskih mreža, može dovesti do poboljšanja u proceni ličnosti, što bi moglo imati značajnu primenu u različitim oblastima, kao što su marketing, psihologija, i drugi.

## 4 Optimizacija izlaznih parametara multimodalne detekcije ljudskih osobina

Multimodalna detekcija ljudskih osobina zasnovana na različitim ulazima kao što su zvuk, slika, video i audio zapisi, kucani i pisani tekst, predstavlja kompleksnu stvar u računarskim naukama. Multimodalna detekcija može znatno doprineti detekciji ljudskih osobina. Neke od ljudskih osobina bolje se detektuju kroz drugačije ulaze.

Različiti ulazi pružaju različite vrste informacija koje mogu biti korisne za prepoznavanje i razumevanje ljudskih osobina. Na primer, zvuk može biti koristan za detekciju emocionalnog stanja osobe. Promene u tonu glasa, intonaciji i brzini govora mogu ukazivati na emocije kao što su sreća, tuga ili ljutnja. Slike i video zapisi mogu pružiti vizuelne informacije o izrazima lica, govoru tela i gestikulaciji, što može pomoći u prepoznavanju osobina poput samopouzdanja ili nesigurnosti. Kucani i pisani tekst takođe mogu biti korisni za detekciju ljudskih osobina. Analiza jezičkih karakteristika, kao što su upotreba određenih reči, ton pisanja ili gramatičke strukture, može otkriti informacije o karakteristikama ličnosti, kao što su otvorenost, ekstroverzija ili neurotičnost. Audio zapisi, kao što su snimci telefonskih razgovora, takođe mogu pružiti informacije o govoru i intonaciji. Kombinovanje različitih ulaza u multimodalnoj detekciji može poboljšati tačnost i pouzdanost u prepoznavanju ljudskih osobina. Na primer, kombinacija zvuka i slike može pružiti bolju procenu emocionalnog stanja osobe nego kada se koristi samo jedan od tih ulaza. Takođe, kombinovanje tekstualnih i audio ulaza može pružiti dublje razumevanje ličnosti.

Kombinovanje određenih modaliteta može dovesti do boljih rezultata u multimodalnoj detekciji ljudskih osobina. Integracija informacija iz različitih ulaza omogućava da se koriste komplementarne karakteristike svakog modaliteta i da se dobije sveobuhvatnije razumevanje ljudskih osobina.

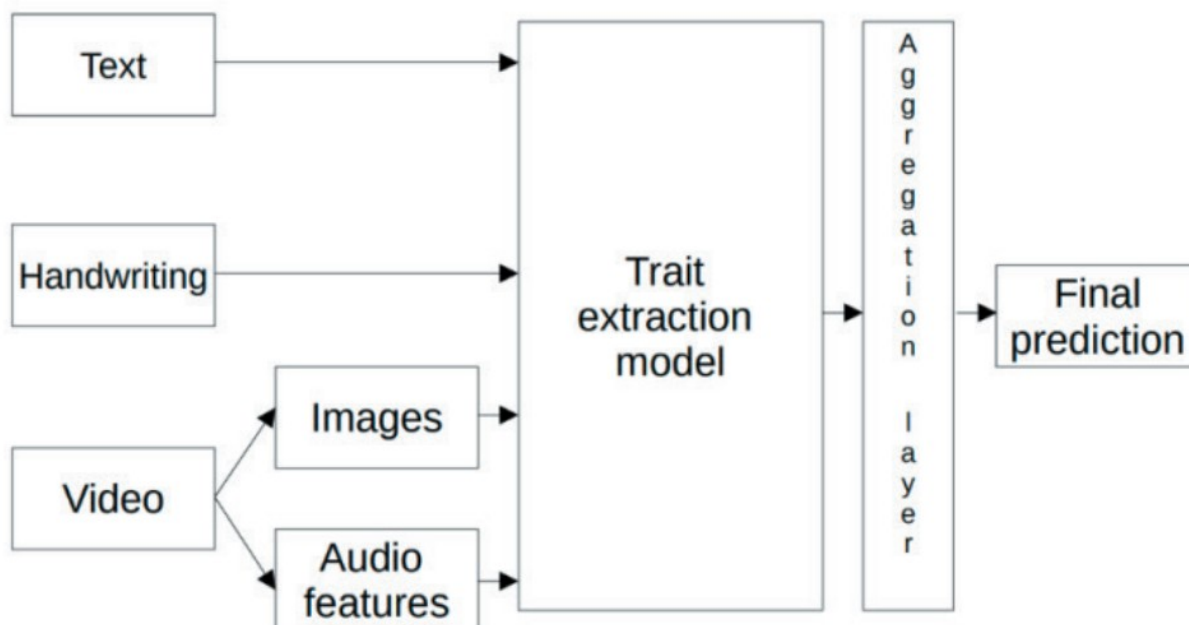
Optimizacija izlaznih parametara u multimodalnoj detekciji ljudskih osobina igra ključnu ulogu u postizanju što tačnijih rezultata. U daljem radu biće prikazani sledeći načini optimizacije multimodalne detekcije ljudskih osobina:

1. metod optimizacije izlaznih parametara zasnovan na agregacionim funkcijama;
2. robusne metode za optimizaciju izlaznih parametara multimodalnog sistema;
3. primena metaheuristike prilikom optimizacije izlaznih parametara, način optimizacije zasnovan na Optimizaciji Rojem Čestica.

## 4.1 Metod optimizacije izlaznih parametara zasnovan na agregacionim funkcijama

U daljem radu ćemo se baviti analizom osobina ličnosti na osnovu multimodalnih podataka iz teksta, rukopisa, slika i zvuka. Ovo je izazovan problem u računarskoj viziji, obradi signala i dubokom učenju.

Cilj nam je da poboljšamo modele koji se oslanjaju samo na jedan od ulaznih parametara kombinujući sva četiri sa agregacionim slojem [37]. Ovakva vrsta optimizacije je prikazana na sledećoj slici.



**Slika 6.** Vrsta optimizacije koja koristi sloj agregacije, video se tretira kao da ima dva prirodna modalitetima, i tekстом i rukopisom jedan prirodni modalitet, konačne predviđene osobine ličnosti nastaju iz agregatni sloj fuzijom svih izlaza teksta, rukopis, slike i audio funkcije

Modele zasnovane na rukopisu i slikama smo pokazali kao najbolje prediktore rezultata NEO-PI-R testa za procjenu ličnosti. Takođe, da bismo dobili bolje rezultate od modela zasnovanih samo na multimodalnoj dektekciji, isprobali smo različite agregacione slojeve (Max, Min, Median, Mean) [38]. Najviša sigurnost procene može se dobiti za Savesnost, Ekstraverziju, Saradljivost i Neuroticizam. Dok je Otvorenost prema iskustvu bila veoma teška za predvideti sa korištenjem agregacionog modela. Kako pet osobina ličnosti nisu homogene, već se sastoje od aspekata koji ne moraju nužno konvergirati, u daljem tekstu biće prikazani rezultati analze, kao i koje to od agregacionih funkcija daju bolje, a koje daju lošije rezultate prilikom agregacije osobina.

### 4.1.1 Primena agregacionih funkcija u optimizaciji izlaznih parametara

U ovom delu rada želimo istražiti metodu agregacije koja se temelji na nekoliko funkcija agregacije. Funkcija agregacije je funkcija koja spaja više vrednosti u jednu koja će u ovom slučaju predstavljati našu osobinu.

Glavni problem s prethodnim metodama je što su sve metode dobre u predviđanju nekih osobina, dok neke osobine nisu prikazane na način koji želimo. Na primer, vrlo je lako predvideti neuroticizam iz rukopisa i vrlo teško predvideti tu osobinu iz slika. Otvorenost kao osobina je vrlo teško predvideti iz rukopisa i slike i videozapisi nam daju bolje rezultate. Izlazna vrednost funkcije agregacije treba izračunati vrednost koja će predstavljati sve moguće ulaze i dati nam vrlo blisku, ponekad gotovo savršenu aproksimaciju stvarnog ulaza.

Funkcije agregacije koje želimo da koristimo su: Min, Max, Mean i Median. Funkciju Min i Max je jako lako definisati gde funkciju Min možemo definisati kao najmanju vrednost niza a funkciju Max možemo definisati kao najveću vrednost niza.

Funkcije Mean i Median možemo definisati kao u formulama (1,2). Mean i Median mora biti definisan sa n koji predstavljaju dužinu niza. Takođe moramo definisati  $n_a = n/2$  i  $n_b = n/2 + 1$ . U našem slučaju n ima vrednost 4 [38].

$$mean(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (1)$$

$$median(x) = \frac{X_{n_a} + X_{n_b}}{2} \quad (2)$$

Ulaz sloja agregacije može se prikazati kao matrica veličine 5x4, a to će biti isto za sve slojeve agregacije, a izlaz se prikazuje kao vektor veličine 5. Matrica koju imamo na ulazu biće prikazana s vrednostima  $0 \leq ulaz \leq 1$ , a vektor koji imamo kao izlaz biće prikazan s vrednostima  $0 \leq izlaz \leq 1$ .

$$M_{ulaz} = \begin{matrix} T_o & H_o & I_o & A_o \\ T_c & H_c & I_c & A_c \\ T_e & H_e & I_e & A_e \\ T_a & H_a & I_a & A_a \\ T_n & H_n & I_n & A_n \end{matrix} \quad (3)$$

$$V_{izlaz} = [OCEAN] \quad (4)$$

Promenljive {To, Tc, Te, Ta, Tn} će predstavljati lične osobine otkrivene iz teksta, {Ho, Hc, He, Ha, Hn} su OCEAN osobine otkrivene iz rukopisa. Osobine sa slika će biti predstavljen kao { Io, Ic, Ie, Ia, In} i {Ao, Ac, Ae, Aa, An} su skup osobina zasnovanih na zvuku.

Kod primene agregacije prilikom optimizacije multimodalne detekcije ljudskih osobina može se desiti da neke od agregacionih funkcija daju veoma loše rezultate predikcije. U rezultatima možemo videti da funkcije agregacije Min i Max stvaraju autlajere koji mogu negativno da utiču na detekciju ljudskih osobina. U sledećem delu rada biće prikazan problem autlajera kod metode optimizacije zasnovanoj na agregacionim funkcijama.



### **4.1.2 Problem autlajera kod metode optimizacije zasnovanoj na agregacionim funkcijama**

Problem autlajera kod metode optimizacije zasnovane na agregacionim funkcijama predstavlja izazov koji se javlja prilikom primene ovakvih metoda. Autlajeri, ili ekstremne vrednosti, mogu imati značajan uticaj na rezultate optimizacije, što može dovesti do nepouzdanih ili neadekvatnih rešenja. Kod metode optimizacije koja koristi agregacione funkcije, često se koriste funkcije Min i Max kako bi se izračunale vrednosti dobijene primenom agregatnih funkcija.

Funkcija Min pronalazi najmanju vrednost u skupu podataka, dok funkcija Max pronalazi najveću vrednost. Ove funkcije mogu biti osetljive na ekstremne vrednosti ili autlajere, što može narušiti rezultate optimizacije. Autlajeri mogu biti rezultat nepravilnosti ili anomalija u podacima, kao i grešaka pri merenju ili unosu podataka. Kada se takvi autlajeri javljaju u skupu podataka koji se koristi za optimizaciju, oni mogu imati veliki uticaj na izračunavanje agregiranih vrednosti. Na primer, ako se koristi funkcija Min i prisustvuje autlajer sa vrlo niskom vrednošću, to može rezultovati izračunavanjem nerealno malih agregiranih vrednosti. Kod funkcije Max može se desiti suprotna stvar a to je da ona kreira autlajer sa vrlo visokom vrednošću, te to može rezultovati izračunavanjem nerealno visokih agregiranih vrednosti.

Ovakvi autlajeri mogu dovesti do nepouzdanih rezultata i pogrešnih zaključaka prilikom optimizacije. Kako bi se rešio problem autlajera, mogu se primeniti različite metode za njihovo otkrivanje i obradu. Na primer, mogu se koristiti tehnike za detekciju autlajera kako bi se identifikovali i izuzeli iz procesa optimizacije. Takođe, mogu se primeniti tehnike za filtriranje ili zamenjivanje autlajera kako bi se smanjio njihov uticaj na rezultate optimizacije.

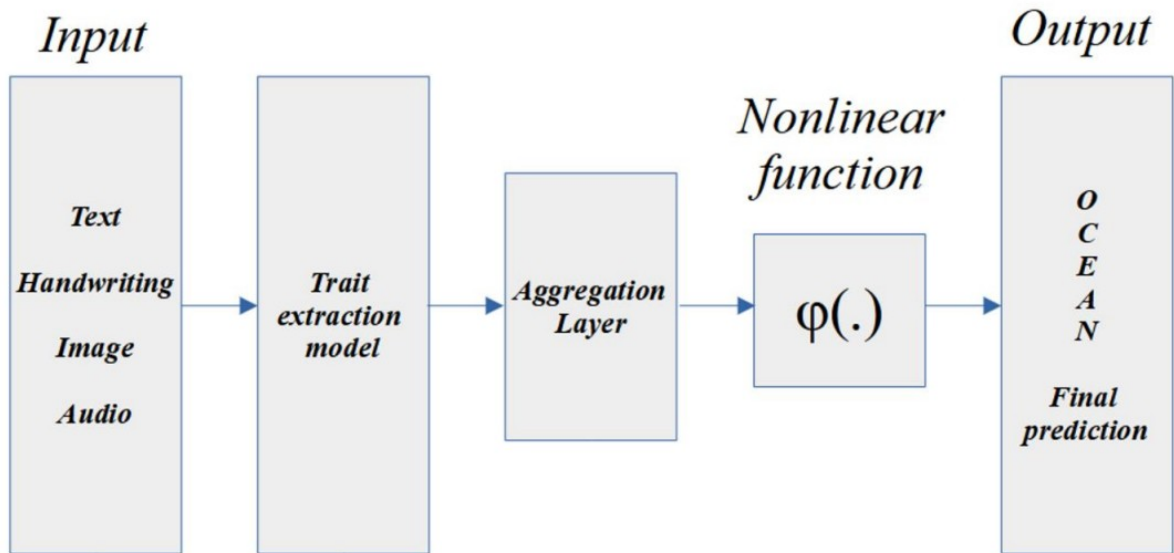
U daljem radu biće prikazan metod optimizacije zasnovan na robusnim metodama za optimizaciju izlaznih parametara multimodalnog sistema. Pomoću optimizacije robusnim metodama možemo smanjiti uticaj autlajera na našu detekciju, a da ih pri tome potpuno ne isključimo. Problem kod samog isključivanja autlajera je taj da neke ekstremne vrednosti mogu da daju tačna predviđanja dok nekada one naprave smetnju samoj optimizaciji.

## 4.2 Robusne metode za optimizaciju izlaznih parametara multimodalnog sistema

Kako statistička metoda analize podataka zavisi i od načina same analize, tj. metode analize, i od same prirode podataka koji se analiziraju. Takođe, naći optimalan algoritam za analiziranje podataka može biti mukotrpan proces. Vidimo da linearne metode optimizacije poput korišćenja funkcija kao što su Min, Max, Mean i Median stvaraju autlajere pri samoj analizi. Ovi autlajeri mogu veoma uticati na sam način interpretiranja podataka. Funkcije Min i Max stvaraju najveće autlajere, dok funkcije Mean i Median stvaraju manje autlajere te se samim tim mogu smatrati kao relevantniji načini optimizacije na velikom broju podataka. Moramo takođe uzeti u obzir da se prilikom detekcije ljudskih osobina nakon optimizacije linearnim funkcijama može desiti da funkcije Min i Max daju najbolje rezultate a da funkcije Mean i Median smanje uticaj nekih osobina ličnosti [39].

Kako linearne metode predstavljaju "krutu" optimizaciju podataka, a cilj nam je da nađemo najoptimalniji rezultat prilikom same optimizacije, nakon linearne optimizacije pokušaćemo da napravimo algoritam koji će biti manje osetljiv na autlajere. Kada na samu optimizaciju i detekciju ljudskih osobina utiču autlajeri, želimo da smanjimo uticaj autlajera primenom robusne metode prilikom optimizacije samih osobina. Robusnost u ovom slučaju predstavlja osobinu algoritama ili sistema u kome sam sistem postaje manje osetljiv na autlajere, tj. devijacije u samoj optimizaciji parametara kod multimodalnih sistema detekcije ljudskih osobina.

U svrhu optimizacije robusnim metodama u radu će biti prikazan način optimizacije korišćenjem Huberove funkcije. Huberova funkcije ima za cilj smanjivanje uticaja linearnih funkcija Min, Max, Median i Mean. Opis algoritma je prikazan na Slika X. Kako možemo videti sa slike X. robusne metode optimizacije su korišćenje nakon linearnih metoda optimizacije, tako da su ulaz za Hubrovu funkciju koriste izlazi linearnih optimizacije Min, Max, Mean i Median.



**Slika 7.** Vrsta optimizacije koja koristi nelinearnu funkciju

### 4.2.1 Primena Huberove funkcije prilikom optimizacije izlaznih parametara usled multimodalne detekcije ljudskih osobina

U ovom delu rada predstavimo Huberovu funkciju. Ova funkcija će se koristiti da bi se izbegli problemi koji se javljaju kod Min i Max modela agregacije, a to je izbacivanje velikog broja odstupanja (autlajera). Da bismo prevazišli ovu poteškoću, novi model se oslanja na Huberovu funkciju [39], koja se koristi u robusnoj regresiji. Naš cilj je da naš model postane manje osetljiv na odstupanja koja nastaju pri korišćenju Min i Max slojeva agregacije [39].

Umesto klasične kvadratne greške, koristimo Huberovu funkciju kako bismo postigli bolju aproksimaciju karakteristika. Huberova funkcije predstavlja optimalno rešenje jer je manje osetljiva na odstupanja od klasične kvadratne greške i omogućava dobijanje bolje aproksimacije naših podataka u odnosu na Min i Max model agregacije [40].

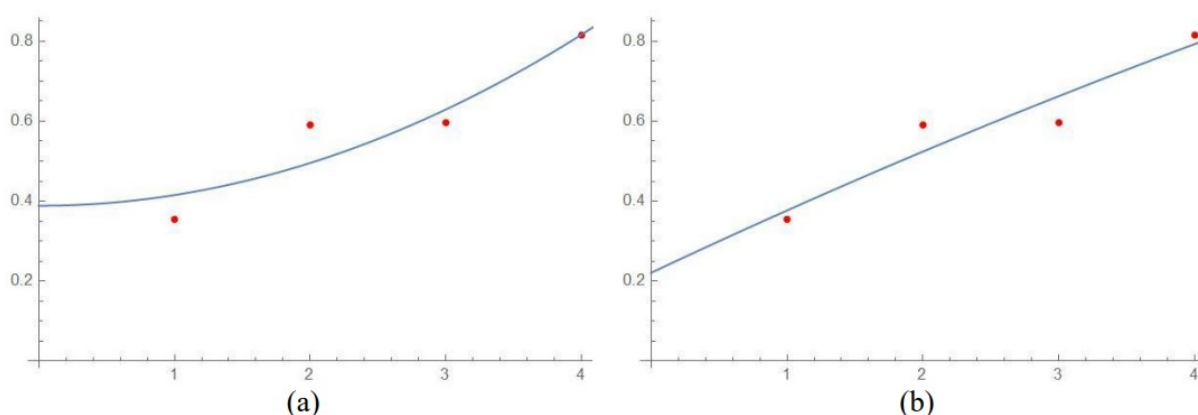
Huberova funkcija biće definisana na sledeći način:

$$L_{\delta}(a) = \begin{cases} \frac{1}{2}a^2 & \text{for } |a| \leq \delta, \\ \delta(|a| - \frac{1}{2}\delta), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

Ako koristimo male vrednosti za  $\alpha$ , funkcija će davati rezultate bliske ako ne u nekim slučajevima i iste kao kvadratna funkcija, dok će za velike vrednosti  $\alpha$  funkcija postajati linearna. Optimalna vrednost  $\delta$  za najbolje rezultate je 1,35. Vrednosti  $\delta$  veće od 3 daju rezultate slične srednjoj kvadratnoj grešci, dok vrednosti  $\delta$  manje od 1,3 daju rezultate slične srednjoj apsolutnoj grešci [39,40].

## 4.2.2 Rešavanje problema linearnosti prilikom optimizacije izlaznih parametara zasnovanoj na agregacionim funkcijama i problem malog broja ulaznih parametara

Agregacioni model će nam pružiti četiri različita parametra za svaku vrednost u okviru Big Five modela (O, C, E, A, N). To znači da ćemo za svaku osobinu dobiti vrednosti za minimalnu, maksimalnu, srednju i medianu agregaciju ( $O_{min}$ ,  $O_{max}$ ,  $O_{mean}$ ,  $O_{median}$ ...  $N_{min}$ ,  $N_{max}$ ,  $N_{mean}$ ,  $N_{median}$ ). Da bismo koristili Huberovu funkciju, sortiraćemo vrednosti od najmanje do najveće.



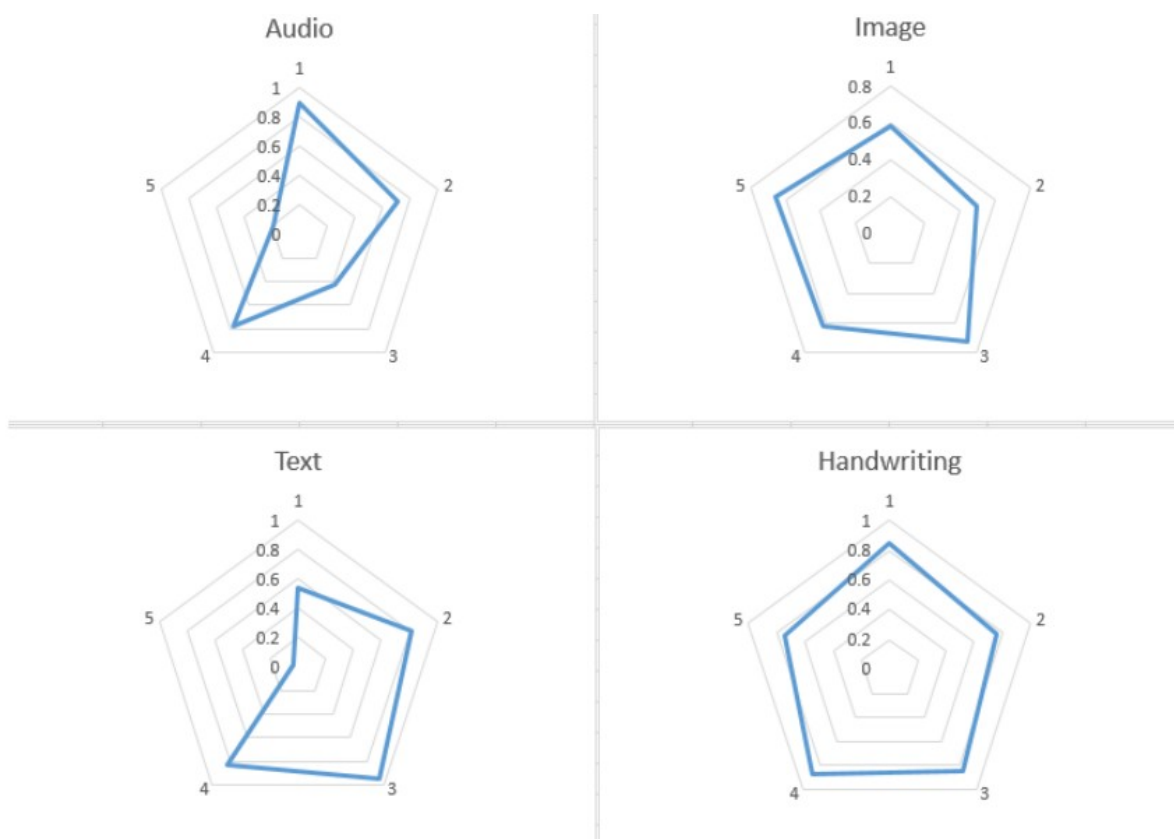
**Slika 8.** Razlika između Huberove (a) i kvadratne funkcije gubitka (b) prikazana na nasumičnom uzorku

Na slici 8 je prikazana razlika između Huberove funkcije gubitka i funkcije gubitka kvadrata, i koja je prilagođena za četiri nasumično izabrane vrednosti uzorka. Na slici 8 možemo videti su sortirane vrednosti od Min pa sve do Max agregacione, iz priloženog možemo primetiti da Huberova metoda uzima sve vrednosti u obzir ali smanjuje uticaj Min i Max agregacione metode koje predstavljaju autjlažere.

Iako Huberova funkcija daje bolje rezultate od linearnih funkcija Min i Max, možemo videti na slici 8 da ova funkcija može imati problema kada je primenjena na malom broju ulaznih podataka. U našem slučaju Huberova funkcija je primenjena na četiri ulaza Min, Max, Mean i Median.

