

## BIG DATA I MAŠINSKO UČENJE THE BIG DATA AND MACHINE LEARNING

Željko Vujović

**REZIME:** Cilj ovog rada je da prikaže napredne metode za traženje novih znanja, sadržanih u BIG DATA, ogromnim, rastućim skupovima podataka i tehnologiji. U tom cilju je osvijetljeno mašinsko učenje, nauka koja obučava računare da analiziraju podatke i rešavaju zadatke bez potrebe da budu, eksplicitno, programirani da to rade. Prikazane su podoblasti mašinskog učenja, kao dijela vještačke inteligencije, kojima se rešavaju navedeni problemi. Podoblasti klasičnog mašinskog učenja su nadgledano učenje (klasifikacija i regresija), nenadgledano učenje (klastering, pretraživanje obrazaca, smanjenje dimenzionalnosti), vektor mašine podrške i stablo odlučivanja. Podoblasti savremenog mašinskog učenja su pojačano učenje, ansambl metoda, neuronske mreže i duboko učenje, i Bajesove mreže, kao specijalna, dodatna podoblast i metoda u oblasti mašinskog učenja. Rad i rezultati ovog rada su značajni zbog toga što su opisane metode mašinskog učenja nezaobilazne, s naglaskom da će da im se povećava značaj, jer je realno očekivanje da će BIG DATA tehnologija da se razvija, s tendencijom apsorbovanja novih podataka iz mnoštva izvora, stvarajući nove izvore znanja. Web 2.0, sa svojim Google aplikacijama, blogovima, vikipedijom, društvenim mrežama, Fejsbookom, folksonomijama, dijeljenjem videozapisa online, Web mobilnim aplikacijama, samo je jedan od tih neiscrpnih izvora podataka. Znanje se dobija iz analize podataka.

**KLJUČNE REČI:** mašinsko učenje, big data, vektro podrške mašine, stablo odlučivanja, neuronske mreže, Bajesove mreže

**ABSTRACT:** The aim of this paper is to present advanced methods for the search for new knowledge contained in BIG DATA, huge, growing datasets and technology. To that end, machine learning is illuminated, a science that trains computers to analyze data and solve tasks without having to be explicitly programmed to do it. Sub-areas of machine learning, as part of artificial intelligence, are presented to solve these problems. The areas of classical machine learning are supervised learning (classification and regression), unsupervised learning (clustering, pattern search, dimensionality reduction), the support machine vector, and the decision tree. The areas of modern machine learning are enhanced learning, ensemble methods, neural networks and deep learning, and Bayesian networks, as special, additional sub-fields and methods in the field of machine learning. The work and results of this paper are significant because the described machine learning methods are inevitable, with the emphasis that they will increase in importance, as it is a realistic expectation that BIG DATA technology will evolve, with a tendency to absorb new data from many sources, creating new sources of knowledge. Web 2.0, with its Google apps, blogs, wikipedia, social networks, Facebook, folksonomies, video sharing online, Web mobile apps, is just one of these inexhaustible sources of data. Knowledge is obtained from data analysis.

**KEY WORDS:** machine learning, big data, support vector machine, decision tree, neural networks, Bayesian networks

### 1. UVOD:

Big Data se definše kao skup podataka ogromne vleičine, koji raste eksponencijalno s vremenom. Obuhvata tehnologije s alatima i procesima za organizaciju i skladištenje tih podataka. Big Data podaci su nastali od biliona do triliona zapisa miliona ljudi, iz različitih izvora. Obično su slabo strukturirani, nepotpuni i nepristupačni.

Polazi se od toga da je Web 2.0 glavni izvor Big Data podataka, zbog toga što postoji tendencija da, on, apsorbuje i one podatke, koji su nastali i iz drugih izvora. S ciljem da se zadovolje potrebe Web 2.0, nastale su nerelacione baze podataka, kao jedan od stubova BIG DATA tehnologija. Rast potreba Web 2.0 se ogleda u društvenim mrežama, vikipediji, blogovima, folksonomiji<sup>1</sup>, dijeljenju videozapisa online, Web-mobilnim aplikacijama i tako dalje.

Razlog, koji je motivisao ovo istraživanje, je iskrsla potreba da se da *state-of-the-art* pregled glavnih metoda mašinskog učenja.

Mašinsko učenje se, od 1998. godine, definicijom T. Mi-

<sup>1</sup> Folksonomija je sistem koji je stvorio korisnik za klasifikovanje i organizovanje sadržaja online u različite kategorije, upotrebom metapodataka, takvih kao što su elektronski tagovi. (Metapodaci su podaci koji opisuju i daju informacije o drugim podacima.)

tchela, opisuje kao sposobnost računara da uči iz iskusva E u odnosu na neku klasu zadataka T i mjera dostignuća P, ako se njegov rad na T, poboljšava s iskustvom. Znači, računari su, mašinskim učenjem, dobili mogućnost da uče bez eksplicitnog programiranja. Da bi se to ostvarilo, oblast mašinskog učenja je definisana kao proučavanje metoda kako da, računari, primijene naučena pravila na nove, nikad ranije viđene podatke/zadatke. Pronalazi karakteristične zavisnosti među podacima. Koristi generalizaciju postojećih podataka kao osnov za pronalaženje novih. Obraduje podatke iterativno, omogućavajući uređaju da pronađe skrivena znanja u podacima. Osposobljava mašinu da pronađe nove informacije, u odnosu na one koje su poznate u trenutku učenja.