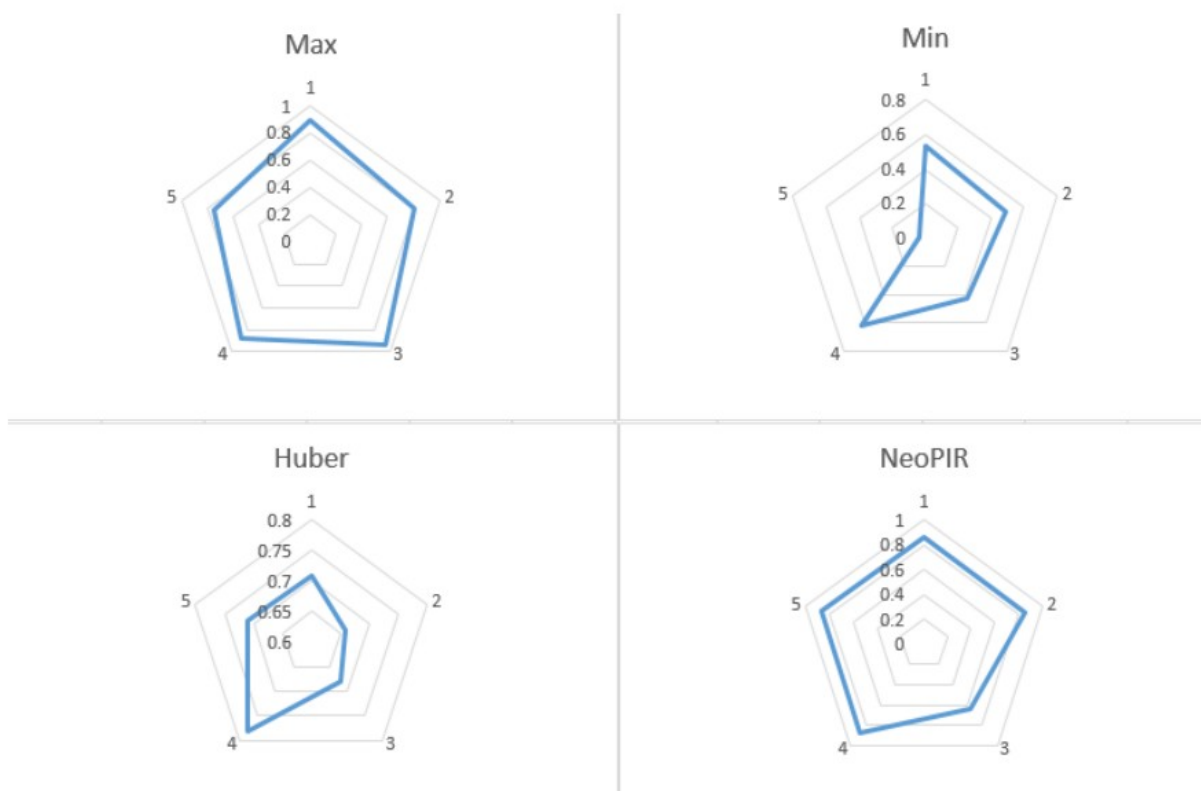
### 4.2.3 Prikaz korišćenja Huberove funkcije i poređenje izlaza linarnih funkcije i NEO-PI-R rezultata

Primitićemo da korišćenje Huberove funkcije za prilagođavanje na skupu vrednosti {0.354752, 0.590692, 0.596393, 0.81523} na slici 8 daje bolje prilagođavanje u poređenju sa funkcijom kvadratne greške, a naš model će biti manje osetljiv na ekstremne vrednosti. Sada ćemo izabrati nasumičnu osobu iz naše baze podataka. Ova osoba ima četiri različita modela koji se oslanjaju na tekst, sliku, zvuk i rukopis kako bi predstavili njene karakteristike. Rezultat modela je prikazan na slici 9 [39].



**Slika 9.** Izlaz audio, slikovnog, tekstualnog i modela zasnovanog na rukopisu (1 - O, 2 - C, 3 – E, 4 - A, 5 - N)

Kao što možemo primetiti, model koji se oslanja na Huberovu funkciju je manje osetljiv na izuzetke koji su rezultat minimalne i maksimalne agregacije. Ovo takođe čini Huberov model tačnijim u poređenju sa modelima koji se oslanjaju na maksimalnu i minimalnu agregaciju, kada ga uporedimo sa rezultatima testa NEO-PI-R. Primer rezultata funkcija Min i Max agregacije, Huberove funkcije i rezultati testa NEO-PI-R, dobijen za nasumičnu osobu iz naše baze podataka.



**Slika 10.** Rezultati funkcija Min i Max agregacije, Huberove funkcije i rezultati testa NEO-PI-R (1 - O, 2 - C, 3 - E, 4 - A, 5 - N)

Kao što možemo primetiti, model koji se oslanja na Huberovu funkciju je manje osetljiv na izuzetke koji su rezultat Min i Max funkcije agregacije.

## 4.3 Primena metaheuristike prilikom optimizacije izlaznih parametara

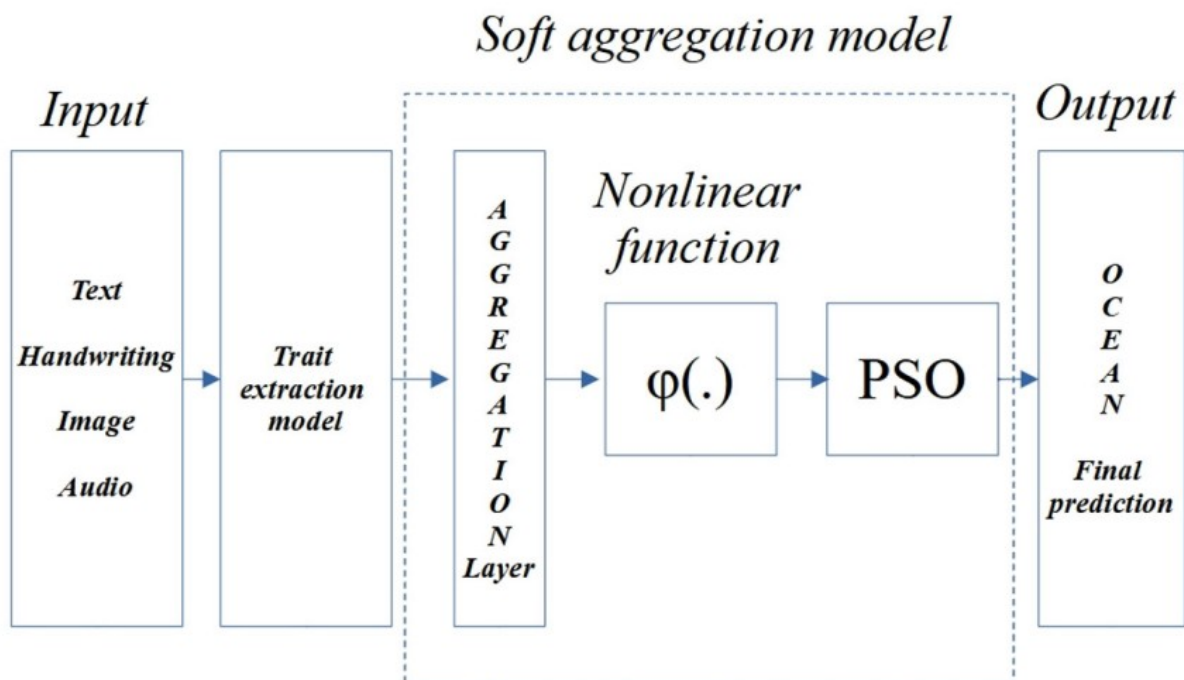
Iz prethodno prikazanog možemo videti da su metode optimizacije koje se baziraju na linearnim funkcijama i nelinearnim funkcijama jako korisne prilikom optimizacije izlaznih parametara kod detekcije ljudskih osobina. Probleme koje imamo kod primena linearnih funkcija kao što su Min, Max, Mean i Median, kao što su velika doza autlajera kod funkcija Min i Max možemo značajno izbeći i unaprediti nelinearnim načinima optimizacije. Huberova funkcije eliminiše značajnost autlajere kod optimizacije izlaznih parametara kod detekcije ljudskih osobina. Problem koji možemo videti kod Huberove funkcije ili nelinearne metode je taj da je Huberova funkcija koja je primenjena na mali broj parametara, u našem slučaju četiri parametra, iako daje bolje rezultate u nekim slučajevima i dalje može ići ka njenim graničnim vrednostima tj. Min i Max funkciji.

Da bismo prevazišli ove probleme prilikom optimizacije izlaznih parametara kod detekcije ljudskih osobina koristićemo algoritam zasnovan na metaheuristici. Metaheuristika predstavlja proceduru visokog nivoa, koja ima za cilj da nađe dovoljno dobro rešenje problema optimizacije. Ovde heuristiku možemo definisati kao delimično ili optimalni algoritam pretrage i nalaženja rešenja datog problema, tj. metaheuristika ne može garantovati globalno optimalno rešenje nekog problema. Algoritmi metaheuristike iako ne daju definitivno rešenje, zasnovani su na nalaženju optimalnog a da pri tome koriste veoma ograničene računarske resurse [41,42,43].

Kako smo videli iz prethodnih slučajeva da linearne i nelinearne metode mogu biti veoma korisne ali takođe mogu da daju veoma krute rezultate. Kako ljudske osobine mogu da variraju pa samim tim neke linearne metode poput metoda Min i Max mogu da predstavljaju autlajere, ali i da u nekim slučajevima daju stvarne vrednosti. Nelinearne metode zasnovane na Huberovoj funkciji mogu da daju rezultate koje su veoma bliske rezultatima Mean i Median pa kao takve isključuju granične vrednosti što u nekim slučajevima nije najbolji pristup rešavanju problema jer ljudske osobine mogu da variraju i ponekada da daju rezultate graničnih vrednosti. Zbog svih ovih problema metaheuristika predstavlja optimalno rešenje ovakvih problema, tj. moramo pribeći metodama detekcije koje koriste stohastičke principe optimizacije ili naći približno rešenje pošto se prethodnim metodama ne mogu naći tačna rešenja.



Na slici 11 možemo videti predloženo rešenje problema optimizacije izlaznih parametara kod detekcije ljudskih osobina zasnovanoj na metaheuristici. Model prikazan na slici 11 nazvan SAM akronim od engleskog *Soft aggregation model* predstavlja model zasnovan na metaheuristici. SAM model je zasnovan na korišćenju algoritma za Optimizaciju rojem čestica (eng. *Particle Swarm Optimization*) [44,45].



**Slika 11.** Model sa slojem agregacije, nelinearnom funkcijom i optimizacijom rojem čestica (SAM)

### 4.3.1 Primena Optimizacije Rojem Čestica prilikom multimodalne detekcije ljudskih osobina i optimizacije izlaznih parametara

Za završni sloj SAM modela korišćena je metoda zasnovana na algoritmu rojeva sa podelom rada. Za ovu optimizaciju odabran je algoritam Optimizacija rojem čestica (eng. *Particle Swarm Optimization - PSO*), koji su predložili Kennedy i Eberhart 1995 [41]. Ovaj algoritam koristi više čestica kako bi simulirao ponašanje neodređenih objekata, inspirisan ponašanjem jata ptica ili jata riba.

Algoritmi rojeva su popularni među istraživačima zbog svoje efikasnosti i jednostavnosti implementacije [42,43], a često se koriste za modifikaciju postojećih algoritama i modela zasnovanih na veštačkoj inteligenciji [44].

Vektor  $x_i$  će biti korišćen i kao vektor rešenja i kao pozicija čestice. Ukupno kretanje čestice će biti predstavljeno brzinom  $v_i$ . Pozicija čestice i brzina čestice mogu se ažurirati sa svakom iteracijom i pseudovremenom  $t$ .

$$v_i^{t+1} = v_i^t + \alpha \epsilon_1 [g^* - x_i^t] + \beta \epsilon_2 [x_i^* - x_i^t], \quad (6)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \Delta t. \quad (7)$$

$\epsilon_1$  i  $\epsilon_2$  se mogu definisati kao dva slučajna broja sa uniformnom distribucijom, koji se nalaze unutar opsega  $[0, 1]$ . Vreme  $\Delta t$  predstavljeno u jednačini je diskretno vreme i može se postaviti na  $\Delta t = 1$ .  $g^*$  predstavlja najbolje rešenje celokupne populacije u svakoj iteraciji  $t$ , dok  $x_i^*$  predstavlja najbolje pojedinačno rešenje za česticu  $i$ , koje će biti prikazano za celu istoriju pretrage, do trenutne iteracije  $t$  [46], koja će biti uzeta u obzir. Parametri  $\alpha$  i  $\beta$  predstavljaju parametre učenja u jednačini i mogu biti vrednosti između 0 i 2 [47]. Promenom ovih parametara učenja, moguće je poboljšati ili pogoršati stabilnost predloženog algoritma rojeva.

Pseudokod za algoritam za optimizaciju rojem čestica je definisan kao:

**Algoritam 1.** Algoritam Optimizacije rojem čestica [47]

```
for t od 1 do maksimalnog broja iteracija do  
  for i od 1 do S do  
    for d od 1 do D do  
      Koristi jednadžbu za ažuriranje brzine (6);  
      Koristi jednadžbu za ažuriranje pozicije (7);  
    end  
    Izračunaj prilagođenost ažurirane pozicije;  
    Ako je potrebno, ažuriraj istorijske informacije za pbest i gbest;  
  end  
  Zaustavi ako gbest ispunjava zahteve problema;  
end
```

Svaka čestica će učiti od drugih čestica putem socijalnog učenja, kao i iz sopstvenog iskustva putem kognitivnog učenja. Kroz socijalno učenje, svaka čestica pamti najbolje prosečno rešenje od strane svih čestica, što se naziva gbest. Pbest predstavlja najbolje rešenje za samu česticu. Primena algoritma za optimizaciju rojem čestica će se fokusirati na nelinearnu Huber funkciju kako bi se pronašla najbolja diskretna vrednost koja predstavlja celokupnu funkciju  $f$ , u ovom konkretnom slučaju, karakteristiku subjekata.

Parametri optimizacije rojem čestica su visoko zavisni od samog problema. Parametri koji se mogu odabrati su broj iteracija i veličina roja populacije. U ovom eksperimentu, vrednost veličine roja se kreće između 4 i 900, a vrednost nekoliko parametara iteracije se kreće između 10 i 900. Ako se koriste preveliki parametri za veličinu roja ili broj iteracija, to će dovesti do prevelikog prilagođavanja i lažnih predikcija algoritma za optimizaciju zasnovanom na optimizaciji rojem čestica. Optimalna veličina roja je 4, a optimalan broj iteracija je 10. Takođe, vrednost veličine roja i broja iteracija će uticati na brzinu predloženog sistema. Ako se poveća vrednost veličine roja ili broja iteracija, to će uticati na brzinu algoritma. Da bi se postigli najbolji rezultati algoritma, kako bi se smanjilo preveliko prilagođavanje i vreme izvršavanja algoritma, vrednost veličine roja se bira kao 4, a vrednost broja iteracija se bira kao 10.

U tabeli 1 su prikazani pokušaji i veličina roja kao i broj iteracija korišćeni u svakom pokušaju [44].

**Tabela 1.** Pokušaji vezani za veličinu roja čestica i broj iteracija algoritma za optimizaciju rojem čestica.

<b>Pokušaju</b>	<b>Veličina roja čestica</b>	<b>Broj iteracija</b>
1	4	10
2	5	20
3	4	25
4	25	50
5	40	80
6	100	100
7	200	200
8	300	300
9	400	400
10	500	500
11	600	600
12	700	700
13	800	800
14	900	900

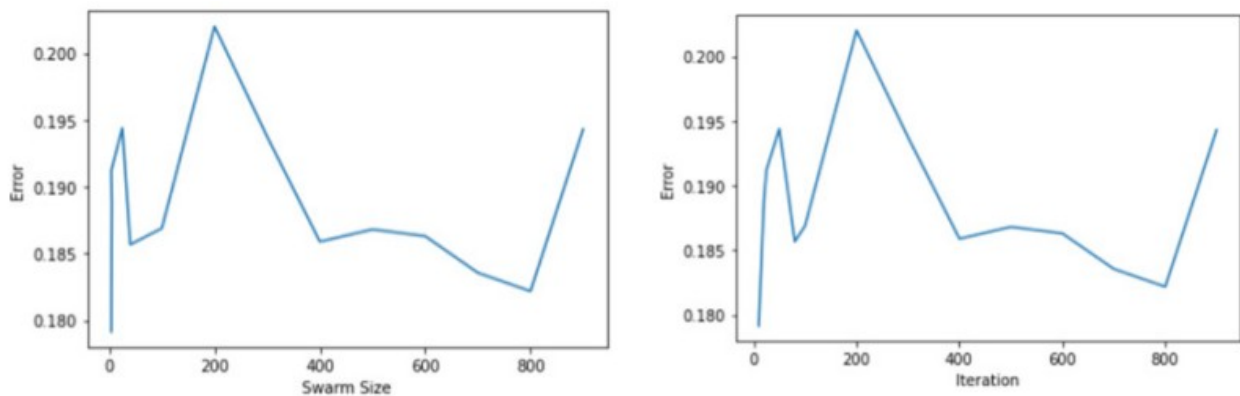
### 4.3.2 Problemi koji se mogu javiti prilikom korišćenja metaheuristike u multimodalnoj detekciji ljudskih osobina

Iako model za optimizaciju ljudskih karakteristika zasnovan na metaheuristici daje bolje rezultate od modela zasnovanih samo na linearnim ili kombinacijom linearnih i nelinearnih modela, on takođe takođe ima neke od problema.

Problemi sa kojima se susrećemo prilikom korišćenja modela zasnovanog na metaheuristici su veličina broja čestica, broj iteracije kao i algoritam koji želimo da koristimo kod metoda baziranih na metaheuristici. Literatura pokazuje da je algoritam za optimizaciju rojem čestica optimalan za rešenje ovakvih problema, ali kako se svakim danom pronalaze novi algoritmi bazirani na metaheuristici moguće je da će neki od novijih algoritama dati bolje rezultate.

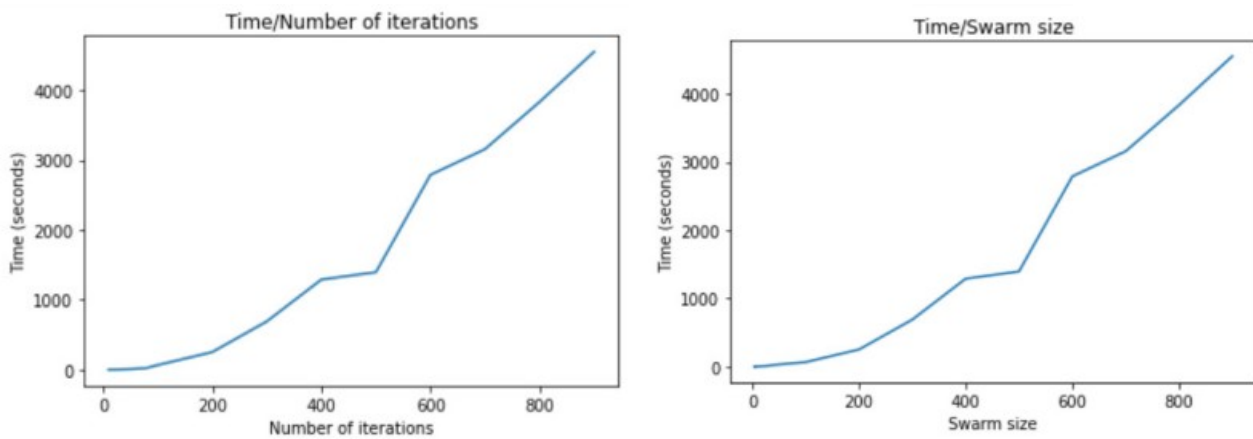
Takođe najveći problem kod algoritma Optimizacije rojem čestica može biti veličina datog roja i broj iteracija algoritma.

Na slici 12 možemo videti karakteristike tj. performanse algoritma za optimizaciju baziranom na optimizaciji rojem estica kao i zavisnost algoritma od veličine roja čestica i iteracija.



**Slika 12.** Karakteristike algoritma optimizacije rojem čestica kod različite veličine roja čestica i broja iteracija

Najbolji rezultati algoritma, kako bi se smanjilo preprilagođavanje i vreme izvršavanja algoritma, vrednost veličine roja se bira kao 4, a vrednost broja iteracija se bira kao 10. Takođe na slici 13 je prikazana i vremenska kompleksnost algoritma.



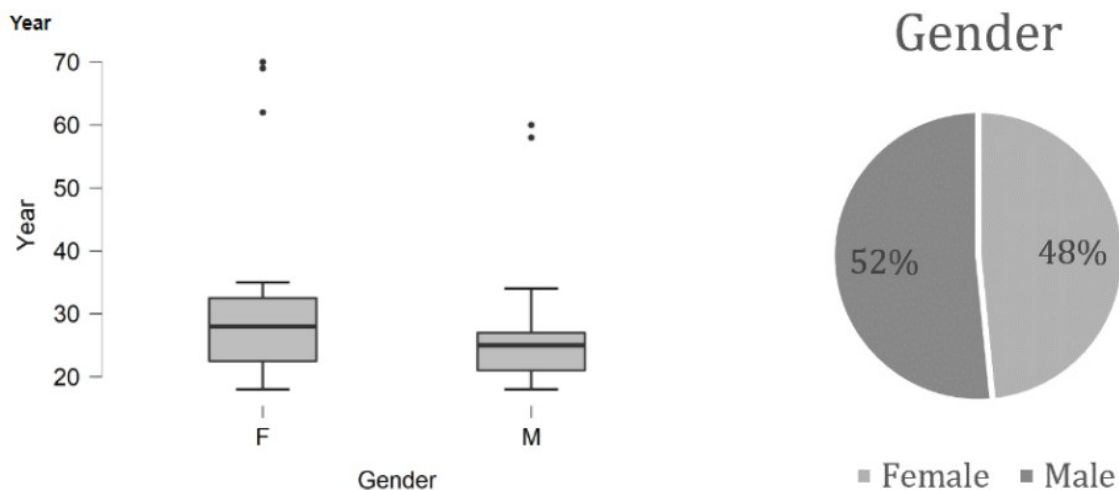
**Slika 13.** Vremenska kompleksnost algoritma

Na slici 13 možemo videti vremensku kompleksnost algoritma Optimizacije rojem čestica. Vidimo da se sa porastom veličine roja čestica i sa povećanjem iteracija povećava i vreme izvršavanja algoritma.

Slike 12 i 13 prikazuju da se sa porastom broja čestica i porastom broja iteracije ne povećava i tačnost algoritma, tj. algoritam ne daje nužno bolje rezultate. Možemo da zaključimo takođe i da se isplativost algoritma takođe smanjuje kada se povećava broj čestica kod algoritma ili kada se povećava broj iteracije, i da povećan broj čestica i iteracije nije osnovana.

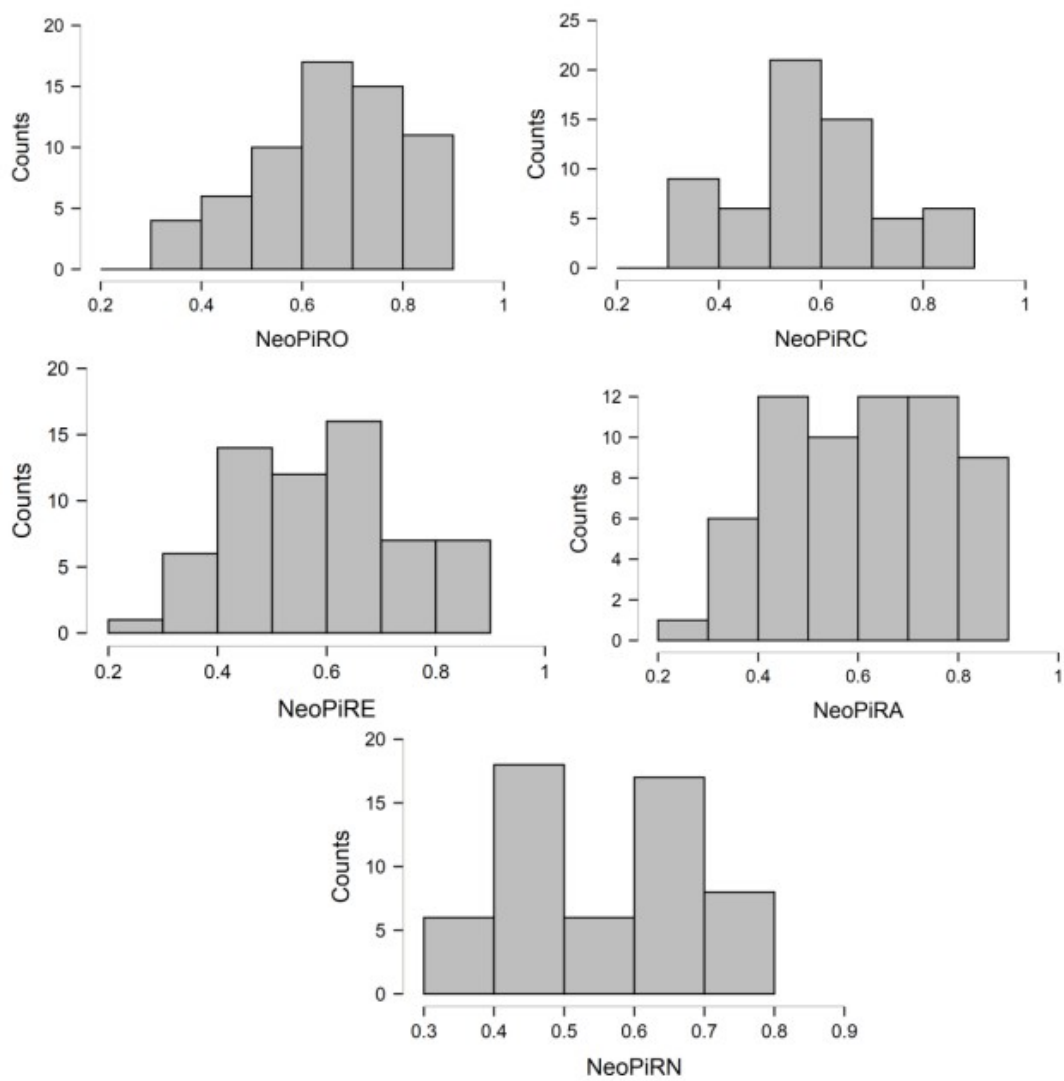
## 5 Rezultati eksperimenata i komparativna analiza

Naš eksperiment se temelji na bazi podataka koja obuhvata 64 ispitanika u dobi od 18 do 70 godina, od kojih je 31 ženskog i 33 muškog pola. Među učesnicima postoje različiti nivoi obrazovanja i različiti radni naslovi. Uporedićemo rezultate NEO-PI-R testa za svakog ispitanika sa rezultatima našeg predloženog modela. Distribucija među ispitanicima prikazana je na slici 14 [37,39,44,45].



**Slika 14.** Distribucija muških i ženskih ispitanika

Ispitanici su prošli kroz NEO-PI-R test, a raspodela rezultata njihovih testiranja prikazana je na slici 15. Rezultati su takođe podeljeni na OCEAN model koji se sastoji od pet osobina: Otvorenost (NeoPiRO), Savesnost (NeoPiRC), Ekstraverzija (NeoPiRE), Saradljivost (NeoPiRA) i Neuroticizam (NeoPiRN).



**Slika 15.** Distribucija rezultata NEO-PI-R testa



## 5.1 Baze podataka, preprocesuiranje i rezultati

Baza podataka koja je korišćena za rad sastoji se od kolona koje opisuju pol (Gender) gde F predstavlja ženski pol a M predstavlja muški pol, starost (Year) predstavljena u godinama, izlaz iz neuronske mreže koja izdvaja karakteristike iz audio signala (AudioO, AudioC, AudioE, AudioA, AudioN), izlaz iz neuronske mreže koja izdvaja karakteristike iz slike (ImageO, ImageC, ImageE, ImageA, ImageN), izlaz iz neuronske mreže koja izdvaja karakteristike iz teksta (TextO, TextC, TextE, TextA, TextN) i izlaz iz neuronske mreže koja izdvaja karakteristike iz rukopisa (HandO, HandC, HandE, HandA, HandN). Notacija AudioO, ImageO ... itd. kao i kod drugih O predstavlja otvorenost, C predstavlja savesnost, A predstavlja saradljivost, E predstavlja ekstravertnost i N predstavlja neuroticizam (eng. Openness, Conscientiousness, Agreeableness, Extraversion and Neuroticism). U tabeli 2 biće prikazana baza podataka sa vrednostima od 0 do 1, gde 0 predstavlja najmanju moguću vrednost koju ispitanik može dobiti a 1 predstavlja najveću moguću vrednost koju ispitanik može dobiti [37,39,44,45].

**Tabela 2.** Baza podataka ispitanika koja prikazuje pol, starost i izlaz iz neuronskih mreža koje vrše detekciju karakteristika pojedinaca zasnovanu na audio signalu, tekstu, slici i rukopisu

Gender	Year	AudioO	AudioC	AudioE	AudioA	AudioN	ImageO	ImageC	ImageE	ImageA
M	26	0.354752	0.846568	0.071176	0.36095	0.013413	0.81523	0.726549	0.353266	0.452479
F	26	0.161381	0.833171	0.911889	0.568929	0.305047	0.58952	0.695601	0.825053	0.835908
F	32	0.864463	0.487994	0.512092	0.794789	0.659265	0.55207	0.483825	0.600103	0.583219
F	30	0.035752	0.4246	0.599449	0.65756	0.697009	0.498351	0.456427	0.73948	0.728003
M	25	0.845371	0.909769	0.458235	0.250564	0.27924	0.587181	0.705769	0.649478	0.823416
M	18	0.304042	0.882168	0.472152	0.372837	0.712782	1.01048	0.778381	0.589159	0.650512
M	22	0.378087	0.144492	0.905322	0.04011	0.768709	0.550188	0.693958	0.676603	0.778025
F	69	0.90321	0.712938	0.419783	0.776073	0.187963	0.584956	0.491243	0.721178	0.623766
F	70	0.666332	0.697762	0.185797	0.877208	0.727623	0.706689	0.887178	0.800593	0.733474
F	62	0.274975	0.469675	0.196133	0.800392	0.683402	0.714598	0.528778	0.811907	0.498494
M	60	0.296479	0.08594	0.23212	0.206363	0.996575	1.06759	0.770645	0.386478	0.577209
M	58	0.513048	0.369908	0.642745	0.517192	0.821802	0.668169	0.499507	0.815911	0.741108
M	27	0.548089	0.157755	0.274277	0.885502	0.75423	0.542515	0.537799	0.623787	0.626403
M	32	0.596972	0.264989	0.122777	0.927351	0.51156	0.725217	1.10722	0.410624	0.35147
M	34	0.320975	0.389555	0.590529	0.504705	0.348402	0.587257	0.33546	0.662142	0.647615
M	26	0.097948	0.845516	0.170158	0.667638	0.470699	0.720298	0.614161	0.571035	0.658966
M	21	0.500629	0.356238	0.285708	0.613145	0.065467	0.747786	0.371941	0.83004	0.741065
F	34	0.975384	0.624936	0.213755	0.024173	0.766786	0.394408	0.677317	0.768636	0.776606
F	21	0.530832	0.214529	0.053248	0.419478	0.774271	0.535702	0.677537	0.65416	0.485384

F	30	0.04034	0.961806	0.243551	0.933215	0.644904	0.543372	0.602936	0.501894	0.634093
M	24	0.972019	0.679711	0.365629	0.572446	0.889486	0.827413	0.726541	0.660266	0.471313
F	28	0.144771	0.662972	0.388183	0.346795	0.840445	0.837491	0.722171	0.561035	0.432705
F	18	0.749635	0.03303	0.676518	0.93044	0.844746	0.494278	0.86096	0.453743	0.731559
F	28	0.160306	0.618425	0.28213	0.735698	0.042942	0.594415	0.330473	0.810572	0.805227
M	30	0.269934	0.51488	0.7961	0.478165	0.413475	0.395042	0.315986	0.861302	0.860587
M	31	0.26737	0.814823	0.02698	0.723063	0.139819	0.588642	0.660752	0.53681	0.532111
F	30	0.900956	0.712081	0.2001	0.298143	0.311186	0.821511	0.795713	0.62255	0.68426
F	31	0.814357	0.177447	0.948086	0.867548	0.823134	0.740736	0.303169	0.873045	0.628499
F	35	0.085221	0.824122	0.239956	0.765183	0.454627	0.743262	0.60774	0.939212	0.468823
F	34	0.47294	0.214481	0.727039	0.899391	0.425759	0.671476	0.466934	0.744922	0.595748
F	34	0.233014	0.215007	0.57173	0.19529	0.057158	0.928003	0.366163	0.423928	0.835007
F	18	0.251322	0.56021	0.887064	0.03099	0.703079	0.839267	0.683186	0.261628	0.280687
F	24	0.763066	0.343294	0.391936	0.842511	0.912598	0.539347	0.691501	0.516895	0.569428
F	20	0.170368	0.124772	0.21649	0.392964	0.189178	0.360954	0.572891	0.697908	0.341637
F	20	0.667735	0.469924	0.927579	0.857292	0.339383	0.834899	0.536608	0.62644	0.388691
M	25	0.718003	0.006775	0.560673	0.788745	0.427164	0.216875	0.649644	0.754762	1.03365
M	18	0.451096	0.08013	0.75569	0.716665	0.488966	0.632988	0.601989	0.856473	0.720128
M	23	0.951765	0.550162	0.893356	0.711627	0.482896	0.344539	0.747469	0.724303	0.648311
M	26	0.707501	0.498448	0.983001	0.36945	0.521364	0.440256	0.501971	0.477007	0.636585
M	25	0.311331	0.107237	0.33315	0.193257	0.047759	0.8563	0.593959	0.444794	0.462668
M	18	0.054187	0.121063	0.68446	0.100106	0.422331	0.678766	0.618259	0.788129	0.215286
F	28	0.655905	0.744928	0.825216	0.36003	0.609675	0.793784	0.768939	0.611425	0.64167
M	24	0.008732	0.557105	0.53834	0.172433	0.991134	0.635793	0.453092	0.883727	0.828586
F	33	0.765675	0.14066	0.554613	0.651843	0.91602	0.414736	0.119715	0.834814	0.874971
M	31	0.395653	0.98207	0.038394	0.579157	0.468258	0.510137	0.590864	0.749631	0.748901
F	28	0.975072	0.029819	0.214936	0.15387	0.362491	0.895837	0.599875	0.438338	0.550608
F	23	0.682505	0.428369	0.193237	0.6848	0.603132	0.664613	0.519276	0.741478	0.31973
F	32	0.511023	0.140563	0.910625	0.94472	0.149765	0.861341	0.507528	0.382641	0.452471
M	25	0.448523	0.593365	0.039895	0.969591	0.605671	0.714555	0.522409	0.720528	0.330483
M	21	0.610382	0.764915	0.414294	0.989862	0.35664	0.585313	0.966883	0.51129	0.580005
F	20	0.988521	0.344569	0.975659	0.402165	0.513471	0.511567	0.714288	0.581608	0.408002
F	22	0.580665	0.464677	0.540584	0.873224	0.790569	0.541911	0.25874	0.700251	0.474594
M	20	0.102383	0.485596	0.060437	0.349786	0.540971	0.412537	0.530748	0.760985	0.61563
M	19	0.70533	0.623851	0.778011	0.965756	0.67739	0.721307	0.54446	0.494906	0.62127
M	18	0.88612	0.74896	0.35078	0.430435	0.098031	0.426437	0.656139	0.150737	0.570726
F	23	0.10136	0.308636	0.724466	0.705087	0.186517	0.835124	0.392863	0.510012	0.666984
M	20	0.611158	0.053814	0.952955	0.759401	0.972238	0.454271	0.527494	0.626613	0.490109
F	27	0.727468	0.421326	0.847195	0.711846	0.511814	0.715307	0.727799	0.542843	0.53346
M	28	0.780101	0.737881	0.503039	0.198808	0.856865	0.452893	0.450584	0.474862	0.48339

M	25	0.421491	0.8242	0.199651	0.034313	0.264393	0.447037	0.617827	0.638352	0.733714
M	21	0.035413	0.872844	0.61589	0.569703	0.738036	0.601614	0.6062	0.558923	0.69861
M	27	0.343952	0.676559	0.816719	0.875914	0.403079	0.808061	0.41328	0.504859	0.505181
F	22	0.963097	0.519491	0.355755	0.049815	0.624495	0.506858	0.45	0.479	0.606618
M	21	0.392	0.4988	0.389	0.862	0.3694	0.71244	0.745566	0.573053	0.659783

ImageN	TextO	TextC	TextE	TextA	TextN	HandO	HandC	HandE	HandA	HandN
0.708273	0.377556	0.286274	0.650695	0.678526	0.947105	0.81523	0.65	0.650972	0.711249	0.678012
0.588621	0.469398	0.888859	0.80184	0.054971	0.878662	0.772267	0.575949	0.649741	0.731836	0.684737
0.678222	0.296545	0.222366	0.759446	0.63862	0.023138	0.605777	0.657184	0.729677	0.787714	0.665499
0.768096	0.10788	0.102179	0.693699	0.965548	0.258764	0.578411	0.567484	0.67903	0.787166	0.7605
0.818072	0.240879	0.632226	0.394928	0.958237	0.54473	0.457983	0.550016	0.517504	0.561034	0.483921
0.480952	0.520627	0.465591	0.831972	0.384346	0.629919	0.532166	0.444173	0.582388	0.625713	0.515371
0.675891	0.262989	0.477491	0.089688	0.341977	0.591677	0.701942	0.578454	0.530659	0.534549	0.748975
0.654863	0.538283	0.811178	0.944968	0.832849	0.037655	0.851463	0.758167	0.850335	0.878187	0.747897
0.660746	0.397581	0.095525	0.670074	0.899904	0.489505	0.681144	0.605641	0.51	0.550775	0.701194
0.741878	0.613132	0.257502	0.413506	0.059118	0.61638	0.649079	0.416834	0.709139	0.581664	0.635115
0.309237	0.508738	0.802703	0.484255	0.993859	0.99477	0.491064	0.693399	0.620995	0.773914	0.833146
0.617898	0.824286	0.249191	0.33917	0.796109	0.309805	0.818202	0.654334	0.662385	0.713832	0.511904
0.488111	0.524961	0.207671	0.608061	0.51959	0.313198	0.904218	0.759095	0.683582	0.698204	0.65682
0.682158	0.438446	0.230104	0.715694	0.316989	0.130583	0.624863	0.555659	0.585598	0.678416	0.597965
0.648428	0.510125	0.281195	0.898862	0.608491	0.151237	0.5251	0.584644	0.605282	0.630377	0.749073
0.498888	0.97711	0.499533	0.947536	0.364788	0.421901	0.786723	0.772455	0.816837	0.581429	0.779748
0.492811	0.706041	0.206559	0.768656	0.034814	0.694885	0.642627	0.382224	0.533845	0.58827	0.386411
0.690135	0.531999	0.60232	0.796279	0.954356	0.258588	0.532334	0.572485	0.635908	0.720495	0.605083
0.965836	0.325233	0.201387	0.78948	0.351321	0.336884	0.570229	0.576074	0.614782	0.847545	0.533337
0.443917	0.862045	0.449453	0.643178	0.37733	0.099675	0.716767	0.786195	0.602267	0.419837	0.674739
0.375353	0.759365	0.818102	0.668762	0.082121	0.605774	0.574802	0.55363	0.648666	0.634376	0.639814
0.611073	0.75449	0.970019	0.706312	0.132948	0.06587	0.667092	0.633813	0.53316	0.54123	0.592825
0.786664	0.47171	0.608451	0.843908	0.580797	0.430515	0.527685	0.642502	0.830536	0.792433	0.63994
0.385495	0.36683	0.762331	0.522121	0.826429	0.270739	0.83151	0.792215	0.786815	0.753239	0.642249
0.654026	0.112829	0.383678	0.192229	0.661615	0.041424	0.915126	0.934582	0.678677	0.486905	0.835638
0.495266	0.936591	0.806459	0.604106	0.727481	0.929255	0.748178	0.398429	0.487102	0.548362	0.405833
0.567788	0.705228	0.710275	0.260862	0.081055	0.719952	0.640792	0.634912	0.429368	0.417422	0.456563
0.315059	0.82966	0.095917	0.789305	0.397575	0.168548	0.609605	0.580012	0.572639	0.568995	0.648546
0.479358	0.554699	0.446195	0.699861	0.025021	0.416013	0.587667	0.51373	0.68947	0.76143	0.838598
0.686206	0.944542	0.422821	0.160535	0.572983	0.510027	0.544645	0.518735	0.638432	0.772206	0.380148
0.662225	0.003468	0.753924	0.970816	0.580825	0.581139	0.822168	0.780593	0.86913	0.816168	0.464749
0.678572	0.467512	0.50832	0.20806	0.004378	0.324766	0.743904	0.604815	0.564915	0.565584	0.451901

0.738934	0.46934	0.885997	0.320126	0.631315	0.006283	0.82614	0.58427	0.466734	0.665664	0.540288
0.764986	0.353385	0.841665	0.865505	0.335238	0.985145	0.841206	0.680576	0.698567	0.631713	0.459558
0.351493	0.638873	0.636356	0.48735	0.416309	0.853078	0.384675	0.390329	0.914146	0.594472	0.77948
0.81279	0.384112	0.119156	0.809303	0.427464	0.101979	0.520831	0.514513	0.518645	0.569845	0.564995
0.597506	0.101941	0.173317	0.104682	0.723138	0.441035	0.332784	0.38526	0.506864	0.85115	0.519754
0.903764	0.290582	0.867731	0.463203	0.366847	0.244282	0.360083	0.354331	0.339759	0.406619	0.681251
0.529932	0.053636	0.202982	0.811448	0.005052	0.513167	0.576568	0.556521	0.572383	0.711227	0.751443
0.371246	0.054356	0.614968	0.008482	0.614523	0.628296	0.649228	0.648778	0.77313	0.388115	0.788125
0.49513	0.517847	0.491246	0.870703	0.878254	0.263461	0.680171	0.554996	0.482919	0.366329	0.553375
0.399356	0.126005	0.231644	0.449102	0.629391	0.511088	0.750275	0.585063	0.588485	0.785158	0.563678
0.471125	0.402849	0.221538	0.137001	0.682092	0.954085	0.508858	0.496556	0.733316	0.721766	0.628376
0.68779	0.266406	0.626791	0.14356	0.328247	0.943135	0.604306	0.744002	0.699556	0.810295	0.823666
0.542716	0.130219	0.776342	0.59436	0.985872	0.790191	0.681598	0.336748	0.48978	0.625924	0.522993
0.800354	0.507375	0.049107	0.240548	0.599124	0.583777	0.7	0.376246	0.439749	0.432867	0.415431
0.683518	0.313541	0.511579	0.315338	0.539273	0.203324	0.672033	0.62	0.606091	0.515291	0.637521
0.326069	0.119372	0.274705	0.872771	0.266131	0.638616	0.699557	0.796009	0.642565	0.849476	0.598333
0.485458	0.772235	0.493043	0.992642	0.774463	0.861678	0.660098	0.591384	0.666447	0.706729	0.473324
0.34989	0.305899	0.502112	0.044194	0.736555	0.017713	0.73542	0.500777	0.772483	0.7823	0.507136
0.66563	0.318002	0.620145	0.688292	0.739733	0.351051	0.637931	0.617713	0.727036	0.763484	0.45
0.586174	0.744074	0.641914	0.262376	0.654438	0.729435	0.522415	0.784117	0.490234	0.608516	0.876066
0.531222	0.892175	0.336668	0.425708	0.078411	0.707377	0.525758	0.516763	0.715101	0.363985	0.682819
0.64904	0.290878	0.473745	0.62577	0.293053	0.573925	0.606847	0.358724	0.379493	0.44532	0.328654
0.608452	0.497248	0.894378	0.912105	0.341426	0.231647	0.788911	0.718265	0.750846	0.399544	0.485774
0.484879	0.609699	0.361264	0.528802	0.365923	0.57693	0.654402	0.595274	0.567917	0.593043	0.577375
0.631904	0.871209	0.149535	0.855265	0.869435	0.969784	0.700231	0.806018	0.375232	0.406958	0.530722
0.559767	0.236652	0.139812	0.001288	0.175687	0.1024	0.59972	0.475357	0.463394	0.450545	0.519168
0.375444	0.561588	0.462781	0.961316	0.658527	0.933814	0.375779	0.556223	0.770652	0.612533	0.552596
0.583223	0.11937	0.832294	0.593913	0.941015	0.717418	0.619548	0.574217	0.494082	0.691188	0.699757
0.614943	0.444164	0.327099	0.77896	0.165004	0.012733	0.542215	0.44539	0.460777	0.500108	0.387965
0.625583	0.081854	0.271165	0.142588	0.571634	0.342461	0.560224	0.45	0.499269	0.614249	0.475799
0.642378	0.12348	0.288437	0.769715	0.737895	0.529915	0.71354	0.816548	0.632972	0.616078	0.673284
0.680792	0.897	0.335	0.446	0.735	0.3698	0.704703	0.662795	0.5477	0.537812	0.632595

Tabela X predstavlja NEO-PI-R rezultate ispitanika. Notacija NeoPiRO, NeoPiRC ... itd. gde O predstavlja otvorenost, C predstavlja savesnost, A predstavlja saradljivost, E predstavlja ekstravertnost i N predstavlja neuroticizam. U tabeli 3 biće prikazana baza podataka s vrednostima od 0 do 1, gde 0 predstavlja najmanju moguću vrednost koju ispitanik može dobiti a 1 predstavlja najveću moguću vrednost koju ispitanik može dobiti na NEO-PI-R testu.

**Tabela 3.** Baza podataka rezultata NEO-PI-R testa ispitanika

NeoPiR O	NeoPiR C	NeoPiRE	NeoPiR A	NeoPiR N
0.7	0.65	0.65	0.72	0.71
0.8	0.53	0.6	0.85	0.7
0.71	0.52	0.66	0.78	0.79
0.58	0.51	0.64	0.78	0.79
0.33	0.59	0.49	0.62	0.48
0.87	0.43	0.46	0.62	0.63
0.73	0.51	0.83	0.49	0.71
0.86	0.85	0.64	0.88	0.87
0.71	0.62	0.51	0.51	0.71
0.8	0.32	0.67	0.88	0.48
0.45	0.63	0.85	0.49	0.81
0.84	0.8	0.62	0.86	0.51
0.57	0.96	0.68	0.79	0.38
0.63	0.51	0.58	0.61	0.71
0.51	0.53	0.76	0.57	0.69
0.79	0.62	0.85	0.7	0.56
0.94	0.4	0.38	0.63	0.53
0.45	0.6	0.57	0.73	0.62
0.57	0.58	0.51	0.93	0.7
0.86	0.35	0.81	0.45	0.36
0.58	0.52	0.64	0.68	0.61
0.67	0.66	0.59	0.41	0.6
0.51	0.53	0.76	0.88	0.48
0.86	0.8	0.76	0.93	0.64
0.71	0.96	0.85	0.45	0.49
0.8	0.51	0.38	0.68	0.46
0.66	0.63	0.69	0.35	0.44
0.64	0.53	0.69	0.5	0.63

0.64	0.52	0.49	0.76	0.88
0.56	0.54	0.32	0.83	0.7
0.85	0.8	0.71	0.89	0.45
0.62	0.77	0.47	0.87	0.42
0.76	0.84	0.42	0.64	0.69
0.89	0.82	0.67	0.7	0.45
0.45	0.35	0.96	0.35	0.61
0.57	0.52	0.51	0.52	0.57
0.32	0.37	0.5	0.51	0.87
0.42	0.31	0.45	0.33	0.78
0.33	0.58	0.51	0.58	0.82
0.87	0.35	0.85	0.76	0.35
0.73	0.52	0.62	0.35	0.45
0.8	0.62	0.58	0.79	0.48
0.64	0.5	0.48	0.8	0.71
0.65	0.43	0.75	0.67	0.83
0.75	0.34	0.3	0.55	0.89
0.7	0.7	0.37	0.48	0.43
0.68	0.62	0.62	0.49	0.65
0.56	0.82	0.52	0.67	0.87
0.87	0.62	0.48	0.79	0.45
0.8	0.52	0.5	0.8	0.7
0.66	0.62	0.45	0.77	0.45
0.43	0.66	0.83	0.4	0.88
0.8	0.48	0.72	0.44	0.33
0.66	0.38	0.31	0.38	0.47
0.79	0.7	0.79	0.49	0.34
0.63	0.67	0.49	0.58	0.6
0.42	0.82	0.55	0.3	0.43
0.85	0.45	0.52	0.45	0.5
0.37	0.55	0.63	0.81	0.38
0.56	0.62	0.44	0.62	0.7
0.85	0.52	0.31	0.52	0.45
0.62	0.45	0.45	0.53	0.64
0.62	0.83	0.67	0.53	0.69
0.69	0.72	0.63	0.49	0.65

Tabela X predstavlja rezultate Max i Min agregacionih ispitanika. Notacija MaxO, MinO ... itd. gde O predstavlja otvorenost, C predstavlja savesnost, A predstavlja saradljivost, E predstavlja ekstravertnost i N predstavlja neuroticizam. U tabeli 4 biće prikazana baza podataka sa vrednostima od 0 do 1, gde 0 predstavlja najmanju moguću vrednost koju ispitanik može dobiti a 1 predstavlja najveću moguću vrednost koju ispitanik može dobiti iz agregacionih Max i Min funkcija.