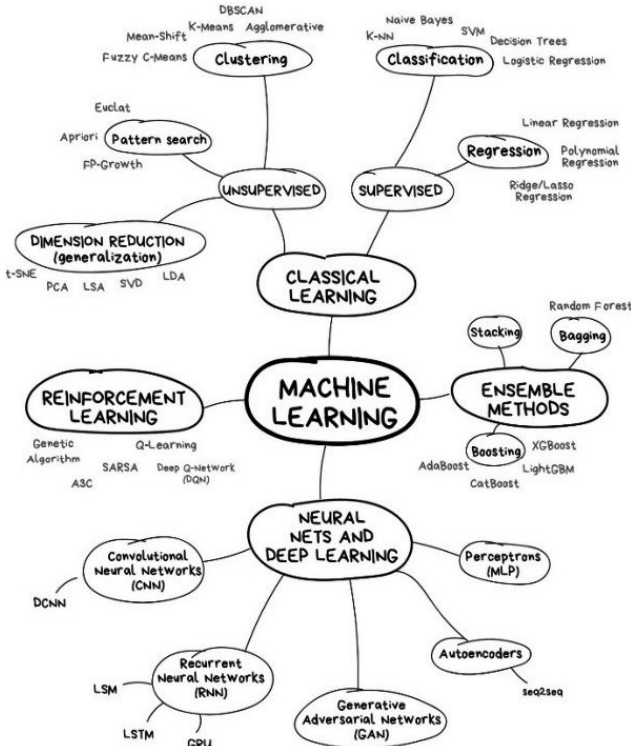
U radu su opisane sve metode klasičnog mašinskog učenja, vektor podrške mašine (SVM), pojačano učenje, ansambl metoda (?), stablo odlučivanja, neuronske mreže i Bajesove mreže.

U pregledu literature su navedeni najznačajni izvori, objavljeni u poslednjih pet godina.

### 2. MAŠINSKO UČENJE

R2. Mašinsko učenje se dijeli na klasično i prošireno. Klasično mašinsko učenje obuhvata nadgledano, nenadgledano. Prošireno mašinsko učenje obuhvata pojačano učenje, neu-

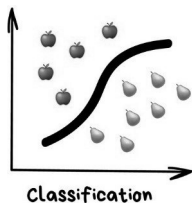
ronske mreže i duboko učenje i ansamble metoda. Ove vrste se granaju na podvrste. Nadgledano, na klasifikaciju i regresiju, nenadgledano, na klastring, prepoznavanje obrazaca i smanjenje dimenzionalnosti. Pojačano na genetske algoritme i Q-učenje. Neuronske mreže i duboko učenje na konvolucione, rekurentne, generative neuronske mreže, adversariala, autoenkodere i perceptrone.



Slika 1 – Mapa svijeta mašinskog učenja

Uz ove metode, opisan je vektor podrške mašine i stablo odlučivanja, kao proširenje metoda klasičnog učenja, a Bajesove mreže, kao dodatna specijalna metoda u proširenom mašinskom učenju.

Nadgledano mašinsko učenje je takav postupak, u kojem se, prvo, dovodi skup podataka za trening, na ulaz za učenje. Na osnovu tog skupa podataka<sup>2</sup>, model „uči“ veze i odnose među podacima. Naučenu logiku, kasnije, primjenjuje na skupove podataka, koje, do tada, nije vidio.



Slika 2 – Klasifikacija dijeli predmete na osnovu jednog od ranije poznatih atributa. Razdvaja čarape na osnovu boja, dokumente na osnovu jezika, muziku na osnovu žanra

<sup>2</sup> Podatak je jednostavna, neobrađena, izolovana misaona činjenica, koja ima neko značenje. To su znakovni prikazi činjenica i pojmova. Opisuju svojstva objekata i njihovih odnosa u prostoru i vremenu. Podatak je nematerijalne prirode. Postoji u našim mislima. Nema značenje unutar ili izvan svog postojanja ili o samom sebi. Pridružuje se značenju kojim opisuje svojstva objekta. Može da postoji u bilo kojem obliku, bio upotrebljiv ili ne.

Nadgledano učenje rešava problem klasifikacije predmeta, problema ili situacija na osnovu povezanih podataka, koji se unose u mašinu. Podaci, koji se unose, su karakteristike, obrasci, dimenzije, boja i visina predmeta, ljudi i situacije. Učenje (odnosno obučavanje) se ponavlja sve dok mašina ne postane sposobna da tačno klasifikuje objekat klasifikacije.

Klasifikacija podataka<sup>3</sup> je sortiranje i kategorizacija podataka u različite tipove, oblike ili bilo koju drugu posebnu klasu. Klasifikacija podataka omogućava odvajanje i klasifikaciju prema zahtjevima skupa za različite poslove ili lične ciljeve. To je, uglavnom, proces upravljanja podacima. Klasifikacija podataka je raznolik proces. Uključuje različite metode i kriterijume za sortiranje podataka u bazi ili skladištu. Obično se vrši preko baze podataka ili softvera za poslovnu inteligenciju, koji ima mogućnost skeniranja, identifikacije i odvajanja podataka. Naprimjer: odvajanje podataka o klijentima na osnovu pola. Prepoznavanje i čuvanje često korišćenih podataka u kešu/disku memorije. Sortiranje podataka na osnovu sadržaja/vrste datoteke, veličine i vremena podataka. Redanje iz bezbrojnih razloga, klasifikovanjem podataka u ograničene, javne i privatne tipove podataka.

**STUDIJA SLUČAJA KLASIFIKACIONE ANALIZE**

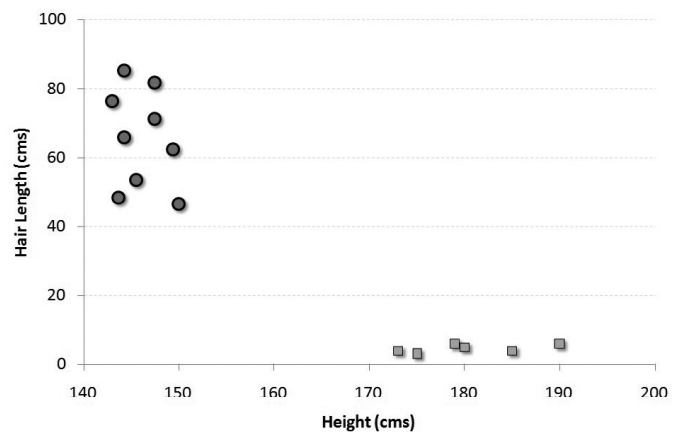
Podaci za učenje: skup 50% muškaraca, 50% žena.

Karakteristike za klasifikaciju: tjelesna visina i dužina kose.

Rezultat – slika: plavi krugovi su žene, zeleni kvadrati su muškarci.

Novi podatak, koji treba da se klasifikuje: osoba visoka 180 cm, s dužinom kose 4 cm.

Zaključak (pretpostavka) na osnovu slike-rezultata učenja: osoba je muško.

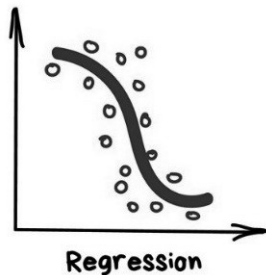


Slika 3 – Klasifikacija podataka za obuku mašine

Regresija je statistički proces za procjenjivanje odnosa između zavisne varijable („izlazna varijabla“) i jedne ili više nezavisnih varijabli („predskazivači“, „kovarijate“ ili „karakteristike“). Koristi se mnogo za predviđanje, prognozu i pronalazak.

<sup>3</sup> Podaci se pamte, zapisuju i bilježe na način koji im je primjeren i koji im odgovara. Oblici podataka mogu da budu: zvučni, slikovni, brojevi ili tekstualni. Struktura podataka je apstraktna. Čine je: značenje (naziv i opis značenja određenog svojstva), vrijednost (mjera i iznos) i vrijeme. Podaci u kontekstu (smislu) i kombinovani unutar strukture, čine informaciju.

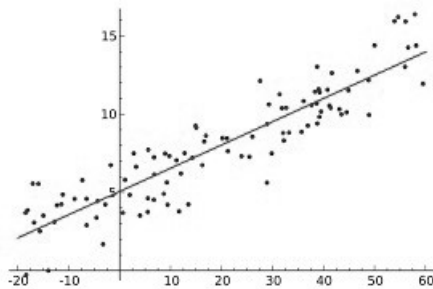
laženje uzročn-posledičnih veza između promjenljivih. Otkriva odnose između zavisnih varijabli u fiksnom skupu podataka. Da bi se koristila za predviđanje ili zaključivanje uzročnih odnosa, respektivno, istraživač treba pažljivo da podesi zašto postojeći odnosi imaju moć predviđanja za novi kontekst ili zašto odnos između dvije varijable ima uzročnu interpretaciju.



Slika 4 – Regresija – Crta liniju kroz tačkice. Procjenjuje karakteristiku zavisnosti između promjenljivih

Regresijske tehnike se, uglavnom, razlikuju na osnovu broja nezavisnih varijabli i vrste odnosa između nezavisnih i zavisnih varijabli.

Linearna regresija je takva regresija, u kojoj, istraživač, traži liniju (ili složenu linearnu funkciju), koja najbliže odgovara podatku u skladu sa specifičnim matematičkim kriterijumom.

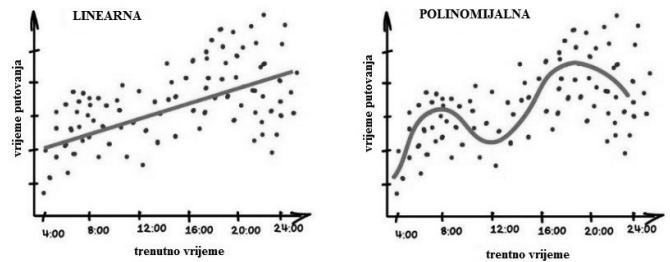


Slika 5 – Linearna regresija

U linearnoj regresiji je broj nezavisnih promjenljivih jedan i postoji linearni odnos između nezavisne (x) i zavisne (y) promjenljive. Crvena linija na gornjem grafikonu se označava kao najbolje odgovarajuća prava linija. Na osnovu datih podataka, pokušava se da se nacrti linija koja najbolje modelira tačke. Linija može da se modelira na osnovu linearne jednačine:  $y = a \cdot x + b$ . Motiv algoritma linearne regresije je pronalaženje najbolje vrijednosti za a i b.

Nenadgledano mašinsko učenje se izvodi bez skupa podataka za trening. Oslanja se na sopstvene tehnike pronalaska skrivenog znanja. Koristi se da bi mašine mogle da razvrstavaju i opipljive i nematerijalne predmete bez davanja, mašinama, informacija o predmetima. Objekti, koje mašine treba da klasifikuju, su različiti. Naprimjer, navike kupovine kupaca, obrasci ponašanja bakterija i hakerskih napada. Glavna ideja, na kojoj se zasniva nenadgledano učenje, je da se mašine izlože velikim količinama različitih podataka i da im se omogući da uče i zaključuju iz podataka. Za to je potrebno, prvo, da budu programirane da uče na podacima.