**Tabela 4.** Baza podataka rezultata Max i Min agregacionih funkcija

MaxO	MaxC	MaxE	MaxA	MaxN	MinO	MinC	MinE	MinA	MinN
0.81523	0.846568	0.650972	0.711249	0.947105	0.354752	0.286274	0.071176	0.36095	0.013413
0.772267	0.888859	0.911889	0.835908	0.878662	0.161381	0.575949	0.649741	0.054971	0.305047
0.864463	0.657184	0.759446	0.794789	0.678222	0.296545	0.222366	0.512092	0.583219	0.023138
0.578411	0.567484	0.73948	0.965548	0.768096	0.035752	0.102179	0.599449	0.65756	0.258764
0.845371	0.909769	0.649478	0.958237	0.818072	0.240879	0.550016	0.394928	0.250564	0.27924
1.01048	0.882168	0.831972	0.650512	0.712782	0.304042	0.444173	0.472152	0.372837	0.480952
0.701942	0.693958	0.905322	0.778025	0.768709	0.262989	0.144492	0.089688	0.04011	0.591677
0.90321	0.811178	0.944968	0.878187	0.747897	0.538283	0.491243	0.419783	0.623766	0.037655
0.706689	0.887178	0.800593	0.899904	0.727623	0.397581	0.095525	0.185797	0.550775	0.489505
0.714598	0.528778	0.811907	0.800392	0.741878	0.274975	0.257502	0.196133	0.059118	0.61638
1.06759	0.802703	0.620995	0.993859	0.996575	0.296479	0.08594	0.23212	0.206363	0.309237
0.824286	0.654334	0.815911	0.796109	0.821802	0.513048	0.249191	0.33917	0.517192	0.309805
0.904218	0.759095	0.683582	0.885502	0.75423	0.524961	0.157755	0.274277	0.51959	0.313198
0.725217	1.10722	0.715694	0.927351	0.682158	0.438446	0.230104	0.122777	0.316989	0.130583
0.587257	0.584644	0.898862	0.647615	0.749073	0.320975	0.281195	0.590529	0.504705	0.151237
0.97711	0.845516	0.947536	0.667638	0.779748	0.097948	0.499533	0.170158	0.364788	0.421901
0.747786	0.382224	0.83004	0.741065	0.694885	0.500629	0.206559	0.285708	0.034814	0.065467
0.975384	0.677317	0.796279	0.954356	0.766786	0.394408	0.572485	0.213755	0.024173	0.258588
0.570229	0.677537	0.78948	0.847545	0.965836	0.325233	0.201387	0.053248	0.351321	0.336884
0.862045	0.961806	0.643178	0.933215	0.674739	0.04034	0.449453	0.243551	0.37733	0.099675
0.972019	0.818102	0.668762	0.634376	0.889486	0.574802	0.55363	0.365629	0.082121	0.375353
0.837491	0.970019	0.706312	0.54123	0.840445	0.144771	0.633813	0.388183	0.132948	0.06587
0.749635	0.86096	0.843908	0.93044	0.844746	0.47171	0.03303	0.453743	0.580797	0.430515
0.83151	0.792215	0.810572	0.826429	0.642249	0.160306	0.330473	0.28213	0.735698	0.042942
0.915126	0.934582	0.861302	0.860587	0.835638	0.112829	0.315986	0.192229	0.478165	0.041424
0.936591	0.814823	0.604106	0.727481	0.929255	0.26737	0.398429	0.02698	0.532111	0.139819
0.900956	0.795713	0.62255	0.68426	0.719952	0.640792	0.634912	0.2001	0.081055	0.311186
0.82966	0.580012	0.948086	0.867548	0.823134	0.609605	0.095917	0.572639	0.397575	0.168548

0.743262	0.824122	0.939212	0.765183	0.838598	0.085221	0.446195	0.239956	0.025021	0.416013
0.944542	0.518735	0.744922	0.899391	0.686206	0.47294	0.214481	0.160535	0.572983	0.380148
0.928003	0.780593	0.970816	0.835007	0.662225	0.003468	0.215007	0.423928	0.19529	0.057158
0.839267	0.683186	0.887064	0.565584	0.703079	0.251322	0.50832	0.20806	0.004378	0.324766
0.82614	0.885997	0.516895	0.842511	0.912598	0.46934	0.343294	0.320126	0.569428	0.006283
0.841206	0.841665	0.865505	0.631713	0.985145	0.170368	0.124772	0.21649	0.335238	0.189178
0.834899	0.636356	0.927579	0.857292	0.853078	0.384675	0.390329	0.48735	0.388691	0.339383
0.718003	0.649644	0.809303	1.03365	0.81279	0.216875	0.006775	0.518645	0.427464	0.101979
0.632988	0.601989	0.856473	0.85115	0.597506	0.101941	0.08013	0.104682	0.716665	0.441035
0.951765	0.867731	0.893356	0.711627	0.903764	0.290582	0.354331	0.339759	0.366847	0.244282
0.707501	0.556521	0.983001	0.711227	0.751443	0.053636	0.202982	0.477007	0.005052	0.513167
0.8563	0.648778	0.77313	0.614523	0.788125	0.054356	0.107237	0.008482	0.193257	0.047759
0.680171	0.618259	0.870703	0.878254	0.553375	0.054187	0.121063	0.482919	0.100106	0.263461
0.793784	0.768939	0.825216	0.785158	0.609675	0.126005	0.231644	0.449102	0.36003	0.399356
0.635793	0.557105	0.883727	0.828586	0.991134	0.008732	0.221538	0.137001	0.172433	0.471125
0.765675	0.744002	0.834814	0.874971	0.943135	0.266406	0.119715	0.14356	0.328247	0.68779
0.681598	0.98207	0.749631	0.985872	0.790191	0.130219	0.336748	0.038394	0.579157	0.468258
0.975072	0.599875	0.439749	0.599124	0.800354	0.507375	0.029819	0.214936	0.15387	0.362491
0.682505	0.62	0.741478	0.6848	0.683518	0.313541	0.428369	0.193237	0.31973	0.203324
0.861341	0.796009	0.910625	0.94472	0.638616	0.119372	0.140563	0.382641	0.266131	0.149765
0.772235	0.593365	0.992642	0.969591	0.861678	0.448523	0.493043	0.039895	0.330483	0.473324
0.73542	0.966883	0.772483	0.989862	0.507136	0.305899	0.500777	0.044194	0.580005	0.017713
0.988521	0.714288	0.975659	0.763484	0.66563	0.318002	0.344569	0.581608	0.402165	0.351051
0.744074	0.784117	0.700251	0.873224	0.876066	0.522415	0.25874	0.262376	0.474594	0.586174
0.892175	0.530748	0.760985	0.61563	0.707377	0.102383	0.336668	0.060437	0.078411	0.531222
0.721307	0.623851	0.778011	0.965756	0.67739	0.290878	0.358724	0.379493	0.293053	0.328654
0.88612	0.894378	0.912105	0.570726	0.608452	0.426437	0.656139	0.150737	0.341426	0.098031
0.835124	0.595274	0.724466	0.705087	0.577375	0.10136	0.308636	0.510012	0.365923	0.186517
0.871209	0.806018	0.952955	0.869435	0.972238	0.454271	0.053814	0.375232	0.406958	0.530722
0.727468	0.727799	0.847195	0.711846	0.559767	0.236652	0.139812	0.001288	0.175687	0.1024
0.780101	0.737881	0.961316	0.658527	0.933814	0.375779	0.450584	0.474862	0.198808	0.375444
0.619548	0.832294	0.638352	0.941015	0.717418	0.11937	0.574217	0.199651	0.034313	0.264393
0.601614	0.872844	0.77896	0.69861	0.738036	0.035413	0.327099	0.460777	0.165004	0.012733
0.808061	0.676559	0.816719	0.875914	0.625583	0.081854	0.271165	0.142588	0.505181	0.342461
0.963097	0.816548	0.769715	0.737895	0.673284	0.12348	0.288437	0.355755	0.049815	0.529915
0.897	0.745566	0.573053	0.862	0.680792	0.392	0.335	0.389	0.537812	0.3694



Tabela X predstavlja rezultate Mean i Median agregacionih ispitanika. Notacija MeanO, MedianO ... itd. gde O predstavlja otvorenost, C predstavlja savesnost, A predstavlja saradljivost, E predstavlja ekstravertnost i N predstavlja neuroticizam. U tabeli 5 biće prikazana baza podataka sa vrednostima od 0 do 1, gde 0 predstavlja najmanju moguću vrednost koju ispitanik može dobiti a 1 predstavlja najveću moguću vrednost koju ispitanik može dobiti iz agregacionih Mean i Median funkcija.

**Tabela 5.** Baza podataka rezultata Mean i Median agregacionih funkcija

MeanO	MeanC	MeanE	MeanA	MeanN	MedianO	MedianC	MedianE	MedianA	MedianN
0.590692	0.627348	0.431527	0.550801	0.586701	0.596393	0.688275	0.501981	0.565503	0.693143
0.498142	0.748395	0.797131	0.547911	0.614267	0.529459	0.764386	0.813447	0.650383	0.636679
0.579714	0.462842	0.65033	0.701085	0.506531	0.578923	0.48591	0.66489	0.713167	0.662382
0.305099	0.387673	0.677915	0.784569	0.621092	0.303116	0.440514	0.686365	0.757585	0.728755
0.532854	0.699445	0.505036	0.648313	0.531491	0.522582	0.668997	0.487869	0.692225	0.514326
0.591829	0.642578	0.618918	0.508352	0.584756	0.526396	0.621986	0.585774	0.50503	0.572645
0.473302	0.473599	0.550568	0.423665	0.696313	0.464138	0.527973	0.603631	0.438263	0.712433
0.719478	0.693382	0.734066	0.777719	0.407095	0.71821	0.735553	0.785757	0.804461	0.421413
0.612937	0.571526	0.541616	0.76534	0.644767	0.673738	0.651701	0.590037	0.805341	0.68097
0.562946	0.418197	0.532671	0.484917	0.669194	0.631106	0.443255	0.561323	0.540079	0.659259
0.590968	0.588172	0.430962	0.637836	0.783432	0.499901	0.732022	0.435367	0.675561	0.913958
0.705926	0.443235	0.615053	0.69206	0.565352	0.743186	0.434708	0.652565	0.72747	0.564901
0.629946	0.41558	0.547427	0.682425	0.55309	0.545302	0.372735	0.615924	0.662304	0.572466
0.596374	0.539493	0.458673	0.568557	0.480567	0.610918	0.410324	0.498111	0.514943	0.554763
0.485864	0.397713	0.689204	0.597797	0.474285	0.517613	0.362508	0.633712	0.619434	0.498415
0.64552	0.682916	0.626392	0.568205	0.542809	0.753511	0.693308	0.693936	0.620198	0.484794
0.649271	0.329241	0.604562	0.494324	0.409894	0.674334	0.36409	0.651251	0.600708	0.439611
0.608531	0.619264	0.603644	0.618907	0.580148	0.532167	0.613628	0.702272	0.748551	0.647609
0.490499	0.417382	0.527917	0.525932	0.652582	0.533267	0.395302	0.634471	0.452431	0.653804
0.540631	0.700098	0.497723	0.591119	0.465809	0.63007	0.694566	0.552081	0.526965	0.544411
0.7834	0.694496	0.585831	0.440064	0.627607	0.793389	0.703126	0.654466	0.52188	0.622794
0.600961	0.747244	0.547173	0.36342	0.527553	0.710791	0.692572	0.547098	0.38975	0.601949
0.560827	0.536236	0.701176	0.758807	0.675466	0.510982	0.625477	0.753527	0.761996	0.713302
0.488265	0.625861	0.60041	0.780148	0.335356	0.480623	0.690378	0.654468	0.779233	0.328117
0.423233	0.537282	0.632077	0.621818	0.486141	0.332488	0.449279	0.737389	0.57426	0.533751
0.635195	0.670116	0.41375	0.632754	0.492543	0.66841	0.733606	0.511956	0.635713	0.45055
0.767122	0.713245	0.37822	0.37022	0.513872	0.76337	0.711178	0.345115	0.357783	0.512176

0.748589	0.289136	0.795769	0.615654	0.488822	0.777546	0.240308	0.831175	0.598747	0.481802
0.492712	0.597947	0.642125	0.505114	0.547149	0.571183	0.560735	0.694665	0.615127	0.466993
0.658401	0.405743	0.567732	0.710082	0.500535	0.608061	0.444878	0.682735	0.683977	0.467893
0.496663	0.528922	0.708901	0.606823	0.441318	0.527591	0.560044	0.72043	0.698497	0.522944
0.575501	0.589133	0.480417	0.22041	0.53958	0.605708	0.582513	0.413272	0.155838	0.565236
0.649473	0.626266	0.423923	0.677229	0.549526	0.651207	0.637886	0.429335	0.648489	0.639611
0.431478	0.554976	0.619617	0.425388	0.599717	0.35717	0.626734	0.698238	0.367301	0.612272
0.631546	0.508304	0.738879	0.564191	0.580858	0.653304	0.503266	0.770293	0.505391	0.565487
0.459955	0.322522	0.660846	0.704926	0.476732	0.452472	0.316835	0.657718	0.679295	0.49608
0.379702	0.310174	0.555927	0.75277	0.511815	0.39194	0.279289	0.631277	0.721633	0.50436
0.486742	0.629923	0.605155	0.533351	0.578048	0.352311	0.648816	0.593753	0.527465	0.582074
0.44449	0.439981	0.71096	0.430578	0.578977	0.508412	0.50021	0.691915	0.503018	0.525648
0.467804	0.491236	0.389889	0.414641	0.458857	0.48028	0.604464	0.388972	0.425392	0.499771
0.482743	0.446391	0.706553	0.389994	0.433574	0.598307	0.523121	0.736295	0.290808	0.458731
0.581492	0.582644	0.618557	0.604062	0.520949	0.70309	0.664996	0.599955	0.635531	0.537383
0.389058	0.432073	0.573096	0.601219	0.76118	0.455854	0.474824	0.635828	0.701929	0.791231
0.512781	0.407792	0.558136	0.666339	0.842653	0.509521	0.383726	0.627085	0.731069	0.869843
0.429402	0.671506	0.468041	0.734964	0.58104	0.452895	0.683603	0.54207	0.687413	0.532855
0.769571	0.263762	0.333393	0.434117	0.540513	0.797919	0.212676	0.339443	0.491738	0.499604
0.583173	0.519806	0.464036	0.514774	0.531874	0.668323	0.515427	0.460715	0.527282	0.620327
0.547823	0.429701	0.702151	0.6282	0.428196	0.60529	0.391117	0.757668	0.650974	0.462201
0.648853	0.55005	0.604878	0.695317	0.606533	0.687327	0.556897	0.693488	0.740596	0.545565
0.559254	0.683672	0.435565	0.77218	0.307845	0.597848	0.633514	0.462792	0.759427	0.353265
0.614005	0.574179	0.743149	0.578346	0.495038	0.574749	0.618929	0.707664	0.573868	0.481736
0.597266	0.537362	0.498361	0.652693	0.745561	0.561288	0.553295	0.515409	0.631477	0.760002
0.483213	0.467444	0.490558	0.351953	0.615597	0.469147	0.50118	0.570405	0.356885	0.611895
0.581091	0.500195	0.569545	0.58135	0.557252	0.656089	0.509103	0.560338	0.533295	0.611482
0.649679	0.754436	0.541117	0.435533	0.355976	0.64308	0.733613	0.550813	0.41499	0.358711
0.550146	0.414509	0.582799	0.582759	0.456425	0.632051	0.377064	0.54836	0.630014	0.530905
0.659217	0.384215	0.702516	0.631476	0.776162	0.655695	0.338515	0.740939	0.624755	0.800844
0.569787	0.441074	0.46368	0.467885	0.423287	0.657514	0.448341	0.503119	0.492003	0.515491
0.54259	0.551867	0.677467	0.488315	0.67968	0.507241	0.509502	0.636846	0.547962	0.70473
0.401862	0.712135	0.4815	0.600057	0.566198	0.434264	0.721014	0.543998	0.712451	0.64149
0.405852	0.562883	0.603637	0.483356	0.438419	0.49319	0.525795	0.587406	0.534906	0.501454
0.448523	0.452751	0.490859	0.641744	0.461731	0.452088	0.43164	0.502064	0.592942	0.439439
0.576744	0.518619	0.559361	0.502601	0.617518	0.610199	0.484746	0.555986	0.611348	0.633437
0.676536	0.56054	0.488938	0.698649	0.513147	0.708571	0.580798	0.49685	0.697391	0.501198

Tabela X predstavlja rezultate Huberove funkcije. Notacija huberO, huberC ... itd. gde O predstavlja otvorenost, C predstavlja savesnost, A predstavlja saradljivost, E predstavlja ekstravertnost i N predstavlja neuroticizam. U tabeli 6 biće prikazana baza podataka s vrednostima od 0 do 1, gde 0 predstavlja najmanju moguću vrednost koju ispitanik može dobiti a 1 predstavlja najveću moguću vrednost koju ispitanik može dobiti iz izlaza Huberove funkcije.

**Tabela 6.** Baza podataka rezultata Huberove funkcije

huberO	huberC	huberE	huberA	huberN
0.509462	0.499768	0.21799	0.477061	0.386792
0.296245	0.752646	0.819547	0.393101	0.495355
0.457229	0.333441	0.626126	0.694572	0.427033
0.090445	0.21066	0.671199	0.819912	0.566403
0.378772	0.694771	0.449071	0.481502	0.40688
0.464023	0.597198	0.579421	0.445559	0.552408
0.354199	0.280446	0.256733	0.127286	0.68906
0.714735	0.666484	0.688515	0.789289	0.119859
0.553489	0.338405	0.349892	0.76751	0.613465
0.462629	0.330202	0.346707	0.193544	0.666763
0.449664	0.531473	0.312868	0.429861	0.836512
0.686227	0.325249	0.526114	0.670765	0.458881
0.604258	0.221083	0.444466	0.666284	0.455861
0.550521	0.339525	0.24454	0.449831	0.315952
0.411324	0.303754	0.691933	0.574145	0.272145
0.52577	0.660016	0.39606	0.499243	0.478416
0.621515	0.259329	0.47886	0.36461	0.161726
0.527412	0.6105	0.531643	0.534647	0.457199
0.419693	0.267865	0.401351	0.419894	0.547634
0.307337	0.670876	0.380922	0.502517	0.298273
0.805078	0.683908	0.516814	0.287958	0.556046
0.528904	0.775035	0.484564	0.214896	0.254541
0.519478	0.295711	0.666527	0.771348	0.630935
0.274985	0.535722	0.475084	0.790784	0.100848
0.158565	0.403716	0.575524	0.582846	0.169636
0.482658	0.613686	0.26594	0.613899	0.254677
0.785519	0.715564	0.237018	0.149113	0.41715
0.749642	0.101544	0.814241	0.549819	0.283884

0.28802	0.54717	0.469395	0.377668	0.472188
0.623498	0.300383	0.490293	0.711557	0.431786
0.119578	0.364046	0.663907	0.517619	0.258286
0.424404	0.566386	0.291028	-0.01433	0.451601
0.614598	0.532437	0.365843	0.670821	0.272626
0.220585	0.322272	0.488204	0.34182	0.37473
0.565851	0.453774	0.726135	0.48173	0.487115
0.315572	0.057751	0.640244	0.671474	0.217864
0.184316	0.111946	0.317379	0.772253	0.479721
0.316494	0.545056	0.513755	0.46084	0.410349
0.178681	0.319686	0.69349	0.145248	0.551516
0.156859	0.386951	0.072335	0.278987	0.162992
0.366225	0.303936	0.682761	0.11866	0.342587
0.509049	0.492536	0.572758	0.527722	0.472432
0.116977	0.320873	0.324814	0.525092	0.747174
0.389516	0.199652	0.33126	0.564498	0.877726
0.234095	0.566775	0.202207	0.750566	0.537133
0.772786	0.034233	0.25327	0.278519	0.451998
0.507411	0.480595	0.298701	0.426326	0.430515
0.289531	0.220558	0.633521	0.473037	0.259943
0.606309	0.531458	0.333173	0.589909	0.562552
0.461074	0.664291	0.14324	0.796171	0.101617
0.505591	0.49419	0.759834	0.517029	0.42009
0.574394	0.403113	0.381987	0.618801	0.749761
0.209469	0.409105	0.264864	0.148529	0.597234
0.493375	0.435746	0.497382	0.452073	0.473537
0.600632	0.773981	0.296326	0.372305	0.169543
0.344484	0.330062	0.557116	0.511772	0.331712
0.621074	0.115045	0.627909	0.572739	0.787127
0.481581	0.239015	0.109874	0.294672	0.293494
0.462772	0.504443	0.648662	0.342341	0.604477
0.220143	0.707574	0.341739	0.448699	0.471019
0.248008	0.455559	0.56217	0.303564	0.130075
0.175999	0.338729	0.263347	0.614065	0.388129
0.299383	0.393605	0.478489	0.380891	0.598448
0.613142	0.473706	0.443665	0.688144	0.443955

Tabela X predstavlja rezultate Optimizacija rojem čestica. Rezultate možemo tumačiti pomoću veličine roja čestica (Swarm Size) kao i broj iteracija algoritma (Iteration). Notacija O, C ... itd. gde O predstavlja otvorenost, C predstavlja savesnost, A predstavlja saradljivost, E predstavlja ekstravertnost i N predstavlja neuroticizam. U tabeli 7 biće prikazana baza podataka s vrednostima od 0 do 1, gde 0 predstavlja najmanju moguću vrednost koju ispitanik može dobiti a 1 predstavlja najveću moguću vrednost koju ispitanik može dobiti iz izlaza Optimizacije rojem čestica.

**Tabela 7.** Baza podataka rezultata Optimizacija rojem čestica u zavisnosti od veličine roja čestica i iteracija

Swarm Size:100					Swarm Size:200				
Iteration: 100					Iteration: 200				
O	C	E	A	N	O	C	E	A	N
0.330864	0.573776	0.822661	0.40546	0.750807	0.599773	0.31506	0.379055	0.669302	0.626733
0.465143	0.308573	0.410462	0.689827	0.397588	0.332008	0.462563	0.7196	0.601474	0.369814
0.638183	0.431808	0.314535	0.821852	0.598763	0.353054	0.792501	0.589513	0.304901	0.809422
0.388835	0.505888	0.72094	0.751687	0.613345	0.397896	0.495369	0.326094	0.654567	0.680489
0.475025	0.654506	0.315196	0.501929	0.353826	0.576957	0.367004	0.350445	0.667685	0.33584
0.529618	0.820902	0.825541	0.71408	0.812659	0.612537	0.824695	0.586857	0.590413	0.840385
0.698005	0.590793	0.76767	0.578962	0.505781	0.459762	0.30052	0.529506	0.835864	0.337426
0.694423	0.749701	0.320488	0.75411	0.584501	0.595015	0.809381	0.424102	0.445663	0.690281
0.634782	0.841272	0.570861	0.509495	0.738896	0.844282	0.326151	0.838031	0.402515	0.440598
0.386332	0.811826	0.843675	0.737333	0.54689	0.572446	0.455469	0.484734	0.380224	0.744364
0.431747	0.63182	0.368961	0.527352	0.327556	0.58644	0.537843	0.766359	0.716978	0.677412
0.65787	0.684268	0.831113	0.404394	0.614968	0.366895	0.3007	0.683327	0.447641	0.847475
0.535345	0.819981	0.758677	0.515043	0.704513	0.518533	0.515478	0.596634	0.381146	0.337267
0.383893	0.68951	0.580802	0.366435	0.444166	0.573966	0.447941	0.81922	0.319576	0.482202
0.643607	0.530651	0.399876	0.447147	0.666925	0.636068	0.814119	0.354752	0.609671	0.426175
0.81654	0.747006	0.763435	0.598312	0.689726	0.481629	0.721388	0.663792	0.64091	0.430568
0.770277	0.374977	0.821052	0.656421	0.515721	0.3641	0.598585	0.605299	0.358789	0.721629
0.313409	0.635789	0.696874	0.49822	0.585141	0.644999	0.736093	0.781048	0.662488	0.336969
0.736594	0.544471	0.759841	0.628696	0.373957	0.660178	0.37536	0.526442	0.314093	0.470283
0.459923	0.62677	0.798885	0.434599	0.536338	0.752151	0.687813	0.461913	0.812837	0.315292
0.687967	0.682685	0.390837	0.844565	0.413347	0.302174	0.473253	0.84805	0.354757	0.388828
0.499543	0.470319	0.391345	0.364212	0.796823	0.720302	0.837736	0.318194	0.606891	0.375996
0.421214	0.466348	0.634971	0.656647	0.758065	0.631764	0.334252	0.488562	0.518812	0.837655
0.493566	0.572647	0.768822	0.506781	0.742558	0.737456	0.758399	0.429721	0.31144	0.791302
0.630873	0.737642	0.762426	0.354333	0.71642	0.740137	0.773539	0.82301	0.316001	0.698313

0.635879	0.45095	0.672846	0.451419	0.305709	0.709842	0.786785	0.714048	0.827917	0.414076
0.583343	0.833042	0.403701	0.849307	0.324024	0.509002	0.470443	0.504379	0.544232	0.489863
0.739772	0.59299	0.829988	0.362882	0.460768	0.34818	0.669586	0.610514	0.609976	0.535639
0.450718	0.758114	0.318027	0.485781	0.594808	0.515836	0.673072	0.594302	0.467509	0.671499
0.394953	0.753073	0.692083	0.773154	0.578497	0.787762	0.392563	0.589706	0.778067	0.486924
0.508978	0.750752	0.669839	0.655068	0.481018	0.391628	0.389074	0.570589	0.640913	0.806212
0.714069	0.730924	0.321804	0.378014	0.642736	0.319165	0.752265	0.730254	0.61631	0.833083
0.461309	0.806176	0.537378	0.674105	0.438748	0.80047	0.607777	0.570909	0.834578	0.540359
0.50743	0.548433	0.769705	0.754415	0.469121	0.84909	0.81141	0.411225	0.675621	0.315215
0.674768	0.666192	0.734022	0.849709	0.374693	0.606675	0.723822	0.569578	0.517183	0.840359
0.8059	0.76095	0.586163	0.805626	0.759682	0.770385	0.458943	0.746879	0.32029	0.794733
0.740705	0.327328	0.794404	0.470367	0.664736	0.80273	0.734198	0.581496	0.594256	0.586901
0.615188	0.435712	0.400731	0.419738	0.58697	0.465213	0.657276	0.739406	0.453607	0.696161
0.427289	0.794517	0.306688	0.629634	0.595694	0.548051	0.351664	0.374276	0.641774	0.703948
0.658576	0.600114	0.311734	0.83082	0.371876	0.769892	0.356698	0.809283	0.45207	0.69311
0.582421	0.402715	0.569615	0.608748	0.450511	0.84551	0.680439	0.403937	0.519062	0.458388
0.605398	0.370884	0.633514	0.759478	0.435687	0.408802	0.485909	0.760835	0.682057	0.591179
0.64869	0.765652	0.447348	0.572303	0.31394	0.525659	0.345993	0.570035	0.614089	0.579344
0.57108	0.731041	0.79447	0.433498	0.461814	0.316859	0.729843	0.36438	0.557475	0.542494
0.717049	0.649745	0.466524	0.386296	0.557159	0.478819	0.722931	0.440699	0.815618	0.436412
0.737626	0.431761	0.415815	0.702159	0.656447	0.671954	0.42778	0.596445	0.600492	0.690291
0.485181	0.323396	0.473609	0.718563	0.316445	0.454351	0.381409	0.567043	0.360679	0.327185
0.490059	0.505242	0.381068	0.416624	0.516076	0.773588	0.393884	0.435836	0.774164	0.352862
0.644233	0.50307	0.613103	0.683924	0.628123	0.40839	0.543816	0.420388	0.841616	0.534475
0.319078	0.670075	0.388479	0.795012	0.785334	0.478297	0.498317	0.482898	0.425796	0.699574
0.303323	0.7529	0.712102	0.371977	0.313848	0.734786	0.33836	0.642594	0.795792	0.332303
0.675527	0.717234	0.454119	0.512496	0.845659	0.505403	0.517551	0.471057	0.834414	0.628616
0.753363	0.479653	0.499547	0.373102	0.492311	0.50496	0.302776	0.817468	0.713468	0.645824
0.37037	0.522919	0.625792	0.666787	0.541039	0.842777	0.781778	0.631921	0.551641	0.398903
0.688182	0.315735	0.4708	0.371931	0.647488	0.620189	0.435471	0.531087	0.784574	0.435218
0.42202	0.832997	0.558911	0.549563	0.64007	0.538072	0.774864	0.806936	0.622036	0.361449
0.427856	0.588712	0.821489	0.615356	0.581134	0.387737	0.504869	0.334765	0.583806	0.555401
0.514336	0.804901	0.835935	0.490352	0.754768	0.317392	0.781919	0.638677	0.535298	0.775199
0.562525	0.36271	0.706051	0.7683	0.707607	0.641062	0.376932	0.608409	0.56449	0.552497
0.843747	0.833869	0.553906	0.839923	0.710612	0.309461	0.728998	0.745224	0.588531	0.81469
0.547944	0.690389	0.584955	0.810376	0.54157	0.775646	0.694831	0.578306	0.519425	0.337087
0.618406	0.841672	0.472293	0.360443	0.524314	0.340498	0.627108	0.772068	0.384919	0.443573
0.612954	0.671026	0.739068	0.594789	0.380159	0.847986	0.364836	0.617684	0.551039	0.693725
0.582561	0.372348	0.367928	0.417606	0.645922	0.561679	0.772346	0.443566	0.735235	0.840574

Swarm Size:300					Swarm Size:400				
Iteration: 300					Iteration: 400				
O	C	E	A	N	O	C	E	A	N
0.581668	0.3152	0.518192	0.420565	0.779096	0.361024	0.624638	0.719274	0.577899	0.510973
0.451687	0.422063	0.529622	0.847916	0.301379	0.795951	0.622438	0.668828	0.650316	0.661207
0.511045	0.786035	0.469374	0.832175	0.429009	0.351198	0.559009	0.399911	0.357288	0.621631
0.817381	0.334029	0.310303	0.702406	0.800987	0.713178	0.391558	0.794832	0.374159	0.33624
0.358445	0.362913	0.59409	0.710173	0.837212	0.660404	0.512406	0.822495	0.635349	0.64987
0.400348	0.421616	0.628774	0.833969	0.516391	0.62175	0.537441	0.796539	0.397953	0.803059
0.765052	0.47021	0.332271	0.307348	0.327728	0.678259	0.601489	0.768279	0.731648	0.50139
0.466944	0.577353	0.330479	0.570976	0.811863	0.716625	0.780383	0.368736	0.429869	0.599047
0.351256	0.683988	0.44362	0.824903	0.402923	0.669209	0.711839	0.705652	0.818586	0.671423
0.819666	0.827516	0.804171	0.81974	0.419858	0.799298	0.713624	0.637747	0.594699	0.560392
0.829867	0.488849	0.705028	0.62556	0.35766	0.392555	0.718693	0.718837	0.730545	0.633997
0.395968	0.640851	0.756582	0.405299	0.597095	0.577066	0.809184	0.485576	0.617675	0.400066
0.316198	0.733193	0.723717	0.779203	0.334418	0.807311	0.675533	0.847688	0.564795	0.60139
0.468156	0.81338	0.785742	0.732173	0.703131	0.3365	0.536847	0.382394	0.663991	0.661174
0.343886	0.376064	0.725301	0.766095	0.783762	0.849723	0.604477	0.419611	0.582954	0.520833
0.626461	0.527883	0.654158	0.582017	0.539016	0.43113	0.542177	0.449696	0.718234	0.762458
0.474717	0.42545	0.309813	0.731569	0.459433	0.40905	0.334567	0.671339	0.579448	0.734221
0.465834	0.826139	0.522	0.593367	0.658036	0.481357	0.796149	0.677337	0.726236	0.731586
0.340548	0.518005	0.709189	0.538698	0.479577	0.589272	0.70797	0.331558	0.745569	0.686169
0.467475	0.431328	0.714917	0.584215	0.415039	0.814811	0.649041	0.648536	0.706404	0.652277
0.82501	0.810419	0.408456	0.740354	0.446473	0.454804	0.812062	0.702322	0.843751	0.528975
0.525788	0.673043	0.391061	0.55927	0.813683	0.826661	0.839019	0.766683	0.786384	0.547837
0.350556	0.600545	0.36526	0.559412	0.354409	0.595769	0.742754	0.745471	0.535396	0.724995
0.344357	0.511085	0.447699	0.532699	0.585437	0.310809	0.624415	0.373341	0.593331	0.478448
0.548088	0.803467	0.737962	0.753385	0.305986	0.465068	0.58731	0.715784	0.385885	0.506253
0.353202	0.428684	0.402746	0.606744	0.624715	0.478722	0.646219	0.515653	0.411135	0.596962
0.374082	0.411555	0.656013	0.829511	0.737055	0.835832	0.465347	0.465041	0.682305	0.605986
0.556885	0.640442	0.831985	0.70733	0.697231	0.378207	0.339295	0.67179	0.587988	0.732732
0.614746	0.427799	0.43173	0.689707	0.793782	0.338909	0.725481	0.810204	0.349089	0.554638
0.43336	0.675559	0.515532	0.641491	0.400863	0.422116	0.541119	0.460789	0.427078	0.480181
0.420998	0.681823	0.758837	0.384794	0.788593	0.574359	0.379509	0.411875	0.371074	0.436112
0.678114	0.796	0.435136	0.829968	0.355955	0.829069	0.428715	0.52292	0.375663	0.375366
0.833423	0.705325	0.464785	0.351352	0.300231	0.771176	0.51961	0.348731	0.491333	0.696059
0.783571	0.51931	0.441694	0.779719	0.795531	0.397666	0.36212	0.573046	0.346496	0.315458
0.819883	0.733902	0.494669	0.454229	0.342781	0.472399	0.762804	0.353938	0.787348	0.685719
0.520335	0.485038	0.497798	0.704945	0.794995	0.38576	0.39247	0.665803	0.746698	0.60978

0.794017	0.676026	0.407603	0.617706	0.729061	0.577201	0.435063	0.442293	0.483959	0.801686
0.84969	0.722847	0.678823	0.561245	0.523949	0.44083	0.598142	0.730376	0.418615	0.641344
0.774266	0.695425	0.441835	0.754242	0.473236	0.622348	0.338538	0.593275	0.644175	0.351842
0.669528	0.75265	0.59202	0.84172	0.338649	0.523482	0.795414	0.398007	0.789112	0.668482
0.694483	0.455453	0.513939	0.577496	0.750365	0.819458	0.67288	0.770557	0.51185	0.485191
0.563526	0.456836	0.482353	0.463233	0.726434	0.512814	0.515977	0.351287	0.5891	0.837678
0.587394	0.683611	0.314505	0.570087	0.689735	0.690117	0.770941	0.726049	0.764126	0.662632
0.358354	0.617506	0.655627	0.836855	0.313666	0.453873	0.540272	0.590153	0.321282	0.73517
0.438413	0.367096	0.460031	0.469054	0.838466	0.710513	0.705065	0.417315	0.688827	0.696577
0.792381	0.329221	0.51523	0.701291	0.638604	0.71847	0.616013	0.426017	0.676437	0.704037
0.463712	0.593387	0.319157	0.73926	0.517839	0.474549	0.316371	0.743767	0.496535	0.735097
0.346058	0.84192	0.488331	0.755505	0.378953	0.57937	0.739662	0.456751	0.379266	0.705634
0.791313	0.845175	0.385662	0.327542	0.340973	0.402274	0.402646	0.517465	0.545334	0.731656
0.604573	0.818979	0.439781	0.812279	0.651165	0.651136	0.438074	0.654694	0.359213	0.535686
0.318368	0.609693	0.403634	0.388953	0.355531	0.788745	0.631764	0.698352	0.309073	0.402773
0.598613	0.542808	0.737059	0.637872	0.490916	0.777175	0.334944	0.607993	0.357611	0.39598
0.399944	0.78154	0.652615	0.371791	0.679684	0.843302	0.526807	0.824577	0.382721	0.306783
0.525011	0.348651	0.584202	0.38481	0.516083	0.444295	0.827477	0.839804	0.32208	0.693852
0.777682	0.509335	0.67891	0.842591	0.316995	0.619659	0.544701	0.671125	0.460354	0.624352
0.793307	0.833147	0.699768	0.753769	0.799219	0.714451	0.322842	0.636468	0.584124	0.427717
0.653282	0.424905	0.521538	0.637204	0.324587	0.41818	0.642398	0.355482	0.564902	0.761186
0.826787	0.753217	0.711388	0.607829	0.781932	0.430292	0.5967	0.508087	0.33921	0.823067
0.588487	0.655605	0.654721	0.307868	0.705574	0.730525	0.547789	0.356913	0.805335	0.32622
0.691321	0.588607	0.316702	0.491413	0.504246	0.631438	0.782736	0.58315	0.343004	0.637474
0.679655	0.715126	0.81538	0.777925	0.616565	0.565663	0.501838	0.656013	0.6077	0.450374
0.806866	0.681204	0.789534	0.334674	0.741224	0.333982	0.352354	0.443343	0.386673	0.580556
0.361107	0.391909	0.520175	0.599143	0.777688	0.686132	0.587653	0.463376	0.398089	0.787321
0.314756	0.678846	0.700243	0.628266	0.790201	0.525887	0.383792	0.301995	0.849589	0.816421

Swarm Size:500					Swarm Size:4				
Iteration: 500					Iteration: 10				
O	C	E	A	N	O	C	E	A	N
0.399608	0.311321	0.818847	0.562463	0.844472	0.79493	0.599773	0.351504	0.318208	0.806383
0.492068	0.610178	0.401635	0.347055	0.484217	0.354727	0.332008	0.472286	0.728256	0.229246
0.844582	0.674298	0.342555	0.653035	0.474634	0.136856	0.353054	0.992131	0.554856	0.889601
0.82816	0.505472	0.603314	0.688421	0.715181	0.414621	0.397896	0.238065	0.395709	0.85612
0.780003	0.380437	0.794148	0.777136	0.437832	0.923862	0.576957	0.210018	0.797039	0.614665
0.766362	0.397588	0.39944	0.616474	0.579368	0.107984	0.612537	0.746462	0.2149	0.627303
0.334928	0.829674	0.65944	0.408773	0.533107	0.211845	0.459762	0.81221	0.307689	0.343907



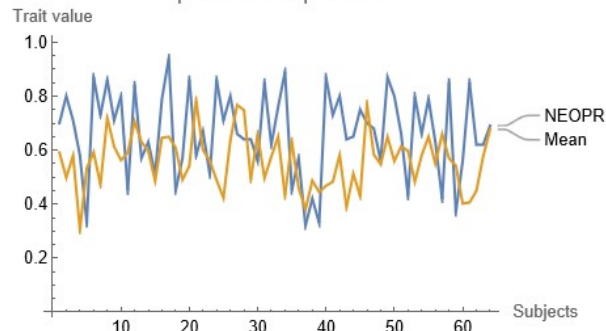
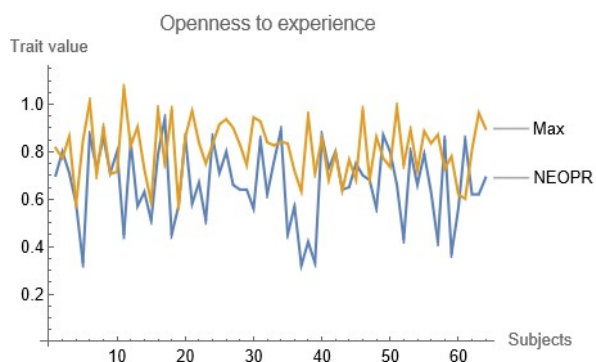
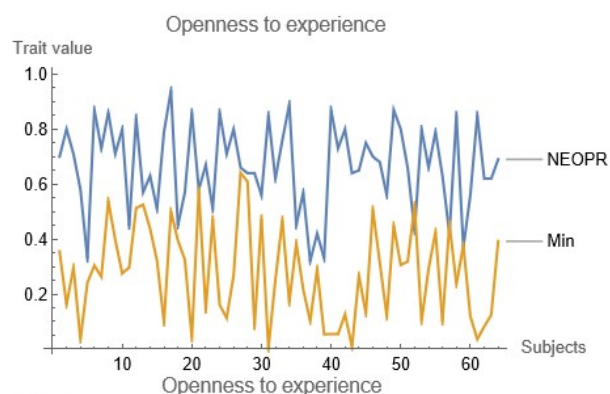
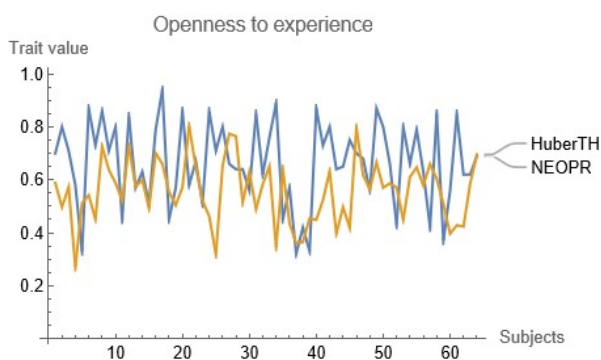
0.543205	0.727951	0.365995	0.605485	0.319204	0.325676	0.595015	0.182443	0.28994	0.608573
0.564094	0.523595	0.511481	0.814148	0.303067	0.29985	0.844282	0.443885	0.485219	0.86239
0.383865	0.687087	0.70899	0.356614	0.73358	0.480557	0.572446	0.976269	0.265036	0.23319
0.752326	0.43235	0.67166	0.389673	0.53056	0.935329	0.58644	0.126466	0.244229	0.107575
0.397767	0.438826	0.421842	0.814308	0.312084	0.509274	0.366895	0.313493	0.961843	0.34099
0.812256	0.755187	0.446003	0.716428	0.401868	0.637737	0.518533	0.860252	0.588245	0.307776
0.710379	0.660535	0.510894	0.566616	0.310412	0.795123	0.573966	0.109229	0.688353	0.407347
0.587736	0.5983	0.362817	0.343343	0.806678	0.865834	0.636068	0.379089	0.7621	0.877695
0.706571	0.469084	0.346977	0.348784	0.825601	0.413591	0.481629	0.635426	0.637865	0.789194
0.744572	0.359284	0.762825	0.765248	0.30116	0.309781	0.3641	0.761349	0.76161	0.680025
0.612709	0.378424	0.763492	0.378657	0.816557	0.669031	0.644999	0.80301	0.18759	0.402785
0.466533	0.3908	0.46248	0.301591	0.713867	0.697331	0.660178	0.709548	0.116347	0.79921
0.57482	0.514491	0.742361	0.366071	0.638959	0.772717	0.752151	0.8561	0.215034	0.956084
0.569739	0.37044	0.64396	0.77822	0.810351	0.570129	0.302174	0.87641	0.285471	0.737639
0.470929	0.836428	0.813776	0.799497	0.606195	0.889379	0.720302	0.582093	0.815849	0.229169
0.517531	0.489477	0.656726	0.429883	0.631801	0.630648	0.631764	0.79161	0.963478	0.432682
0.471249	0.732153	0.720506	0.407202	0.775908	0.687975	0.737456	0.8328	0.344846	0.2956
0.557345	0.629875	0.477101	0.746154	0.370713	0.632401	0.740137	0.731135	0.656841	0.184689
0.767489	0.600497	0.349943	0.498316	0.380485	0.931944	0.709842	0.605306	0.693776	0.306311
0.652674	0.54972	0.684722	0.679304	0.472629	0.884809	0.509002	0.095864	0.933848	0.884866
0.487181	0.849274	0.849114	0.600467	0.498884	0.446466	0.34818	0.470922	0.561465	0.827834
0.315884	0.32791	0.69399	0.503742	0.786764	0.599077	0.515836	0.826348	0.712933	0.79411
0.684805	0.682615	0.436789	0.670522	0.504386	0.365173	0.787762	0.145715	0.869472	0.364241
0.625907	0.590343	0.47798	0.519964	0.368714	0.363443	0.391628	0.31218	0.518913	0.161545
0.377655	0.319156	0.359888	0.756002	0.594605	0.884795	0.319165	0.622635	0.725049	0.404046
0.783164	0.433904	0.65309	0.592421	0.565638	0.296589	0.80047	0.449537	0.627925	0.514404
0.736284	0.601505	0.39486	0.363737	0.807954	0.792666	0.84909	0.521889	0.8123	0.89821
0.422573	0.522571	0.740235	0.441509	0.65257	0.633946	0.606675	0.611775	0.487833	0.485424
0.840815	0.759241	0.655163	0.773534	0.760925	0.655846	0.770385	0.787411	0.628862	0.771477
0.570045	0.67239	0.419667	0.787306	0.745926	0.627765	0.80273	0.86269	0.43794	0.169099
0.369774	0.591331	0.32691	0.310894	0.644726	0.857894	0.465213	0.623232	0.397839	0.506809
0.757154	0.818324	0.68111	0.343101	0.686817	0.665004	0.548051	0.512558	0.617334	0.439972
0.457243	0.511609	0.783992	0.348505	0.621661	0.096658	0.769892	0.422152	0.333868	0.231722
0.461898	0.670346	0.764291	0.401521	0.330596	0.969946	0.84551	0.894515	0.84909	0.103839
0.387195	0.378471	0.632844	0.763852	0.360441	0.210734	0.408802	0.84909	0.654058	0.89965
0.427446	0.420409	0.609474	0.510687	0.372985	0.699065	0.525659	0.446889	0.623523	0.584304
0.567886	0.814632	0.521807	0.720238	0.78533	0.95162	0.316859	0.879364	0.776653	0.285338
0.48337	0.486172	0.694876	0.415032	0.517482	0.461454	0.478819	0.118462	0.8659	0.271356
0.310421	0.712194	0.509158	0.663374	0.339984	0.66175	0.671954	0.594691	0.76616	0.685435
0.598444	0.521076	0.638151	0.660789	0.57844	0.641174	0.454351	0.148463	0.269354	0.69716

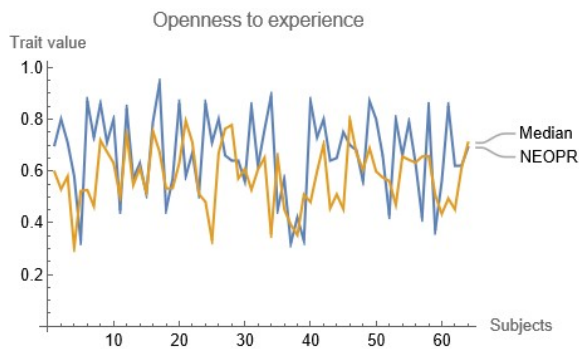
0.327484	0.505477	0.369366	0.329352	0.709073	0.621163	0.773588	0.498804	0.79841	0.877906
0.346784	0.406067	0.32902	0.441593	0.690233	0.346455	0.40839	0.77847	0.421238	0.199446
0.669356	0.542996	0.54016	0.771459	0.645148	0.854578	0.478297	0.452518	0.604316	0.411493
0.385864	0.309295	0.62543	0.453724	0.427095	0.533515	0.734786	0.515247	0.628108	0.518652
0.76149	0.644027	0.754466	0.411091	0.326184	0.638483	0.505403	0.472491	0.606066	0.86161
0.679972	0.339587	0.470194	0.588124	0.629594	0.237345	0.50496	0.741528	0.613523	0.457294
0.374067	0.49471	0.322255	0.823113	0.549638	0.43099	0.842777	0.741919	0.634713	0.447893
0.695796	0.834778	0.485759	0.539828	0.46581	0.431305	0.620189	0.674182	0.249593	0.974836
0.490486	0.753369	0.800666	0.527967	0.516274	0.71155	0.538072	0.680941	0.94307	0.653945
0.518771	0.780662	0.787592	0.467302	0.347301	0.649231	0.387737	0.997532	0.606156	0.084322
0.407186	0.513818	0.4463	0.508145	0.653164	0.419142	0.317392	0.477062	0.498419	0.409704
0.324382	0.74983	0.529108	0.331058	0.82409	0.732377	0.641062	0.134714	0.613493	0.931885
0.773245	0.368585	0.342232	0.348937	0.846013	0.69661	0.309461	0.875244	0.558762	0.625083
0.568656	0.399723	0.508535	0.419078	0.762472	0.382064	0.775646	0.235465	0.26594	0.686334
0.425808	0.588248	0.519641	0.538146	0.379029	0.833173	0.340498	0.993154	0.536735	0.784233
0.618423	0.463651	0.836795	0.493145	0.77621	0.765557	0.847986	0.628874	0.29989	0.547319
0.683046	0.736596	0.762569	0.357125	0.457547	0.472138	0.561679	0.214683	0.306572	0.89119

## 5.2 Komparativni rezultati

U ovom delu rada biće prikazani komparativni rezultati dobijeni od strane ispitanika. Dobijeni rezultati mogu se svrstati u one koje je ispitanik dobio na osnovu NEO-PI-R testa i oni predstavljaju rezultate koji će predstavljati referentnu osnovu za upoređivanje sa drugim rezultatima. NEO-PI-R rezultati predstavljaju standardan način detekcije osobina pojedinaca u psihologiji u domenu OCEAN modela. Rezultati koji bi trebalo da budu što bliže NEO-PI-R rezultatima su dobijeni od strane agregacionih funkcija Min, Max, Mean i Median. Nakon toga imamo rezultate dobijene od strane Huberove funkcije, tj. modela zasnovanom na nelinearnoj funkciji i na kraju imamo predstavljene rezultate SAM modela koje je zasnovan na algoritmu Optimizacije rojem čestica [37,39,44,45].