PREDVIĐANJE SAOBRAĆANE GUŽVE

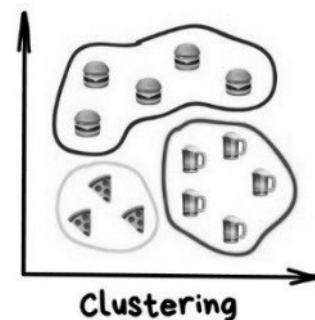


REGRESIJA

Slika 6 – Linearna i Polinomijalna regresija<sup>4</sup> – Mašina pokušava da jednostavo povuče liniju koja ukazuje na prosječnu korelaciju, međusobnu povezanost između različitih pojava predstavljenih vrijednostima dviju varijabli. Znači da je vrijednost jedne varijable moguće odrediti na osnovu saznanja o vrijednosti druge varijable. Promjena vrijednosti jedne varijable utiče na promjenu vrijednosti druge varijable.

Računarski sistemi treba da imaju smisao za velike količine strukturiranih i nestrukturiranih podataka i da pružaju uvid u njih. Možda nije izvodljivo davanje prethodnih informacija o svim vrstama podataka, koje računarski sistem može da primi tokom određenog vremena. Nadgledano učenje možda nije prikladno kada su računarskim sistemima potrebne stalne informacije o novim vrstama podataka. Naprimjer, hakerski napadi na finansijske sisteme ili bankarske servere, često mijenjaju prirodu i obrasce. U takvim slučajevima, nenadgledano učenje može da bude pogodnije jer sistemi moraju da budu osposobljeni da brzo nauče iz podataka o napadima, zaključuje vrste budućih napada i predlože preventivne akcije.

KLASTERISANJE je grupisanje sličnih objekata u skup poznat pod imenom klaster. Objekti u jednom klasteru biće, vjerovatno, različiti od objekata grupisanih u drugom klasteru.



Slika 7 – Klastering – Dijeli predmete na osnovu nepoznatih funkcija. Mašina bira najbolji način. Klasterisanje je klasifikacija bez unaprijed definisanih klasa. To je kao dijeljenje čarapa po boji, kada nijesu poznate boje koje postoje. Algoritam klasterisanja pokušava da pronade slične objekte po nekim karakteristikama i spoji ih u klaster. Može da se odredi i tačan broj klastera.

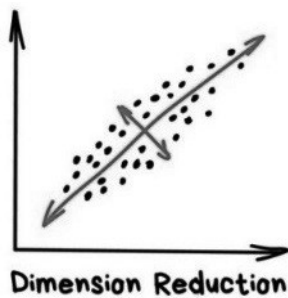
Klasterisanje je jedan od glavnih zadataka u istraživanju podataka. To je univerzalna tehnika, koja se koristi u statističkoj analizi podataka. Klasterisanje nije jedan specifični

<sup>4</sup> Regresija (zavisnost) mjera odnosa srednje vrijednosti jedne promjenljive (npr. izlaza) i odgovarajućih vrijednosti drugih promjenljivih (npr. vremena i troškova).

algoritam. Ono je opšti zadatak, koji može da se riješi pomoću nekoliko algoritama. Popularne metode klasterisanja su: hijerarhija, particioniranje, zasnovano na gustini i na modelu. Klasterisanje i analiza klastera su sinonimi. Klasterisnjem se stvaraju različite vrste klastera, u kojima se nalaze svi objekti određenog skupa podataka. Može da bude tvrdo ili meko. U tvrdom klasterisanju, objekat ili pripada klasteru, ili ga nema. U mekom klasterisanju (fuzzy clustering) objekat može da pripada mnogim klasterima. Krajnji cilj klasterisanja je intrinzično<sup>5</sup> grupisanje neobilježenih podataka. Primjenjuje se u istraživanju tržišta, prepoznavanju uzoraka, vađenju i analizi podataka, kompresiji podataka, prepoznavanju slika ili još mnogo toga.

Koncept klastera ne može da se definiše lako. Zbog toga postoji veliki broj algoritama za klasterisanje. Istraživači primjenjuju različite modele klastera, zasnovane na predmetnom skupu podataka i onome za šta se koriste. Naprimjer, hijerarhijsko klasterisanje se zasniva na povezanosti na daljinu, dok se, modleli distribucije, zasnivaju na statističkoj distribuciji.

Smanjenje dimenzija je proces smanjenja skupa karakteristika u računaru velikih resursa bez gubitka važnih informacija. Smanjenje broja karakteristika znači da se smanjuje broj promjenljivih. To olakšava i ubrzava rad računara. Skup karakteristika može da bude skup podataka sa stotinu stubaca (mogućnosti). Može da bude i niz tačaka, koje čine veliku sferu u trodimenzionalnom prostoru. Smanjenje dimenzija je smanjenje broja stubaca ili pretvaranje sfere u krug u dvodimenzionalnom prostoru.

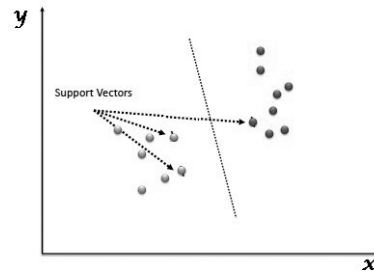


Slika 8 – Redukcija dimenzija – Sastavlja određene karakteristike u one višeg nivoa

### 3. VEKTOR PODRŠKE MAŠINE

Vektor podrške mašine je nadgledani algoritam mašinskog učenja. Koristi se za klasifikaciju i regresiju podataka. Svaki elementarni podatak se predstavlja tačkom u n-dimenzionalnom prostoru (n je broj karakteristika pomoću kojih se opisuju podatak). Vrijednost svake karakteristike je vrijednost određene koordinate. Klasifikacija se vrši tako što će da se pronade granica (hiperravan), koja dobro razdvaja dvije klase.

5 Intrinzičan = unutrašnji, bitan, svojstven



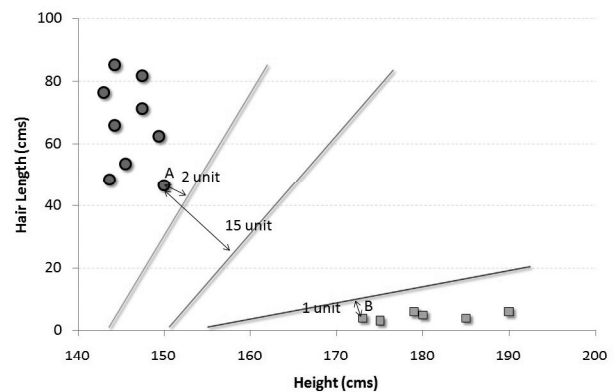
Slika 9 – Vektori podrške i vektor podrške mašine

Vektori podrške je koordinata pojedinačnog elementarnog podatka (predstave podatka). Vektor podrške mašine je granica (hiperravan/linija), koja najbolje razdvaja dvije klase.

Najbolja granica odvajanja (SVM) se određuje na sledeći način:

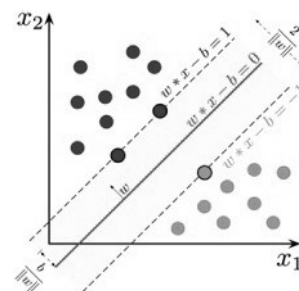
1. Pronalazi se minimalna udaljenost granice (hiperravni) od najbližeg vektora podrške.
2. Kada se dobiju ovakve udaljenosti za sve granice (hiperravni), bira se granica (hiperravan) koja ima maksimalno rastojanje od najbližeg vektora podrške.

Postoji mnogo mogućih granica, kojima mogu da se klasifikuju podaci. Slede tri moguća:



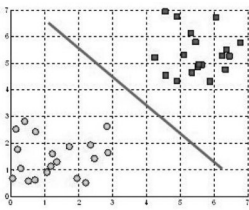
Slika 10 – Izbor najbolje granice (hiperravni).

1. Pronalazi se minimalna udaljenost granice od najbližeg vektora podrške, koji može da pripada bilo kojoj klasi.
2. Kada se dobiju ovakve udaljenosti od najbližeg vektora podrške za sve granice (hiperravni), bira se granica (hiperravan), koja ima maksimalno rastojanje od najbližeg vektora podrške.

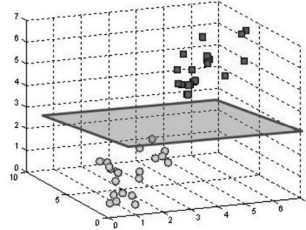


Slika 11 – Hiperravan s maksimalnom marginom i margina za SVM obučen s uzorcima iz dvije klase. Uzorci na margini su vektori podrške.

A hyperplane in  $R^2$  is a line

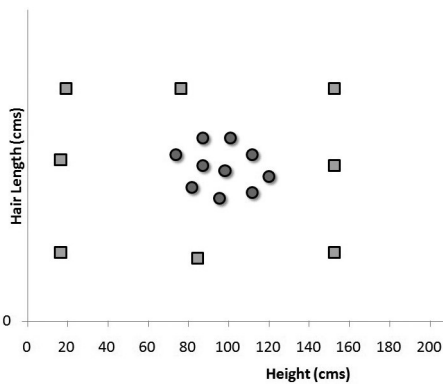


A hyperplane in  $R^3$  is a plane



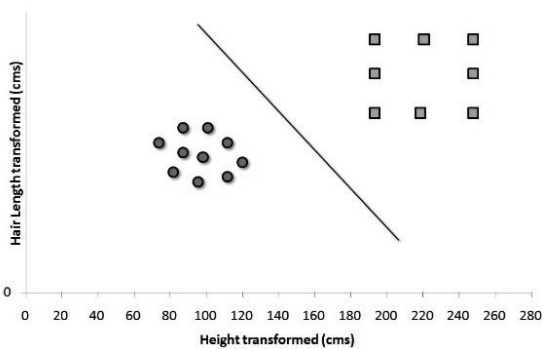
Slika 12 – Hiperravnini i vektori podrške u 2D i 3D prostoru

Dimenzija hiperravnini zavisi od broja karakteristika kojima se opisuju vektori podrške. U slučaju da je broj ulaznih karakteristika 2, hiperravan je prava linija (slika lijevo). U slučaju da je broj ulaznih karakteristika 3, hiperravan je dvodimenzionalna (slika desno). Kada je broj ulaznih karakteristika  $n$ , tada je hiperravan apstraktna  $(n-1)$  dimenzionalna ravan,



Slika 13 – Specijalni slučaj distribucije vektora podrška u kojem nije moguće da se odredi SVM u ovakvoj ravni

U navedenom slučaju je potrebno da se preslikaju vektori tačaka u ravan više dimenzije. Poslije tog preslikavanja biće moguće da se razdvoje klase jedna od druge. Takvo prslikavanje može da izgleda kao na slici:



Slika 14 – Distribucija vektora podrške poslije preslikavanja

Svaki elementarni podatak (vektor podrške) je mapiran skalom preslikavanja. Skala preslikavnja omogućava razdvajanje klase. Preslikavanje izvodi posebni algoritam.