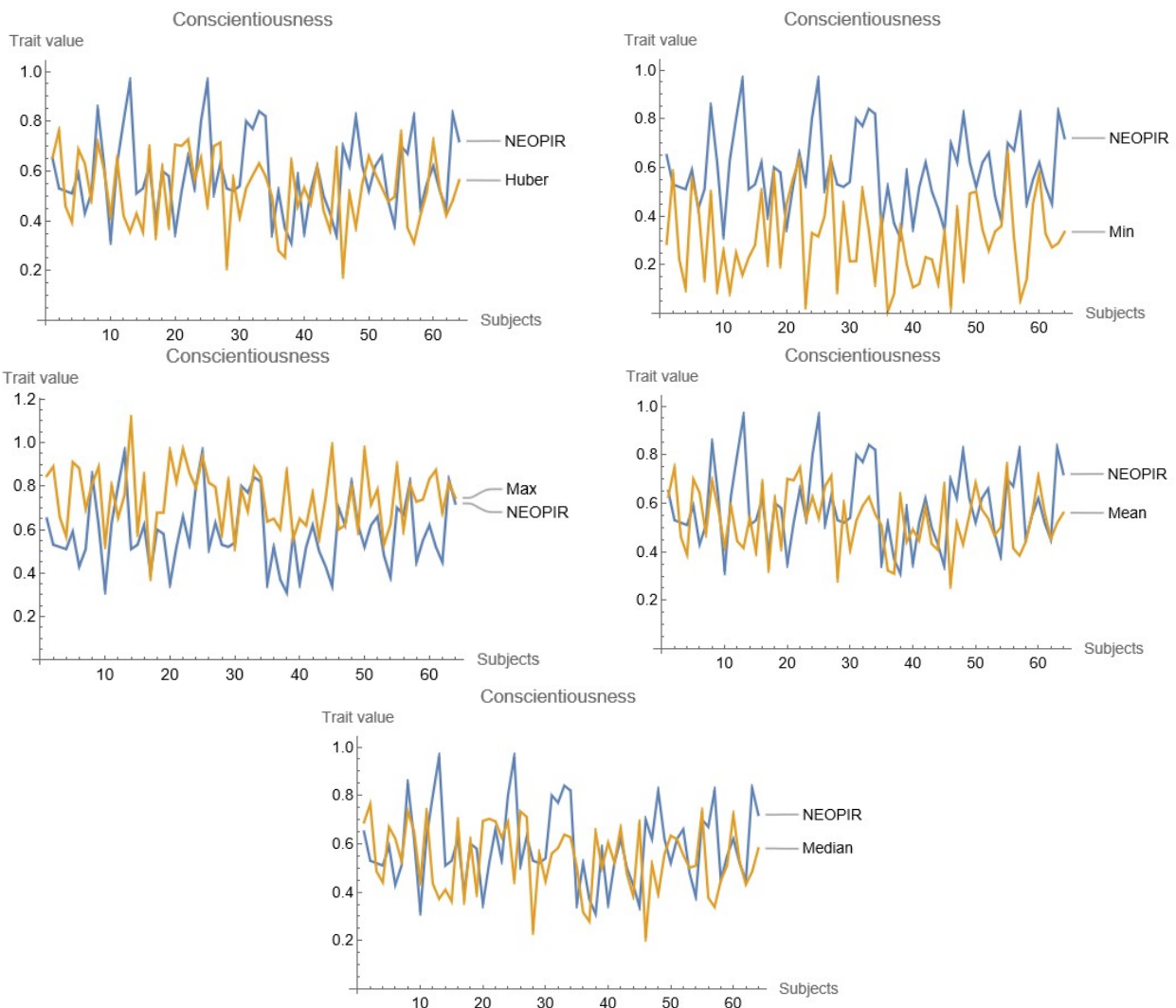
Komparativnu analizu možemo takođe staviti i sortirati pomoću osobina pojedinaca: Otvorenost (eng. Openness to Experience), Savesnost (eng. Conscientiousness), Ekstraverzija (eng. Extraversion), Saradljivost (eng. Agreeableness) i Neuroticizam (eng. Neuroticism). Na x osi biće prikazani ispitanici (Subjects), a na y osi biće prikazane vrednosti osobina pojedinaca (Trait value).





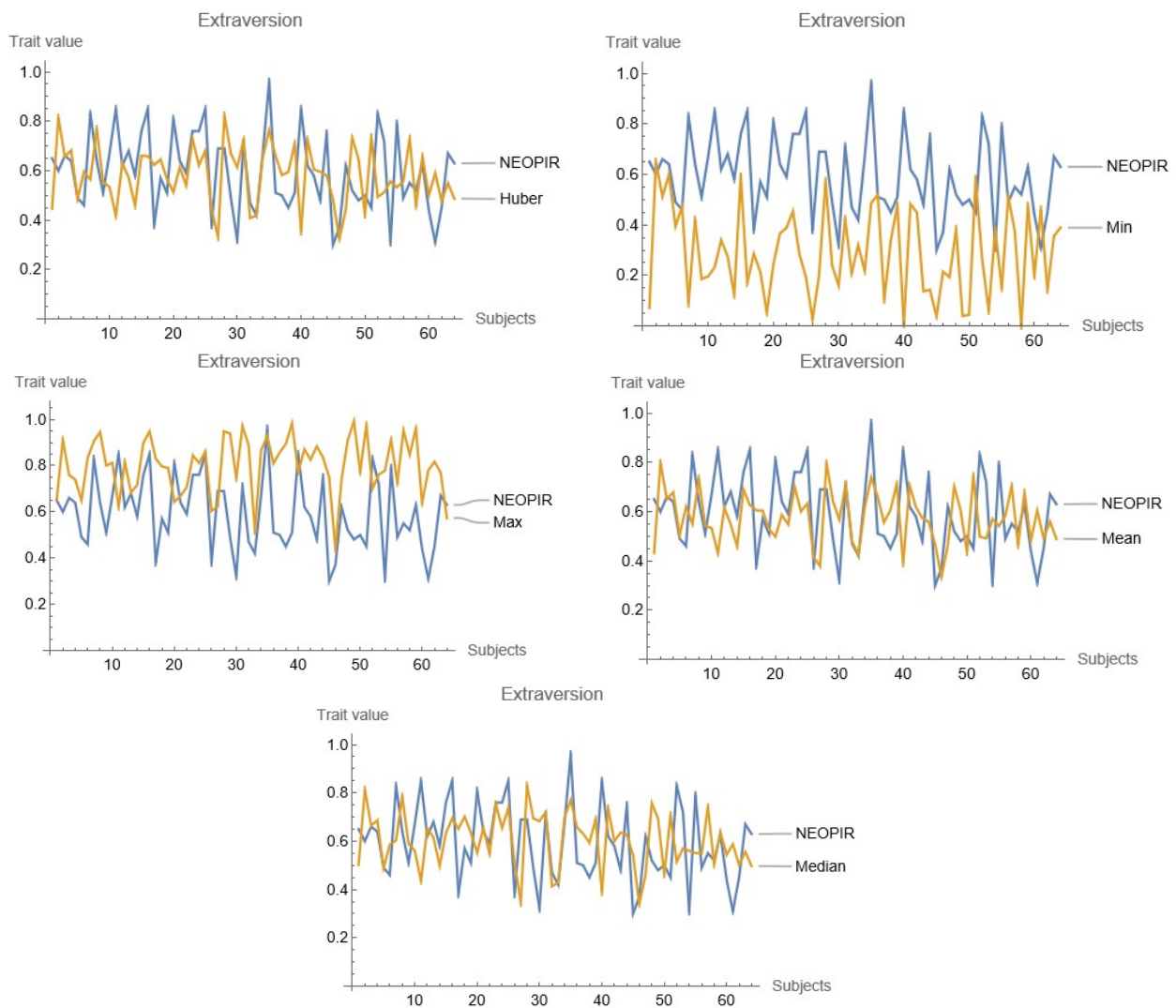
**Slika 16.** Komparativni rezultati zasnovani na otvorenosti ka novim iskustvima, gde su u obzir uzete agregacione funkcije Min, Max, Mean i Median kao i optimizacija Huberovom funkcijom

Na slici 16, su prikazani rezultati zasnovani na otvorenosti ka novim iskustvima. Vidimo da funkcije Min i Max predstavljaju najudaljenije rezultate od rezultata NEO-PI-R testa. Funkcije Mean i Median predstavljaju približne rezultate ali u nekim slučajevima rezultati mogu biti veoma različiti. Modeli zasnovani na Huberovoj funkciji uspevaju da ove varijacije smanje tako da dobijemo najpribližnije rezultate NEO-PI-R rezultatima testa.



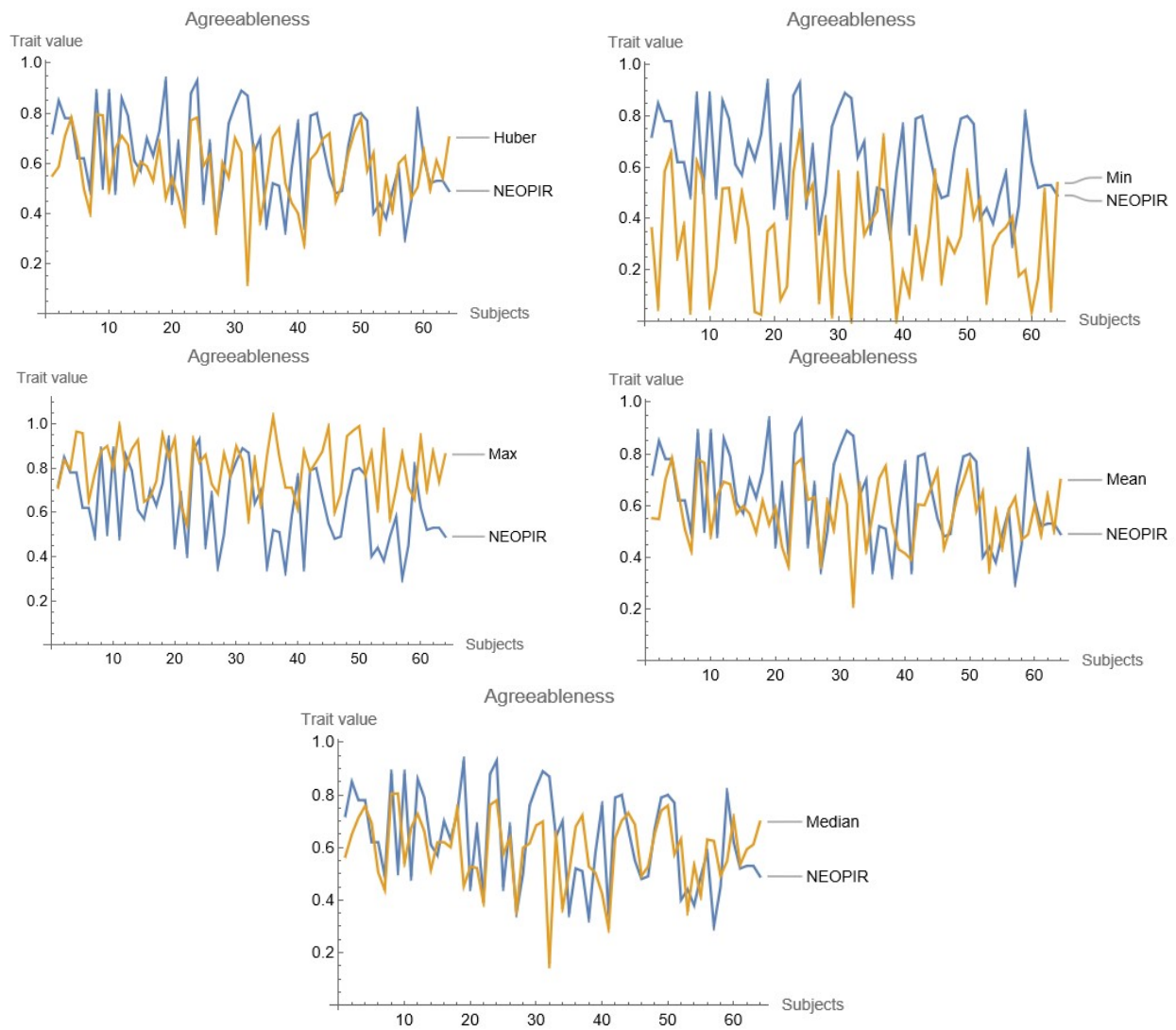
**Slika 17.** Komparativni rezultati zasnovani na savesnosti, gde su u obzir uzete agregacione funkcije Min, Max, Mean i Median kao i optimizacija Huberovom funkcijom

Sa prethodne slike 17, gde su prikazani komparativni rezultati zasnovani na savesnosti možemo videti da su rezultati dobijeni od strane Huberove nelinearne funkcije približniji NEO-PI-R rezultatima testa.



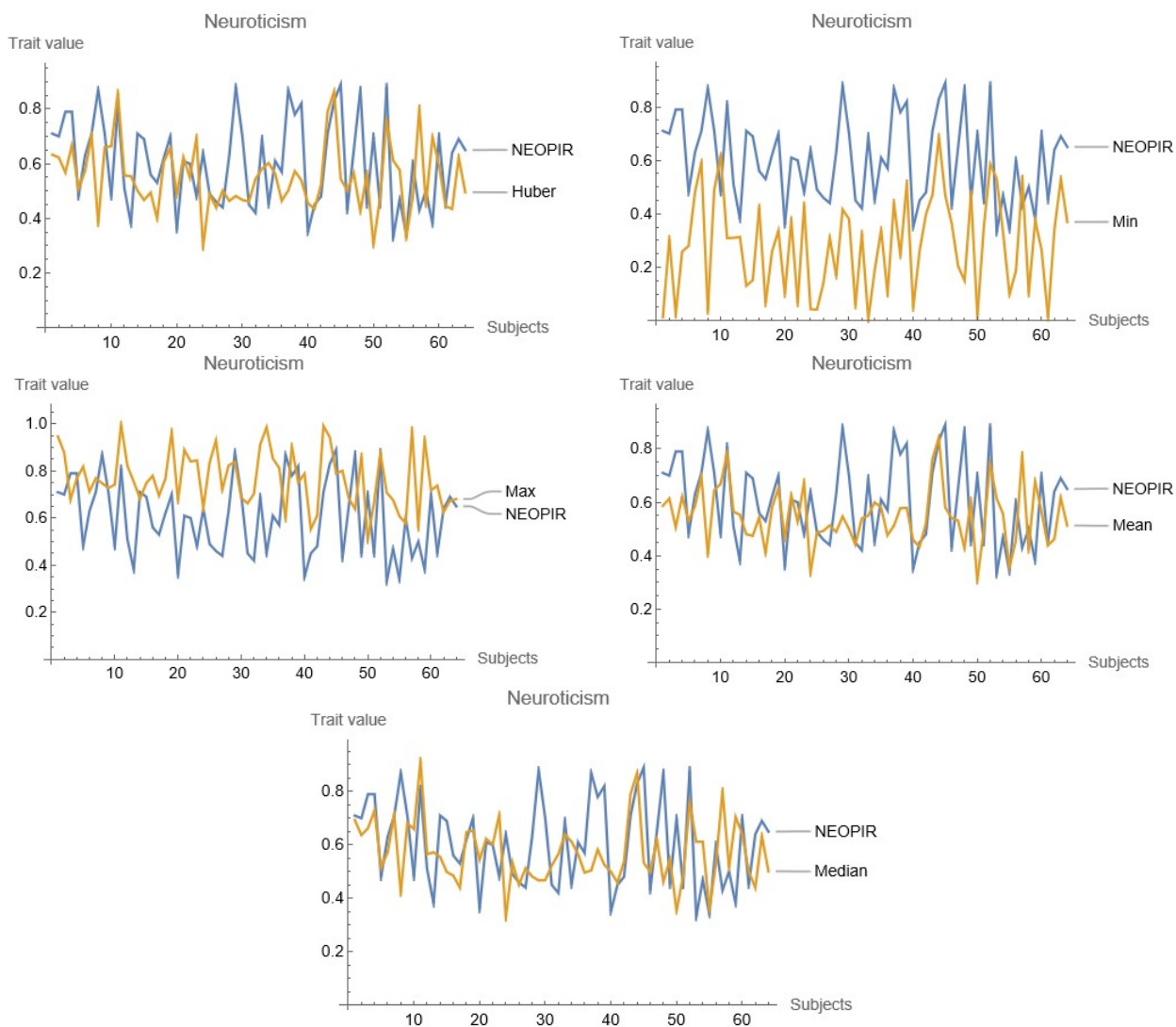
**Slika 18.** Komparativni rezultati zasnovani na ekstraverziji, gde su u obzir uzete agregacione funkcije Min, Max, Mean i Median kao i optimizacija Huberovom funkcijom

Na slici 18 gde su prikazani komparativni rezultati zasnovani na ekstraverziji možemo videti da funkcije Mean i Median daju bolje rezultate nego funkcije Min ,Max i Huberova funkcija.



**Slika 19.** Komparativni rezultati zasnovani na saradljivosti, gde su u obzir uzete agregacione funkcije Min, Max, Mean i Median kao i optimizacija Huberovom funkcijom

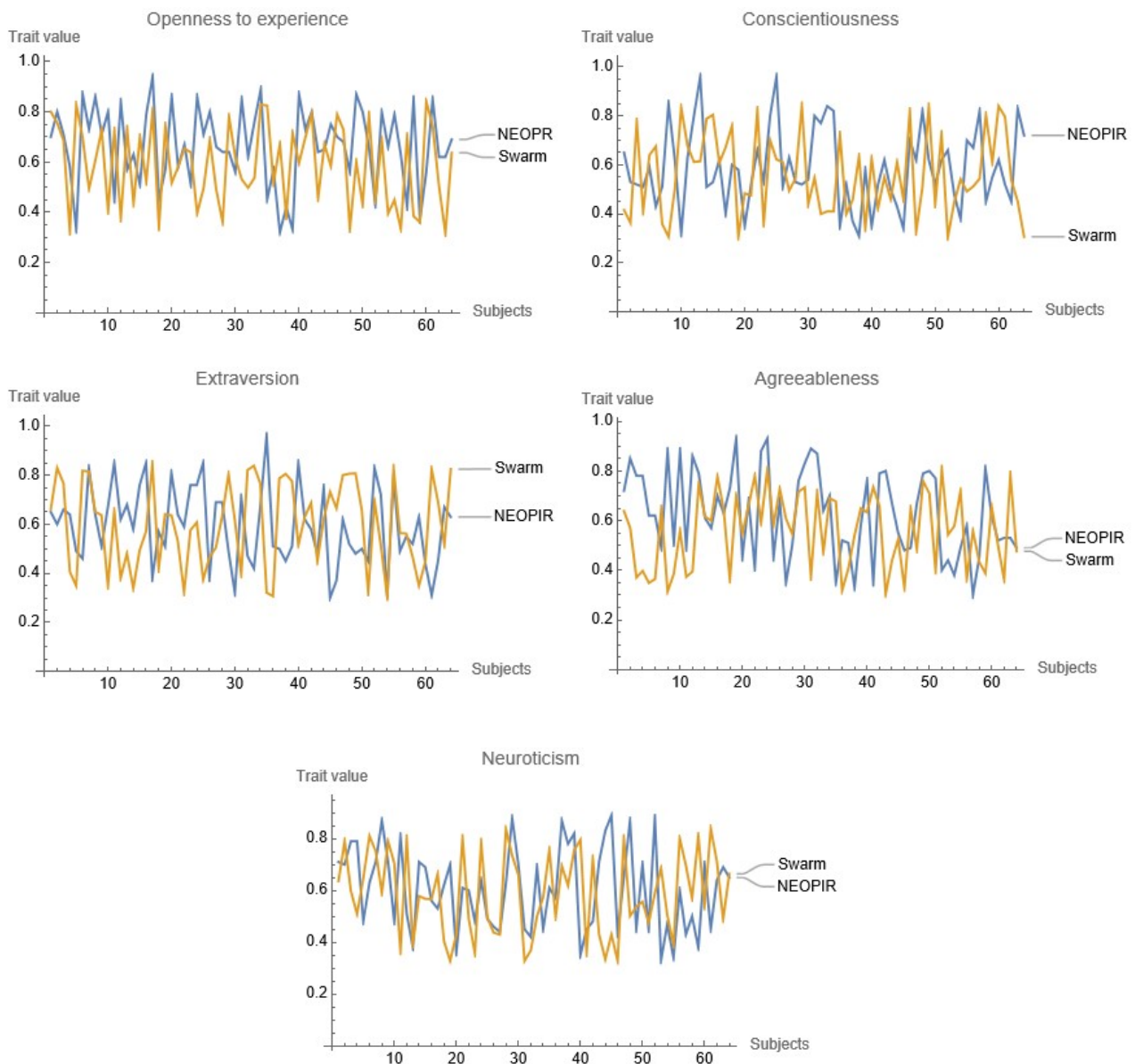
Na slici 19, su prikazani rezultati zasnovani na saradljivosti. Vidimo da funkcije Min i Max predstavljaju najudaljenije rezultate od rezultata NEO-PI-R testa. Funkcije Mean, Median i Huberova funkcija predstavljaju najpribližne rezultate NEO-PI-R rezultatima testa.



**Slika 20.** Komparativni rezultati zasnovani na neuroticizmu, gde su u obzir uzete agregacione funkcije Min, Max, Mean i Median kao i optimizacija Huberovom funkcijom

Na slici 20 gde su prikazani komparativni rezultati zasnovani na neuroticizmu možemo videti da funkcije Mean i Median daju bolje rezultate nego funkcije Min, Max i Huberova funkcija.

Na prethodnim slikama vidimo da rezultati dobijeni od strane funkcija Min i funkcije Max veoma odstupaju o NEO-PI-R rezultata testa. U retkim trenucima funkcija Min i funkcija Max mogu dati bolje rezultate od ostalih funkcija. Funkcija Min i funkcija Median daju približnije rezultate od funkcije Min i funkcije Max ali u nekim slučajevima one isto greše. Kako funkcije Min i Max daju autlajere funkcije Mean i Median teže ka središnjim vrednostima. Da bismo ovo poboljšali vidimo da rezultati bazirani na Huberovoj funkciji ne uključuju toliko autlajere kreirane od strane Min i Max funkcija, ili ih potpuno neutralizuju, takođe Huberova funkcija pokušava da normalizuje vrednosti dobijene funkcijama Mean i Median.



**Slika 21.** Komparativni rezultati NEO-PI-R testa i SAM modela zasnovanog na Optimizaciji rojem čestica

Na slici 21 gde su prikazani komparativni rezultati zasnovani SAM modelu i NEO-PI-R rezultatima testa. Možemo videti da rezultati dobijeni od strane SAM modela daju približnije rezultate od Huberove funkcije. Rezultati dobijeni od strane SAM modela prukazuju da na njih skoro i da ne utiču autlajeri generisani od funkcija Min i Max, kao i da daju približnije rezultate nego funkcije Mean i Median, kao i da smanjuju generisanje srednjih vrednosti ovih funkcija.





**Slika 22.** Rezultati funkcija SAM modela OCEAN model se sastoji od pet osobina: Otvorenost (O), Savesnost (C), Ekstraverzija (E), Saradljivost (A) i Neuroticizam (N).

Na slici 22 vidimo raspodelu nastalu od strane SAM modela koja se sastoji od OCEAN model se sastoji od pet osobina: Otvorenost (O), Savesnost (C), Ekstraverzija (E), Saradljivost (A) i Neuroticizam (N), za vrednosti veličine roja: 4, 100, 200, 300, 400, 500 kao i za vrednosti broja iteracija od: 10, 100, 200, 300, 400, 500.



**Slika 23.** Komparativni rezultati NEO-PI-R testa, Huberove funkcije i SAM modela zasnovanog na Optimizaciji rojem čestica

Na slici 23 gde su prikazani komparativni rezultati zasnovani SAM modelu i NEO-PI-R rezultatima testa. Možemo primetiti da Huberova funkcija teži ka nižim vrednostima, a da model zasnovan na algoritmu Optimizacije rojem čestica teži ka višim vrednostima.