#### 4. STABLO ODLUČIVANJA

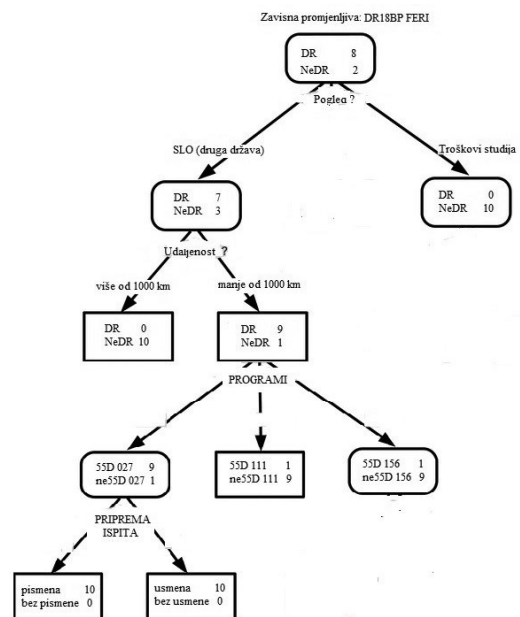
Stablo odlučivanja je način predstavljanja i analiza situacije odlučivanja. Naročito pogodno kada postoji mogućnost da se, situacija odlučivanja, podijeli na niz manjih situacija,

koje se, u vremenskom nizu, nalaze jedna uz drugu. Lančano vezane odluke su takve odluke kada se, jedna vrsta odluke, izvodi iz druge vrste odluke. Njime se odslikava cjelokupna situacija odlučivanja: sve raspoložive verzije odluke, na više nivoa donošenja, povezane nizvjesnosti, s mogućim sprovođenjem svake verzije odluke na svakom posmatranom nivou, i mogući ishodi i posledice svake od akcija, koje čine vrijednost odluke, (mogu da se kvantifikuju, izmjere istom mjerom). Stablo odlučivanja služi donosiocima odluke kao podrška razumijevanju osnovnog problema izbora, procjeni raspoloživih verzija odluke i obuhvatanju neizvjesnih događaja, koji utiču na ishode i verzije odluke.

Struktura stabla odlučivanja se sastoji od čvorova i grana. Grane spajaju čvorove roditelja s čvorovima nasljednika – djetce. Čvor koji se nalazi na vrhu stabla nema roditelja. Svi ostali, unutrašnji čvorovi, imaju samo jednog roditelja. Čvorovi koji nemaju nasljednika, nazivaju se listovi. Listovi su sva moguća rešenja, koja mogu da se dobiju iz datog stabla. Listovi su čvorovi odgovora. Ostali su čvorovi odluke.

Nizovi grana, u stablu odlučivanja, proizilaze iz čvorova odlučivanja i čvorova okolnosti. Okolnosti su kontekst odlučivanja. Čine ih uzajamno isključivi događaji. Grane, koje se oslanjaju na čvorove odlučivanja, su neizvjesni događaji. Ti događaji nijesu pod nadzorom donosioca odluke.

Svaki put, koji vodi kroz stablo, od početka do krajnjih grana, odvojena je mogućnost za donosioca odluke. Završava u jednoj krajnjoj grani, koja je jedan od sveukupno mogućih krajnjih rezultata (ishoda i posledica) donošenja odluke. Čvorovi u stablu odlučivanja se projektuju zavisno od prethodne i naknadne situacije. Početak stabla odlučivanja je prvi čvor. On oblikuje osnovnu situaciju donošenja odluke. Donošenje odluke je svjesna akcija donosioca (kontrolisana varijabla), kao i primjena odgovarajućeg kriterijuma odlučivanja. Čvorovi odlučivanja su situacije u kojima, donosioc odluke, mora da odluči. Odlučivanje pri nesigurnosti, čini da je izbor jedne od verzija odluke prilično složen postupak.

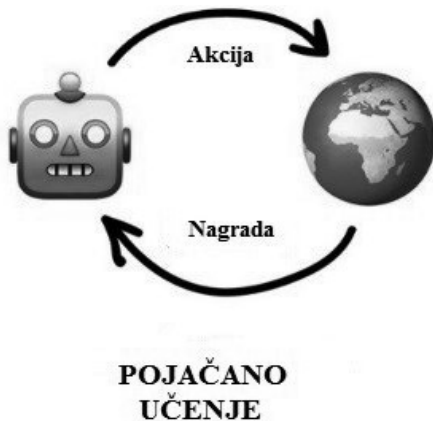


Slika 15 – Stablo odlučivanja – analiza situacije odlučivanja o doktoratu na FER1-ju, Učni načrt 18BP

Stabla odlučivanja se primjenjuju za razvrstavanje (classification), predviđanje (prediction), procjenu (estimation), grupisanje (clustering), opisivanje (description) i vizuelizaciju (visualisation).

### 5. POJAČANO UČENJE

Pojačano učenje je vrsta dinamičkog programiranja<sup>6</sup>. Trenira algoritme koristeći princip nagrade i kazne. Uči interakcijom s okolinom. Agent dobija nagradu, ako pravilno obavi zadatak, a kaznu, ako pogrešno obavi zadatak. Uči bez intervencije i uticaja čovjeka, tako što maksimizira svoju nagradu, a minimizira kaznu. Pojačano učenje, kao pristup u mašinskom učenju, inspirisano je biheviorističkom psihologijom.<sup>7</sup> Slično načinu na koji dijete uči da obavlja novi zadatak. Pojačano učenje je suprotno drugim pristupima mašinskom učenju zato što, algoritmu, nije rečeno izričito kako da izvršava zadatak, već samostalno djeluje kroz problem.



Slika 16 – Pojačano učenje – Baci robota u lavirint i pusti ga da pronađe izlaz

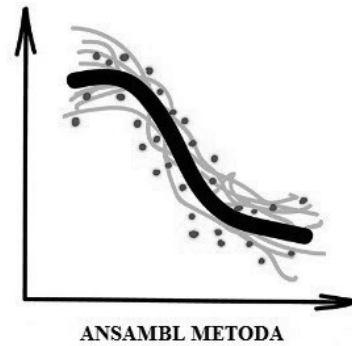
Agent, samostalno, povremeno, donosi odluke, da bi povećao svoju nagradu i smanjio kaznu, koristeći dinamičko programiranje.