**Tabela 8.** Poređenje između apsolutne greške, rezultati predloženih modela zasnovanih na agregacionim funkcijama (Min, Max, Mean i Median), Huberove funkcije i SAM modela zasnovanog na Optimizaciji rojem čestica

	Apsolutna greška [ $\Delta x$ ]				
	O	C	E	A	N
<b>Min</b>	0.55	0.46	0.46	0.45	0.48
<b>Max</b>	0.27	0.29	0.35	0.23	0.34
<b>Mean</b>	0.11	0.17	0.12	0.13	0.14
<b>Median</b>	0.17	0.5	0.14	0.10	0.12
<b>Humber</b>	0.17	0.16	0.13	0.14	0.14
<b>PSO</b>	0.11	0.14	0.10	0.14	0.13

**Tabela 9.** Poređenje između relativne greške, rezultati predloženih modela zasnovanih na agregacionim funkcijama (Min, Max, Mean i Median), Huberove funkcije i SAM modela zasnovanog na Optimizaciji rojem čestica

	Relativna greška [ $\Delta x$ ]				
	O	C	E	A	N
<b>Min</b>	81%	79%	75%	71%	77%
<b>Max</b>	52%	60%	72%	63%	68%
<b>Mean</b>	10%	16%	17%	11%	11%
<b>Median</b>	15%	13%	15%	15%	15%
<b>Humber</b>	24%	27%	25%	23%	23%
<b>PSO</b>	18%	8%	14%	18%	19%

U poređenju rezultata apsolutne i relativne greške prethodnih modela zasnovanih na Huber funkciji i funkcijama agregacije, prikazanih u tabeli 8 i tabeli 9, primećuje se da modeli zasnovani na Huber funkciji ostvaruju bolje rezultate od modela zasnovanih na Min i Max funkcijama agregacije, i u nekim slučajevima bolji od funkcija Mean i Median. Dodatno, modeli zasnovani na algoritmu Optimizacije rojem čestica postižu još bolje rezultate i unapređuju performanse modela zasnovanih na Huber funkciji [44,45].

## 5.3 Analiza kompleksnosti

Analiza kompleksnosti datih modela rešenja sastoji se od njihove vremenske kompleksnosti. Model zasnovan na agregacionim funkcijama Min, Max, Mean i Median sastoji se od  $n$  ulaza. Sve četiri agregacione funkcije za  $n$  ulaza imaju vremensku kompleksnost  $O(n)$ .

Model zasnovan na nelinearnoj Huberovoj funkciji ima vremensku kompleksnost  $O(n^2)$ . Iako sama vremenska kompleksnost Huberove funkcije iznosi  $O(n)$  moramo dodati kompleksnost prethodnih agregacionih funkcija koje predstavljaju ulaz u model zasnovan na Huberovoj funkciji.

Model zasnovan na Optimizaciji rojem čestica ima vremensku kompleksnost  $O(n^4)$ . Sam algoritam optimizacije rojem čestica ima vremensku složenost  $O(n^2)$ , ali takođe algoritam zavisi od broja čestica i broja iteracija samog algoritma. Iz ovoga možemo zaključiti da je SAM model veoma težak za samu analizu jer se broj čestica prostire od 4 o 900 kao i broj iteracija od 10 do 900. Iz rezultata možemo zaključiti da SAM algoritam ne daje opravdane rezultate sa povećanjem broja iteracija i broja čestica a samim tim se i vremenska kompleksnost algoritma usložnjava te se ovakav model ne može koristiti u realnom vremenu.

Kako ulaz  $n$  kod svih algoritama predstavlja konstantu, vremensko usložnjavanje sa  $O(n)$  kod modela zasnovanih na agregacionim funkcijama na vremensku kompleksnost  $O(n^2)$  kod nelinearnih funkcija i  $O(n^4)$  kod modela SAM, može se obrazložiti kao slaganje svih ovih modela linearno.

Iz prethodne analize možemo zaključiti da modeli zasnovani na agregacionim algoritmima Min, Max, Mean i Median i Huberovoj funkciji mogu biti korišćeni u realnom vremenu iako se sama kompleksnost sa prelaskom od modela zasnovanom na agregacionim funkcijama ka modelu zasnovanom na Huberovoj funkciji usložnjava. Kako se model SAM zasnovan na algoritmu Optimizacije rojem čestica može koristiti u realnom vremenu ako se koristi sa malim brojem iteracija i malim brojem česticam, vremenska kompleksnost SAM modela je daleko složenija nego modeli zasnovani na nelinearnim ili linearnim funkcijama, te se SAM model u nekim slučajevima može koristiti u sistemima zasnovanim na realnom vremenu.

## 5.4 Diskusija

Analiza osobina ličnosti na osnovu multimodalnih karakteristika predstavlja složen problem istraživanja u računarskom vidu i mašinskom učenju. U cilju poboljšanja rezultata u predviđanju vidljive ličnosti na osnovu naprednih modela, ovaj rad predlaže upotrebu različitih funkcija agregacije: Min, Max, Mean i Median, nelinearne Huberove funkcije i SAM modela koji služe za unapređenje procena OCEAN modela pri multimodalnoj detekciji ljudskih osobina u računarstvu.

NEO-PI-R predstavlja jedan od najboljih instrumenata za predviđanje Otvorenosti za iskustvo, Savesnosti, Ekstraverzije, Društvenosti i Neuroticizma. U ovom radu je prikazano da se vrlo precizna predviđanja mogu postići primenom multimodalnih modela sa funkcijama agregacije Srednje vrednosti (Mean) i Median, dok funkcije Min i Max stvaraju autlajere koje daju pogrešna predviđanja. Uočeno je da modeli koji koriste linearnu funkciju agregacije mogu doneti poboljšanja, ali i izazvati nepravilnosti u rezultatima.

Model zasnovan na nelinearnoj Huberovoj funkciji daje bolje rezultate od modela zasnovanih na linearnim funkcijama: Min, Max, Mean i Median. Takođe možemo primetiti da Huberova funkcija teži ka nižim vrednostima što nekada može dati veća odstupanja od linearnih funkcija Mean i Median.

Da bismo ovo prevazišli koristi se model zasnovan na metaheuristici i algoritmu Optimizacije rojem čestica. Model zasnovan na algoritmu Optimizacije rojem čestica - SAM, teži ka višim vrednostima od modela zasnovanim na Huberovoj funkciji. Rezultati prikazani na u tabeli 7 su vrlo korisni pri odabiru parametara za predloženi algoritam Optimizacije rojem čestica. Primećuje se da optimalna vrednost za veličinu roja (swarm size) leži između 4 i 25, dok se optimalne vrednosti za broj iteracija kreću između 10 i 25 [44]. Takođe, primećuje se da veličina roja od 700 i 800, zajedno sa odgovarajućim brojem iteracija, može pružiti prilično dobre rezultate, ali postiže se bolja efikasnost sa manjim brojem iteracija i manjom veličinom roja. Međutim, povećanjem broja iteracija i veličine roja, kompleksnost sistema se takođe povećava. Ova povećana kompleksnost ne donosi opravdanu korist u performansama celokupnog sistema.

U budućem istraživanju može se uzeti u obzir kombinacija svih dosadašnjih metoda koje će poslužiti kao temelj za primenu moći mašinskog učenja u obuci neuronskih mreža. U ovu svrhu može se koristiti Mešavina Stručnjaka (eng. *Mixture of experts*). Mešavina stručnjaka je tehnika mašinskog učenja koja koristi više stručnjaka kako bi izabrala koji stručnjak je najoptimalniji za dati problem. U ovom slučaju stručnjaci mogu biti modeli zasnovani na agregacionim funkcijama: Min, Max, Mean i Median, kao i stručnjaci koji su zasnovani na Huberovoj funkciji i SAM modelu. Cilj je postići poboljšanje predviđanja modela i utvrditi koji model može biti prepoznat kao stručnjak u ekstrakciji karakteristika.

## 6 Etika u računarstvu

Etiku možemo definisati kao granu filozofije koja pokušava da sistematično razdvoji koncepte ispravnog i pogrešnog ponašanja pojedinaca i grupa. U računarstvu pojam kompjuterska etika može da predstavlja skup dogovorenih zakona, tj. principa koji moraju regulirati upotrebu računara [48].

Kako sama disciplina ima korene u filozofiji, etika u računarstvu ili računarska etika, može se takođe definisati kao skup filozofskih smernica, koje mogu predstavljati moralne standarde, te kao takve imaju za cilj da smanje i spreče štetu i utiču na ponašanje svih aktera u domenu računarskih nauka.

Računarska etika ne obuhvata samo pravila i principe koje naučnici, programeri i ostali pojedinci koji obavljaju posao u sklopu računarskih nauka trebaju da prate. Ona takođe prožima i ostale aktere koji koriste računarske sisteme, posebno biva zastupljena i nadograđivana sa nastankom interneta i veštačke inteligencije [49].

U daljem radu biće prikazani sledeći aspekti etike vezane za računarske sisteme, kao i etike prilikom detekcije ljudskih osobina u računarstvu i kategorizacije i obrade ljudskih osobina. Etičke sekcije koje će biti prikazane su [50]:

1. objašnjenje šta predstavljaju pojmovi agent, autonomija i inteligencija (ovo je veoma važno za razumevanje veštačke inteligencije);
2. licenciranje softvera (licence poštuju i brane prava korisnika intelektualne svojine, u ovom slučaju softvera);
3. transparentnost i objašnjivost modela;
4. odgovornost pri korišćenju računarskih sistema;
5. pristrasnost modela veštačke inteligencije i računarskih sistema.

U današnjem dobu računarske tehnologije, tehnološki napredak se dešava neverovatnom brzinom. Sa ovim napretkom, računarski sistemi postaju sve napredniji u detekciji, kategorizaciji i obradi ljudskih osobina. Međutim, ova tehnološka revolucija otvara mnoga etička pitanja, jer postoji realna mogućnost da tehnologija može da dovede do zloupotrebe ljudskih prava, privatnosti i bezbednosti. Etička pitanja mogu se odnositi na detekciju, kategorizaciju i obradu ljudskih osobina u računarstvu, sa posebnim fokusom na moguće posledice.

Odgovornost prilikom korišćenja tehnologije predstavlja jedan od modernih izazova ovakvih modela. Korišćenje računara prilikom detekcije, kategorizacije i obrade ljudskih osobina može se svrstati pod po ljude najopasniji domen računarstva, te se korišćenje ovakvih tehnologija mora vršiti sa velikom odgovornošću [51].

## 6.1 Agent, autonomija i inteligencija

Da bi se razumela etička pitanja u vezi veštačke inteligencije, detekcije ljudskih osobina u računarstvu kao i kategorizacije i obrade ljudskih osobina u računarstvu, moramo da se pozabavimo nekim od osnovnih termina. U naučnoj literaturi pitanja vezana za etiku se mogu grupisati u tri različite kategorije:

1. agent;
2. autonomija;
3. inteligencija.

Da bi razumeli modernu veštačku inteligenciju moramo razumeti pojam *agenta*. Definicija agenata se može pratiti sve od 1980. godine, gde se agent može definisati kao stvar, kompjuterski program koji deluje na inteligentan način. U kontekstu veštačke inteligencije, pojam agenta je blisko povezan sa njegovim značenjem u ekonomiji ili u kognitivnim naukama, jer svi ovi termini karakterišu entitete koji deluju. U filozofiji, agent ima nameru (nakon razmatranja) [52]. Svestan je selekcije namera i pokreće akcije na njihovoj osnovi. Drugim rečima, veštački agenti (u filozofiji) nemaju agenciju. Razlike između koncepcije agenata, tehničke u veštačkoj inteligenciji, ekonomiji i psihologiji, kao i filozofskoj, imaju važne posledice sa etičkog stanovišta. Očigledno, pošto veštački inteligentni agent nema istinske ciljeve, lične namere ili pravu slobodu, ne može se smatrati odgovornim za svoje akcije, delimično jer ne može objasniti zašto se ponaša na određeni način.

Autonomni sistemi predstavljaju sisteme koji se ponašaju bez ljudske intervencije. Preciznije, uređaj se smatra *autonomnim* ako postoji niz uzročno-posledičnih veza. Počevši od prikupljanja informacija pomoću senzora do izvršavanja akcije. Filozofske tradicije često smatraju da su sposobnost izbora i regulisanja sopstvenog ponašanja osobine odraslih, racionalnih bića ili moralnih osoba. Agencija i autonomija su neophodni uslovi odgovornosti [53]. U veštačkoj inteligenciji, agent je softver unutar većeg računarskog sistema koji obavlja funkciju u ime korisnika ili drugog softverskog agenta. Autonomni agent u veštačkoj inteligenciji je softver koji funkcioniše više ili manje kontinuirano bez direktne intervencije korisnika. U veštačkoj inteligenciji se koncepti agenta i autonomije koriste bez očigledne veze sa odgovornošću. Zbog ovih konceptualnih razlika, važno je prepoznati da (filozofski) autonomni agent deluje u svoje ime i ima sposobnost da "interveniše" u svoje ponašanje (najmanje), dok (softverski) autonomni agent veštačke inteligencije nema koncept "u svoje ime". Ovo ne znači da je nezamislivo da će jednog dana postojati softverski agenti koji će apsolutno delovati bez intervencije čoveka i u svoje ime. Možda će tada biti opravdano pripisati im odgovornost za njihove postupke [54]. Međutim, poenta je da to nije slučaj sa veštačkim inteligentnim agentima koje sada imamo. Ipak, postoje etička pitanja koja se javljaju kada veštačko inteligentni agenti deluju u ime drugih korisnika ili softverskih agenata, kao i kada deluju (relativno) nezavisno od intervencije ljudi [55,56,57].

Iako su filozofska razmatranja inteligencije, koja sežu u daleku prošlost, smatrala da je ova sposobnost karakteristična samo za ljude, danas se priznaje da inteligencija može imati i druge forme. Zbog svoje značajne uloge u veštačkoj inteligenciji i opštem shvatanju računarstva, koncept inteligencije treba biti razjašnjen. U ranom modernom filozofskom mišljenju, *inteligencija* se uglavnom poistovećivala sa razumevanjem i označavala je sposobnost da se pojme ili shvate aspekti unutrašnje ili spoljne stvarnosti. U savremenoj filozofskoj terminologiji, koncept inteligencije je većinom zamenjen konceptom uma. U prirodnim i društvenim naukama, posebno u psihologiji, inteligencija označava kognitivne sposobnosti koje su merljive, na primer, kroz koeficijent inteligencije koji objedinjuje rezultate različitih testova kako bi se procenile relativne sposobnosti ljudi u populaciji [58,59].



## 6.2 Licenciranje softvera

Intelektualna svojina i licenciranje softvera su važne teme u svetu tehnologije. Intelektualna svojina obuhvata prava na intelektualne kreacije, kao što su patenti, autorska prava i zaštitne znakove. U kontekstu softvera, autorska prava su posebno važna, jer softver može biti zaštićen kao autorsko delo. Licenciranje softvera se može odvijati na razne načine. Postoje otvoreni i zatvoreni izvorni kodovi. *Otvoreni izvorni kod* znači da je softver dostupan javnosti, a korisnici mogu da ga menjaju, distribuiraju i koriste besplatno. Ovaj koncept omogućava fleksibilnost i prilagodljivost, kao i zajednički razvoj softvera. S druge strane, *zatvoreni izvorni kod* znači da vlasnik autorskih prava ima kontrolu nad softverom i njegovom distribucijom. Korisnici moraju da plate naknadu kako bi koristili softver, a distribucija i modifikacija su ograničene.

Licenciranje softvera može biti vrlo složen proces koji uključuje različite vrste prava i ograničenja. U poslovnom svetu, često se koriste licence koje ograničavaju korišćenje softvera samo na određeni broj računara, ili koje ograničavaju pravo korisnika da izvrši modifikacije na softveru.

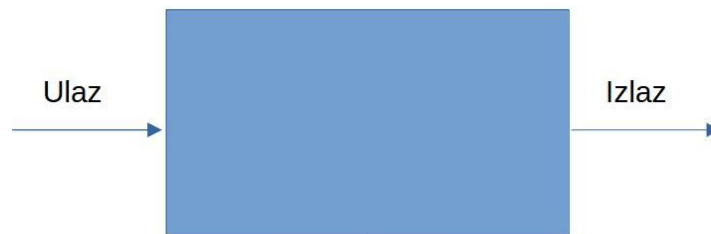
Intelektualna svojina i licenciranje softvera su važni koncepti u tehnološkom svetu. Vlasnici autorskih prava imaju pravo da licenciraju softver i kontrolišu njegovu distribuciju i korišćenje. Korisnici softvera moraju da razumeju različite vrste licenci i prava kako bi se pridržavali zakona i zaštitili se od mogućih kršenja autorskih prava.

```
# Prompt the user to enter two numbers
num1 = float(input("Enter the first number: "))
num2 = float(input("Enter the second number: "))

# Add the two numbers together
sum = num1 + num2

# Display the sum
print("The sum of", num1, "and", num2, "is", sum)
```

(a)



(b)

**Slika 24.** Primer programa otvorenog (a) i zatvorenog (b) koda

## 6.3 Slobodni, otvoreni i vlasnički softver

Softver kao intelektualna svojina može biti zaštićen na različite načine i kao takav može imati različite licence. Na dalje će biti predstavljene tri najuobičajenije ideje prilikom licenciranja softvera:

1. softver otvorenog koda
2. slobodan softver;
3. vlasnički softver.

*Softver otvorenog koda* (eng. Open Source Software), predstavlja softver kod koga je vidljiv sam izvorni kod programa. Ovim se postiže da softver otvorenog koda mogu menjati i dopunjavati krajnji korisnici i time poboljšavati sam softver [60]. Ovakav softver može takođe biti menjan individualno i grupno. Takođe, date izmene se mogu distribuirati pod različitim autorskim pravima, tj. licencama, karakteristika otvorenog koda je da on može biti korišćen bez ikakvih ograničenja u upotrebi kao i distribuciji od strane bilo koje organizacije ili krajnjih korisnika.

*Slobodni softver* (eng. Free Software) nije teško definisati, možemo reći da je softver “slobodan” ako korisniku daje određene mogućnosti, tj. određene slobode:

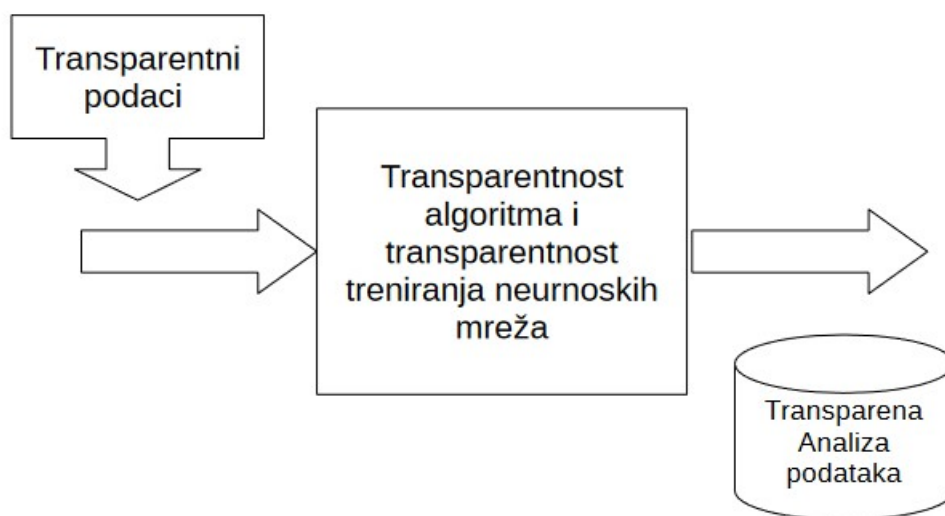
1. Sloboda 0. Slobodu pokretanja programa po vašoj želji, za bilo koju svrhu (sloboda broj 0).
2. Sloboda 1. Slobodu proučavanja načina rada programa i prilagođavanja programa vašim potrebama (sloboda broj 1). Preduslov za ovo jeste obezbeđivanje pristupa izvornom kodu.
3. Sloboda 2. Slobodu deljenja primeraka programa, kako biste mogli da pomognete bližnjem (sloboda broj 2).
4. Sloboda 3. Sloboda da delite kopije vaših izmena drugima (sloboda broj 3). Radeći ovo dajete priliku da napreduje celoj zajednici kroz vaše izmene. Preduslov za ovo je pristup izvornom kodu [61,62].

Slobodnom softveru je svojstvena Kopyleft licenca (eng. Copyleft) [63] koja omogućuje da softver uvek ostane slobodan i zahteva od onih koji program modifikuju da koriste istu licencu koja je korišćena prilikom kreiranja samog programa. Ovim se postiže da određeni korisnici i kompanije ne mogu nakon izmena da koriste drugu licencu i time zatvore prvobitno slobodan program.

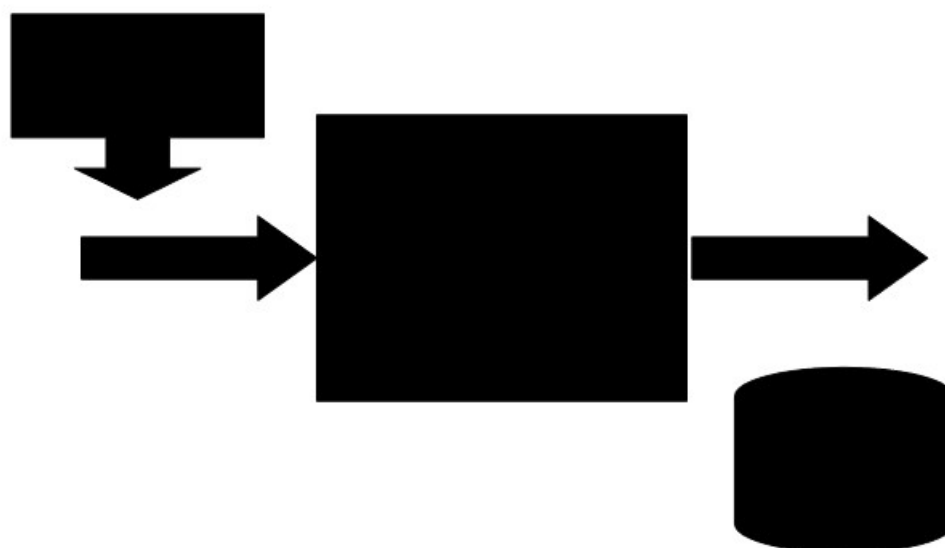
*Vlasnički softver* (eng. Proprietary software) predstavlja softver kod koga je sakriven izvorni kod programa i gde su krajnjem korisniku dostupni samo izvršne datoteke programa. Ovde možemo razliku napraviti između besplatnog programa (eng. Freeware) gde se samo korišćenje programa ne naplaćuje i programa koji je besplatan određen vremenski period, tj. probni period (eng. Shareware) [64].

## 6.4 Transparentnost i objašnjivost modela

Važno je navesti da je transparentnost prilikom prikupljanja podataka, transparentnost prilikom korišćenja ovakvih tehnologija, transparentnost prilikom treniranja neuronskih i transparentnost prilikom korišćenja algoritama veoma važna za etičku upotrebu ovakvih tehnologija u sferama ljudskih života [65].



(a)



(b)

## Slika 25. Primer transparentnog (a) i netransparentnog (b) modela

Takođe moramo da postavimo pitanje: „Da li tehnologija može da izvrši diskriminaciju?”.

Na primer, kada se koristi tehnologija prepoznavanja ljudskih osobina, postoje mogućnosti da se uspostavi diskriminacija po rasi, polu, godinama ili drugim karakteristikama koje se mogu pratiti. U takvim situacijama, tehnologija može da stvori bazu podataka koja je pristrasna i nepravedna kao i da generiše izlaz modela koji nije tačan. Ovo otvara pitanje o tome ko kontroliše i obezbeđuje kvalitet ove tehnologije i da li postoje regulative i mehanizmi za nadzor nad njenom upotrebom.

Veoma zanimljivo etičko pitanje u vezi sa detekcijom, kategorizacijom i obradom ljudskih osobina u računarstvu, jeste pitanje privatnosti. Korisnici internet usluga ostavljaju ogroman trag svojih aktivnosti na internetu, a ovaj trag se može koristiti za analizu ponašanja korisnika. Kako se povećava obim prikupljenih podataka, tako se povećava i rizik od kršenja privatnosti. Stoga je važno da se tehnološka rešenja razvijaju u skladu sa pravnim okvirom i da se koriste samo uz pristanak korisnika.

Upotreba tehnologije u prepoznavanju i kategorizaciji ljudskih osobina se treba takođe razmotriti kao ozbiljna etička tema. Detekcija ljudskih osobina može biti korisna u mnogim situacijama, kao što su osiguranje javne bezbednosti, kontrola kriminaliteta ili praćenje bolesti. Međutim, postoji mogućnost da se tehnologija koristi za praćenje aktivnosti i ponašanja pojedinaca na način koji krši ljudska prava. Ovo pitanje se odnosi na transparentnost i ograničenja upotrebe tehnologije [66,67].

## 6.5 Pristrasnost AI modela

Pristrasnost AI modela je tema koja se sve više istražuje u naučnim krugovima. Prema istraživanjima, AI modeli mogu biti pristrasni prema određenim grupama ljudi zbog nebalansiranih skupova podataka koji se koriste za treniranje modela [68]. Ostala istraživanja pokazuju da pristrasnost AI modela može biti posledica pristrasnosti ljudi koji su kreirali skupove podataka [69].