### 6. ANSAMBL METODA

Ansambl metoda je skup metoda koje „nastupaju“ zajedno da bi se dobio što bolji rezultat.

<sup>6</sup> Dinamičko programiranje je veoma velika klasa algoritama. Ideja je da se, beliki problem, razbije (ako je moguće) na postepene korake tako da se, u bilo kojoj fazi mogu naći optimalna rešenja.

<sup>7</sup> Bihevioristička psihologija je radikalni pravac objektivne psihologije u kojem je osnovni cilj predviđanje i kontrola ponašanja. Osnovne karakteristike biheviorizma su: redukcionizam – pronalaženje najmanjih „jedinica“ ponašanja, pomoću kojih može da se objasni ljudsko ponašanje; periferija – interes je fokusiran samo na ono što se događa na periferiji, a ne u centralnom nervnom sistemu; ambijentizam – okruženje i učenje su osnovni i jedini uzroci individualnih razlika kod ljudi. Biheviorizam objašnjava razvitak pojedinca kao usmjereni proces sticanja novih oblika ponašanja, određen uslovima u kojima djeluje pojedinac. Ponašanje pojedinca zavisi od situacije u kojoj se pojedinac nalazi.

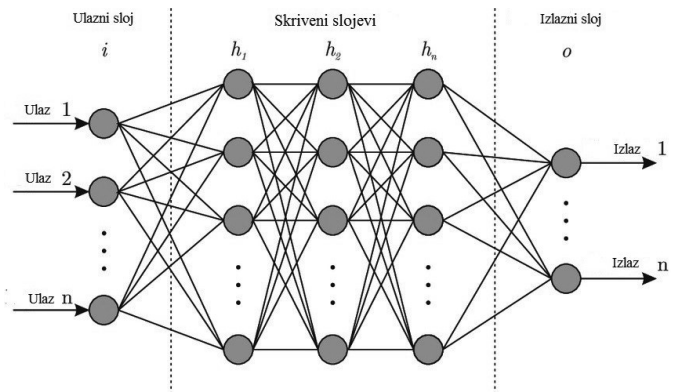


Slika 17 – Metode ansambla – „Gomila glupih stabala, koja uče jedni od drugih da ispravljaju greške“. Ideja na kojoj se zasniva metoda ansambla sastoji se u tome da se uzme gomila neefikasnih algoritama i da se natjeraju da isprave greške jedni drugima. Dobija se da je, ukupni kvalitet sistema, veći čak i od najboljih pojedinačnih algoritama.

Mogu da se koriste bilo koji algoritmi za stvaranje ansambla. Testirana su i izdvojena kao najbolja tri metoda: slaganje (stacking), pakovanje (bagging) i poticanje (boosting).

### 7. NEURONSKE MREŽE I DUBOKO UČENJE

Neuronske mreže (vještačke neuronske mreže) se zasnivaju na naučnim znanjima o strukturi i funkcionisanju ljudskog mozga. Definišu se kao računarski sitem, sastavljen od niza jednostavnih elemenata (čvorova), „neurona“, organizovanih u slojeve. Slojevi obrađuju informacije, tako što stanja čvorova reaguju dinamički na spoljnje ulaze. Obrasci se uvode u neuronsku mrežu pomoću ulaznog sloja.



Slika 18 – Neuronska mreža sa tri skrivena sloja

Ulazni sloj ima po jedan neuron za svaku komponentu, koja postoji u ulaznim podacima i komunicira sa skrivenim slojevima, koji su u mreži. Nazivaju se „skriveni“ samo zbog toga što nijesu ulazni ni izlazni. U skrivenim slojevima se dešava cjelokupna obrada ulaznih podataka kroz sitem veza. Ulazni podaci se ponderišu (odmjeravaju) odgovarajućim koeficijentima. Neuron ih prihvata takve, izračunava njihov zbir i obrađuje ga aktivacionom funkcijom. Izlaz aktivacione (prenosne) funkcije je odluka da li neuron pobuđuje (ekscituje) susjedni neuron ili onemogućava (inhibira) pobuđivanje susjednog neurona. Funkcija aktivacije je, najčešće, sigmoid,  $\sigma$ , mada postoje i novija rešenja, kao što je ReLu. Poslije ove akcije, neuron prenosi informacije na druge povezane neurone

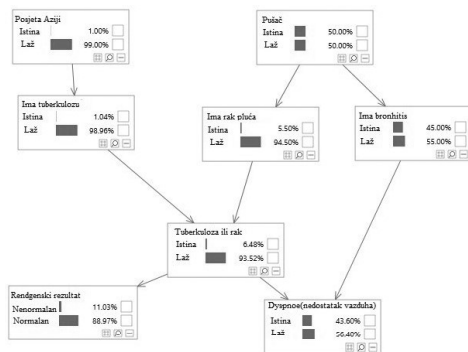
u procesu, nazvanom „prolaz naprijed“. Na kraju procesa, poslednji skriveni sloj je povezan s izlaznim slojem. Izlazni sloj ima po jedan neuron za svaki mogući izlaz.

Osnovni vještački neuron je perceptron. On koristi Hevi-sajdovu funkciju, kao aktivacionu funkciju. Koristi se za učenje binarnog klasifikatora, zvanog funkcija praga. To je funkcija koja preslikava ulaz  $x$  (vektor realnih vrijednosti), na izlaz  $f(x)$  (jedna binarna vrijednost). Izlazna vrijednost  $f(x)$  (0 ili 1) se koristi za klasifikaciju  $x$ , kao pozitivan ili negativan primjer. Neuronske mreže mogu da budu: s prosleđivanjem unaprijed, radijalno zasnovane funkcije, Kohenenove samoorganizujuće mape, rekurentne neuronske mreže, modularne neuronske mreže i druge.