U detekciji ljudskih osobina i optimizaciji istih u domenu OCEAN modela mogu se desiti oba propusta prilikom treniranja modela zbog nebalansiranih skupova podataka kao i pristrasnost samih modela ka određenoj grupaciji ljudi.

Postoje različiti načini za smanjenje pristrasnosti AI modela. Jedan od načina je da se koriste uravnoteženi skupovi podataka za treniranje modela. Drugi način je da se koriste algoritmi koji su otporni na pristrasnost [70]. Možemo takođe videti da visokokvalitetno označavanje podataka dovodi do veće percepcije kredibiliteta podataka za treniranje, što zauzvrat povećava poverenje korisnika u AI. Međutim, to ne vredi kada sistem pokazuje pristrasnost [71].

Sve ovo vodi ka tome da ljudske osobine mogu da dovedu u opasnost pojedince kada se iste detektuju od strane računara, tako da su polja kao što su etika u detekciji ljudskih osobina u računarstvu i etika u kategorizaciji i obradi ljudskih osobina u računarstvu veoma bitna oblast.

Druga oblast koja je veoma bitna jeste kreiranje pravila pri samoj detekciji ljudskih osobina u računarstvu kao i kreiranje pravila pri kategorizaciji i obradi ljudskih osobina.

## 6.6 Etika u detekciji ljudskih osobina u računarstvu

U današnjem svetu, računari i tehnologija su postali neizostavni deo naših života. Ove tehnologije omogućavaju ljudima da brzo i efikasno obrađuju velike količine informacija, prate trendove i razvijaju nove ideje. Međutim, pored mnogih prednosti koje računari donose, postoji i pitanje etike u odnosu na detekciju ljudskih osobina u računarstvu. Jedno od etičkih pitanja koja se javljaju u ovom kontekstu je pitanje privatnosti. U savremenom računarstvu, tehnologije za prikupljanje podataka postaju sve moćnije i sveprisutnije. Ove tehnologije se koriste za prikupljanje podataka o ponašanju korisnika, njihovim interesima, navikama i potrebama. Međutim, ovo prikupljanje podataka postaje problematično kada se podaci prikupljaju bez saglasnosti korisnika ili kada se korisnik ne obaveštava o svrsi prikupljanja podataka. Takođe, postoji i pitanje šta se dešava sa prikupljenim podacima i ko ima pristup ovim podacima. Sve ovo može dovesti do kršenja privatnosti i ugrožavanja ličnih prava korisnika.

Drugo etičko pitanje koje se javlja u vezi sa detekcijom ljudskih osobina u računarstvu je diskriminacija. U mnogim situacijama, algoritmi se koriste za procenu sposobnosti ili potencijala ljudi. Međutim, ovi algoritmi mogu biti nepošteni i diskriminatorски. Na primer, ako se koristi algoritam za procenu sposobnosti za posao, ovaj algoritam može diskriminisati osobe na osnovu njihove rase, pola ili starosti. Takođe, algoritmi mogu biti nepošteni prema ljudima koji nemaju pristup tehnologiji, obrazovanju ili drugim resursima koji su potrebni da bi se uspešno koristila tehnologija.

Pitanje koje se javlja u vezi sa detekcijom ljudskih osobina u računarstvu je transparentnost. Kada se koriste algoritmi za detekciju ljudskih osobina, korisnici ne znaju uvek kako su ovi algoritmi razvijeni ili kako funkcionišu. Ovo može dovesti do nepravednih odluka ili manipulacije. Transparentnost bi omogućila korisnicima da razumeju kako se njihovi podaci koriste i na koji način utiču na njihove živote. Takođe, transparentnost bi omogućila stručnjacima iz oblasti etike da procene etičke implikacije ovih algoritama i da preporučuje odgovarajuće mere.

Da bi se prevazišli ovi etički problemi, potrebno je razviti odgovarajuće etičke smernice tj. pravila za detekciju ljudskih osobina u računarstvu. Ove smernice bi trebalo da sadrže jasna pravila o tome kako se prikupljaju, koriste i deluju podaci koji se odnose na ljude. Takođe, ove smernice bi trebalo da definišu odgovornosti svih aktera koji su uključeni u proces detekcije ljudskih osobina, uključujući programere, korisnike i stručnjake iz oblasti etike. Ove smernice bi trebalo da se oslanjaju na principe poput pravičnosti, transparentnosti i poštovanja privatnosti. Pored razvijanja etičkih smernica, potrebno je i dalje ulagati u razvoj tehnologija koje su etički prihvatljive. To bi moglo da se postigne putem ulaganja u istraživanja u oblasti etičkog računarstva, koji bi omogućili razvoj algoritama koji su fer i pravični prema svima, nezavisno od rase, pola ili starosti. Takođe, potrebno je ulagati u obrazovanje o etičkim pitanjima u računarstvu, kako bi se korisnici osnažili da prepoznaju i reaguju na nepravilnosti u korišćenju tehnologije. Detekcija ljudskih osobina u računarstvu predstavlja važnu temu koja ima značajan uticaj na naše društvo. Kako bi se prevazišli etički problemi u ovom kontekstu, potrebno je razvijati odgovarajuće etičke smernice, ulagati u istraživanja u oblasti etičkog računarstva i obrazovanje o etičkim pitanjima.

## 6.7 Etika u kategorizaciji i obradi ljudskih osobina u računarstvu

Jedna od najznačajnijih promena koju je računarska tehnologija donela jeste sposobnost da se velike količine podataka prikupe, kategorizuju i analiziraju u vrlo kratkom vremenskom periodu. Ova sposobnost računara donosi sa sobom mnoge prednosti, ali i etička pitanja koja se tiču kategorizacije i obrade ljudskih osobina.

Kategorizacija ljudskih osobina u računarskoj tehnologiji odnosi se na proces identifikacije i razvrstavanja ljudi prema određenim karakteristikama. Ove karakteristike mogu biti bilo koje vrste, uključujući godine, pol, rase, obrazovanje, zanimanje, zdravstveno stanje ili čak političko opredeljenje. Ovaj proces kategorizacije postaje problematičan kada se koriste algoritmi koji se oslanjaju na predrasude i diskriminaciju. U procesu kategorizacije ljudskih osobina u računarskoj tehnologiji, algoritmi mogu da preuzmu predrasude koje su prisutne u društvu. Na primer, ako se koriste podaci koji se odnose na rase, algoritam može da donese pogrešne zaključke i diskriminiše određene grupe ljudi. Ovo je posebno problematično kada se koristi u oblastima poput zdravstvene zaštite ili finansijskih usluga, gde se odluke koje se donose na osnovu kategorizacije mogu značajno odraziti na živote ljudi.

Obrada ljudskih osobina u računarskoj tehnologiji odnosi se na proces analize podataka koji se odnose na ljudske osobine. Ovaj proces postaje etički problematičan kada se koriste podaci koji se odnose na lične informacije, kao što su informacije o zdravstvenom stanju ili genetski podaci. Ovakvi podaci su vrlo osetljivi i mogu biti zloupotrebljeni ako se ne primenjuju odgovarajuće mere zaštite privatnosti. Ovaj proces obrade ljudskih osobina postaje dodatno problematičan kada se koriste algoritmi koji se oslanjaju na veštačku inteligenciju. Ovi algoritmi mogu da donesu zaključke koji se ne oslanjaju na stvarnost i da pogrešno interpretiraju podatke. Ovde pogrešne procene mogu dovesti do diskriminacije i nepravednog tretmana pojedinaca.

Da bi se sprečile nepravilnosti u kategorizaciji i obradi ljudskih osobina u računarskoj tehnologiji, potrebno je primeniti etičke smernice i standarde. Ove smernice trebalo bi da uključuju transparentnost u procesu prikupljanja podataka, ograničavanje pristupa osetljivim podacima i obezbeđivanje sigurnosnih mera zaštite podataka. Takođe, važno je da se koriste algoritmi koji se temelje na objektivnim kriterijumima i koji neće donositi pogrešne zaključke na osnovu predrasuda i diskriminacije. Ovi algoritmi trebalo bi da se testiraju i verifikuju pre nego što se primene u praksi, kako bi se osigurala njihova efikasnost i ispravnost.

Uz to, neophodno je da se uspostavi regulatorni okvir koji će kontrolisati proces kategorizacije i obrade ljudskih osobina u računarskoj tehnologiji. Ovaj okvir treba da obezbedi da se primenjuju etičke smernice i da se poštuju prava i slobode pojedinaca u odnosu na njihove lične podatke.



## 7 Zaključak

U ovom radu predloženo je unapređenje procena OCEAN modela primenom multimodalne detekcije ljudskih osobina. U svrhu upoređivanja i optimizacije detekcije osobina u domenu OCEAN modela biće korišćena tri pristupa: pristup zasnovan na agregacionim funkcijama Min, Max, Mean i Median, pristup zasnovan na Huberovoj funkciji kao i pristup zasnovan na Optimizaciji rojem čestica. Oblast proučavanja ljudskih osobina već decenijama predstavlja jednu od najvažnijih oblasti u psihologiji a poslednjih godina i u računarskoj detekciji ljudskih osobina.

Prvi razmatrani problem bio je detekcija ljudskih osobina u domenu OCEAN modela, kao i metode detekcije primenom NEO-PI-R upitnika u psihologiji. Drugi razmatrani problem bio je detekcija ljudskih osobina u računarstvu zasnovana na slici, zvuku, video zapisu, audio zapisu, rukopisu i tekstu. Ovde su razmatrani i multimodalni modeli detekcije ljudskih osobina.

Glavni deo rada predstavlja optimizacija izlaznih parametara multimodalne detekcije ljudskih osobina koja je prikazana u četvrtom poglavlju rada i predstavlja glavni deo naučnog istraživanja. Metod optimizacije izlaznih parametara zasnovan na agregacionim funkcijama (Min, Max, Mean i Median), primena Huberove funkcije prilikom optimizacije izlaznih parametara usled multimodalne detekcije ljudskih osobina kao i primena Optimizacije rojem čestica prilikom multimodalne detekcije ljudskih osobina i optimizacije izlaznih parametara.

Na osnovu rezultata izloženih u ovoj disertaciji, može se zaključiti da:

- Problemi detekcije i optimizacije ljudskih osobina u domenu OCEAN modela mogu biti teški, kako za detekciju tako i za optimizaciju, ljudske osobine mogu se menjati tokom vremena, ali modeli kao što su OCEAN predstavljaju stabilnije modele u detekciji ljudskih osobina
- Algoritmi korišćeni za unapređenje procena OCEAN modela primenom multimodalne detekcije ljudskih osobina mogu se razlikovati, takođe različiti modeli bolje ili lošije reaguju na određene ljudske osobine iz OCEAN modela
- Algoritmi zasnovani na agregacionim funkcijama Min i Max generišu dosta autlajera prilikom optimizacije detekcije ljudskih osobina u OCEAN modelu, dok agregacione funkcije Mean i Median teže ka srednjim vrednostima u optimizaciji detekcije ljudskih osobina
- Model zasnovan na Huberovoj funkciji smanjuje uticaj autlajera kod optimizacije detekcije ljudskih osobina kod OCEAN modela, takođe model zasnovan na Huberovnoj funkciji teži ka središnjim vrednostima

- SAM model, tj. model zasnovan na Optimizaciji rojem čestica predstavlja najoptimalniji metod za unapređenje procena OCEAN modela primenom multimodalne detekcije ljudskih osobina gde SAM model smanjuje uticaj autlajera a da pritom ne teži ka srednjim vrednostima kao modeli zasnovani na funkcijama Mean, Median i Huberovoj funkciji
- Na osnovu prethodnih tvrdnji, možemo zaključiti da se modeli zasnovani na algoritmima Optimizacije rojem čestica mogu uspešno primeniti na teške optimizacione probleme koji se pojavljuju prilikom multimodalne optimizacije procena OCEAN modela.

## 8 Literatura

- [1] Briggs, S. R., Cheek, J. M., & Buss, A. H. (1980). An Analysis of the Self-Monitoring Scale. *Journal of Personality and Social Psychology*, 38, 679-686. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.38.4.679>
- [2] Costa, P. T., Jr., & McCrae, R. R. (1992). Revised NEO Personality Inventory (NEO-PI-R) and NEO Five-Factor Inventory (NEO-FFI) professional manual. Odessa, FL: Psychological Assessment Resources.
- [3] Goleman, D. (1998, March). The emotionally competent leader. In *The Healthcare Forum Journal* (Vol. 41, No. 2, pp. 36-38).
- [4] Kassinove, H., & Sukhodolsky, D. G. (1995). Anger disorders: Basic science and practice issues. *Issues in comprehensive pediatric nursing*, 18(3), 173-205.
- [5] Kassinove, H. (Ed.). (1995). *Anger disorders: Definition, diagnosis, and treatment*.
- [6] Reis HT, Collins WA, Berscheid E. The relationship context of human behavior and development. *Psychol Bull.* 2000 Nov;126(6):844-72. doi: 10.1037/0033-2909.126.6.844. PMID: 11107879.
- [7] Reis, H. T. (2018). Intimacy as an interpersonal process. In *Relationships, well-being and behaviour* (pp. 113-143). Routledge.
- [8] Bretherton, I. (1985). Attachment theory: Retrospect and prospect. *Monographs of the society for research in child development*, 3-35.
- [9] Pantic, M., & Patras, I. (2006). Dynamics of facial expression: recognition of facial actions and their temporal segments from face profile image sequences. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 36(2), 433-449.
- [10] Ekman, P., & Friesen, W. V. (1978). Facial action coding system. *Environmental Psychology & Nonverbal Behavior*.
- [11] Costa, P. T., & McCrae, R. R. (1992). Normal personality assessment in clinical practice: The NEO Personality Inventory. *Psychological assessment*, 4(1), 5.
- [12] John, O. P., & Srivastava, S. (1999). The Big-Five trait taxonomy: History, measurement, and theoretical perspectives.
- [13] McCrae, R. R., & Costa, P. T. (2003). *Personality in adulthood: A five-factor theory perspective*. Guilford Press.
- [14] Kosinski, M., Stillwell, D., & Graepel, T. (2013). Private traits and attributes are predictable from digital records of human behavior. *Proceedings of the national academy of sciences*, 110(15), 5802-5805.

- [15] Youyou, W., Kosinski, M., & Stillwell, D. (2015). Computer-based personality judgments are more accurate than those made by humans. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 112(4), 1036-1040.
- [16] Batrinca, L., Mana, N., Lepri, B., Sebe, N., & Pianesi, F. (2016). Multimodal personality recognition in collaborative goal-oriented tasks. *IEEE Transactions on Multimedia*, 18(4), 659-673.
- [17] Mairesse, F., Walker, M. A., Mehl, M. R., & Moore, R. K. (2007). Using linguistic cues for the automatic recognition of personality in conversation and text. *Journal of artificial intelligence research*, 30, 457-500.
- [18] Mihalcea, R., & Strapparava, C. (2009, August). The lie detector: Explorations in the automatic recognition of deceptive language. In *Proceedings of the ACL-IJCNLP 2009 conference short papers* (pp. 309-312).
- [19] Rammstedt, B., & John, O. P. (2007). Measuring personality in one minute or less: A 10-item short version of the Big Five Inventory in English and German. *Journal of research in Personality*, 41(1), 203-212.
- [20] Schwartz, H. A., Eichstaedt, J. C., Kern, M. L., Dziurzynski, L., Ramones, S. M., Agrawal, M., ... & Ungar, L. H. (2013). Personality, gender, and age in the language of social media: The open-vocabulary approach. *PloS one*, 8(9), e73791.
- [21] Adler, S. (2007). Personality and the fate of organizations. *Personnel Psychology*, 60(4), 1055.
- [22] John, O. P., & Srivastava, S. (1999). The Big-Five trait taxonomy: History, measurement, and theoretical perspectives.
- [23] Vrij, A. (2008). *Detecting lies and deceit: Pitfalls and opportunities*. John Wiley & Sons.
- [24] Butcher, J. N. (2006). *MMPI-2: A practitioner's guide*. American Psychological Association.
- [25] Lee, T. T., Graham, J. R., & Arbisi, P. A. (2018). The utility of MMPI-2-RF scale scores in the differential diagnosis of Schizophrenia and Major Depressive Disorder. *Journal of personality assessment*, 100(3), 305-312.
- [26] Costa, P. T., & McCrae, R. R. (1992). *Neo Pi-R*. Odessa, FL: Psychological assessment resources.
- [27] Hathaway, S. R., & McKinley, J. C. (1943). *The Minnesota multiphasic personality inventory*, Rev. ed., 2nd printing.
- [28] McCrae, R. R., & Costa, P. T. (2003). *Personality in adulthood: A five-factor theory perspective*. Guilford Press.
- [29] Gilpin, L. H., Olson, D. M., & Alrashed, T. (2018, April). Perception of speaker personality traits using speech signals. In *Extended Abstracts of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-6).
- [30] Chen, Z., & Lin, T. (2017). Automatic personality identification using writing behaviours: an exploratory study. *Behaviour & information technology*, 36(8), 839-845.

- [31] Mikolov, T., Yih, W. T., & Zweig, G. (2013, June). Linguistic regularities in continuous space word representations. In Proceedings of the 2013 conference of the north american chapter of the association for computational linguistics: Human language technologies (pp. 746-751).
- [32] Majumder, N., Poria, S., Gelbukh, A., & Cambria, E. (2017). Deep learning-based document modeling for personality detection from text. *IEEE Intelligent Systems*, 32(2), 74-79.
- [33] Gürpınar, F., Kaya, H., & Salah, A. A. (2016, December). Multimodal fusion of audio, scene, and face features for first impression estimation. In 2016 23rd International conference on pattern recognition (ICPR) (pp. 43-48). IEEE.
- [34] Chen, Z., & Lin, T. (2017). Automatic personality identification using writing behaviours: an exploratory study. *Behaviour & information technology*, 36(8), 839-845.
- [35] Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2017). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60(6), 84-90.
- [36] Zhang, C. L., Zhang, H., Wei, X. S., & Wu, J. (2016). Deep bimodal regression for apparent personality analysis. In *Computer Vision—ECCV 2016 Workshops: Amsterdam, The Netherlands, October 8-10 and 15-16, 2016, Proceedings, Part III 14* (pp. 311-324). Springer International Publishing.
- [37] M. Vukojičić and M. Veinović, Apparent Personality Analysis Based on Aggregation Model, Univerzitet Singidunum, Beograd, 2021, doi:10.15308/Sinteza-2021-220-225
- [38] M. Grabisch, J.-L. Marichal, R. Mesiar, and E. Pap, Aggregation functions (no. 127). Cambridge University Press, 2009
- [39] Vukojičić, M. & Veinović, M. (2021b). Apparent personality analysis based on robust estimation. In Proceedings of the 5th International Conference on Applied Informatics (ICDD), Sibiu, Romania (pp. 145-154)
- [40] Kovačević, B., Milosavljevic, M. M., Veinovic, M., & Marković, M. (2017). Robust digital processing of speech signals. Springer
- [41] Kennedy, J. & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. In Proceedings of ICNN'95 – International Conference on Neural Networks, Vol. 4 (pp. 1942-1948). IEEE.
- [42] Subotic, M. & Tuba, M. (2014). Parallelized Multiple Swarm Artificial Bee Colony Algorithm (MS-ABC) for Global Optimization, *Studies in Informatics and Control*, 23(1), 117-126. DOI: 10.24846/v23i1y201412
- [43] Bacanin, N. & Tuba, M. (2012). Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm for Constrained Optimization Improved with Genetic Operators, *Studies in Informatics and Control*, 21(2), 137-146. DOI: 10.24846/v21i2y201203
- [44] Vukojevic, M., & Veinovic, M. (2022). Optimization of Multimodal Trait Prediction Using Particle Swarm Optimization. *STUDIES IN INFORMATICS AND CONTROL*, 31(4), 25-34.
- [45] Vukojevic, M., & Veinovic, M. (2023). Trait Analysis Based on Multimodal Prediction and Optimization of the Output Parameters: A Survey, *Serbian Journal of Electrical Engineering* (pp. 229-242)

- [46] Yang, X. S. (Ed.). (2020). *Nature-Inspired Computation and Swarm Intelligence: Algorithms, Theory and Applications*. Academic Press.
- [47] Bansal, J. C., Singh, P. K. & Pal, N. R. (Eds.). (2019). *Evolutionary and Swarm Intelligence Algorithms*, 1-9. Berlin, Germany: Springer
- [48] Buolamwini, J., & Gebru, T. (2018, January). Gender shades: Intersectional accuracy disparities in commercial gender classification. In *Conference on fairness, accountability and transparency* (pp. 77-91). PMLR.
- [49] Floridi, L. (2016). Faultless responsibility: On the nature and allocation of moral responsibility for distributed moral actions. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 374(2083), 20160112.
- [50] Yudkowsky, E. (2008). Artificial intelligence as a positive and negative factor in global risk. *Global catastrophic risks*, 1(303), 184.
- [51] Selbst, A. D., Boyd, D., Friedler, S. A., Venkatasubramanian, S., & Vertesi, J. (2019, January). Fairness and abstraction in sociotechnical systems. In *Proceedings of the conference on fairness, accountability, and transparency* (pp. 59-68).
- [52] Floridi, L. (2019). *The logic of information: A theory of philosophy as conceptual design*. Oxford University Press.
- [53] Jobin, A., Ienca, M., & Vayena, E. (2019). The global landscape of AI ethics guidelines. *Nature Machine Intelligence*, 1(9), 389-399.
- [54] Mittelstadt, B. D., & Floridi, L. (2016). The ethics of big data: current and foreseeable issues in biomedical contexts. *The ethics of biomedical big data*, 445-480.
- [55] Shankar, S., Halpern, Y., Breck, E., Atwood, J., Wilson, J., & Sculley, D. (2017). No classification without representation: Assessing geodiversity issues in open data sets for the developing world. arXiv preprint arXiv:1711.08536.
- [56] Selbst, A. D., Boyd, D., Friedler, S. A., Venkatasubramanian, S., & Vertesi, J. (2019, January). Fairness and abstraction in sociotechnical systems. In *Proceedings of the conference on fairness, accountability, and transparency* (pp. 59-68).
- [57] Jobin, A., Ienca, M., & Vayena, E. (2019). The global landscape of AI ethics guidelines. *Nature Machine Intelligence*, 1(9), 389-399.
- [58] Caliskan, A., Bryson, J. J., & Narayanan, A. (2017). Semantics derived automatically from language corpora contain human-like biases. *Science*, 356(6334), 183-186.
- [59] Buolamwini, J., & Gebru, T. (2018, January). Gender shades: Intersectional accuracy disparities in commercial gender classification. In *Conference on fairness, accountability and transparency* (pp. 77-91). PMLR.
- [60] Perens, B. (1999). The open source definition. *Open sources: voices from the open source revolution*, 1, 171-188.

- [61] Stallman, R. M. (2002). What is free software. *Free Society: Selected Essays of*, 23.
- [62] Stallman, R. (2002). *Free software, free society: Selected essays of Richard M. Stallman*. Lulu. Com.
- [63] Söderberg, J. (2002). Copyleft vs. copyright: A Marxist critique. *First Monday*.
- [64] Goss, A. K. (2007). Codifying a commons: copyright, copyleft, and the Creative Commons project. *Chi.-Kent L. Rev.*, 82, 963.
- [65] Gerards, J. H., Kulk, S., Berlee, A., Breemen, V. E., & van Neijenhof, F. P. (2020). Getting the future right: Artificial intelligence and fundamental rights.
- [66] Floridi, L. (2016). Faultless responsibility: On the nature and allocation of moral responsibility for distributed moral actions. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 374(2083), 20160112.
- [67] Mittelstadt, B. D., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S., & Floridi, L. (2016). The ethics of algorithms: Mapping the debate. *Big Data & Society*, 3(2), 2053951716679679.
- [68] Buolamwini, J., & Gebru, T. (2018). Gender shades: Intersectional accuracy disparities in commercial gender classification. *Proceedings of the 1st Conference on Fairness, Accountability and Transparency - FAT\* '18*, 77–91. <https://doi.org/10.1145/3178876.3186151>
- [69] Crawford, K., & Paglen, T. (2019). Excavating AI: The politics of images in machine learning training sets. *Journal of Visual Culture*, 18(3), 425–449. <https://doi.org/10.1177/1470412919863794>
- [70] Buolamwini, J., & Gebru, T. (2018). Gender shades: Intersectional accuracy disparities in commercial gender classification. *Proceedings of the 1st Conference on Fairness, Accountability and Transparency - FAT\* '18*, 77–91. <https://doi.org/10.1145/3178876.3186151>
- [71] Kamiran, F., & Calders, T. (2012). Data preprocessing techniques for classification without discrimination. *Knowledge and Information Systems*, 33(1), 1–33. <https://doi.org/10.1007/s10115-011-0463-8>