Neuronske mreže su sposobne da uče. Svaki put poboljšavaju predviđanje izlaza. Sposobnost da uče, znači da, težine i koeficijenti ponderisanja, koji definišu vezu između neurona, postaju precizniji. Krajnji rezultat je da se, težine i koeficijenti ponderisanja, biraju tako da je izlaz mreže  $y(x)$  približan stvarnoj vrijednosti za sve ulazne vrijednosti. Odstupanje predviđene vrijednosti izlaza od stvarne vrijednosti, izračunava se pomoću funkcije troška. Glavni cilj je da se minimizira funkcija troška pronalazanjem skupa težina i koeficijenta. Za to se koristi algoritam Gradijent descent.<sup>8</sup> On izračunava izvod funkcije troška, težine i koeficijente, pokušava da nađe ispravne vrijednosti, koje, na taj način, minimiziraju funkciju troška. Taj postupak je proces obučavanja neuronske mreže. Izvod funkcije troška se izračunava uvođenjem backpropagation algoritma. Taj algoritam izračunava vektor greške, počev od završnog sloja, zatim njegovo širenje unazad, radi ažuriranja težina i koeficijenata. Razlog za ovo je taj što je funkcija troška proizvod mreže. Backpropagation algoritam izračunava gradijent funkcije troška za samo jedan primjer obučavanja. Zbog toga treba da se kombinuje s algoritmom obučavanja, da bi se izračunao za sve skupove obučavanja.

8. BAJESOVE MREŽE

Bajesove mreže su grafički modeli sastavljena od čvorova i usmjerenih veza između njih. Veze između čvorova pokazuju da jedan čvor utiče direktno na drugi. Kada ne postoji veza između dva čvora, to ne znači da su nezavisni potpuno. Mogu da budu povezani preko drugih čvorova.



Slika 19 – Jednostavna Bajesova mreža – Azijska mreža

<sup>8</sup> Gradient descent je optimizacioni algoritam ponavljanja (iteracije) prvog reda za pronalazjenje lokalnog minimuma diferencijabilne funkcije.

Slika 19 je primjer usmjerenog acikličkog grafa (DAG – Directed Acyclic Graph). Koristi se za predstavljanje sistema događaja ili potencijalnih događaja i uzročno-posledičnih odnosa između njih. Bajesova mreža se definiše kao sistem vjerovatnoća događaja, čvorova u usmjerenom acikličkom grafu, u kojem, vjerovatnoća nekog događaja, može da se izračuna iz vjerovatnoće svojih prethodnika u grafu.

Čvor, na osnovu mjesta koje zauzima u Bajesovoj mreži, može da bude: 1) Roditelj. Kada imamo dva čvora  $X_i$  i  $X_j$  i granu od  $X_i$  do  $X_j$ , tada je  $X_i$  roditelj čvoru  $X_j$ . Funkcija roditeljstva se označava  $rod(X)$ . 2) Dijete. Na osnovu prethodnog,  $X_j$  je dijete čvora  $X_i$ . 3) Predak. Imamo čvorove  $X_i$ ,  $X_j$  i  $X_k$  i grane od  $X_i$  do  $X_j$  i od  $X_j$  do  $X_k$ . Preci čvora  $X_k$  su čvorovi  $X_i$  i  $X_j$ , a predak čvora  $X_j$  je čvor  $X_i$ . (Čvor  $X_i$  nema pretka). 4) Potomak. Na osnovu opisa čvora „predak“, potomci čvora  $X_i$  su čvorovi  $X_j$  i  $X_k$ , a potomak čvora  $X_j$  je čvor  $X_k$ . (Čvor  $X_k$  nema potomke). 5) Nepotomci nekog čvora  $X_i$  su svi njegovi preci i sam čvor  $X_i$ . 6) Korjen je čvor koji nema roditelje. U primjeru za pretke i potomke, čvor  $X_i$  je korjen. 7) List je čvor koji nema djecu. U primjeru za pretke i potomke, čvor  $X_k$  je list. Lisni čvorovi su posledice nekog problema, koji modelujemo.

Nezavisno od toga koje mjesto u mreži zauzimaju, čvorovi mogu da budu: upitni (engl. query) i dokazni (engl. evidency). Smisao Bajesove analize je da se, na osnovu date vrijednosti za neke dokazne čvorove, odredi vjerovatnoće za upitne čvorove. To se postiže rezonovanjem, razumnim rasuđivanjem kroz mrežu i promatranjem kako se mijenjaju vjerovatnoće pojedinih promjenljivih. Razlikuju se sledeće vrste rezonovanja: a) Dijagnostičko – kada dokazni čvorovi potomci, a upitni čvorovi preci. b) Intuitivno – oblik rasuđivanja kada, na osnovu dokazanih čvorova (predaka) želimo da zaključimo o upitnim čvorovima (potomcima). c) Uzročno – obrazlaže uzajamne uzroke zajedničkog uticaja dva roditelja jednog djeteta. Naprimjer: 1. uzroci – pušenje i zagađenje, uzrok – rak. 2. uzrok – rak pluća kod pacijenta, uzrok – povećane su šanse da je pušač i da je izložen zagađenju. Osim ovih primjera, postoje slučajevi kada dva dokazana čvora (dijete i jedan roditelj) utiču na vjerovatnoću određivanja drugog roditelja d) Kombinovano.

Čvorovi su varijable. Mogu da budu konkretne vrijednosti, nasumčno date, latentne vrijednosti ili hipoteze. Karakterišu se raspodjelom vjerovatnoće. Zasnivaju se na Bajesovom konceptu tumačenja vjerovatnoće.<sup>9</sup> Bajes definiše vjerovatnoću, kao količinu koja se dodjeljuje pretstavljenom stanju znanja ili stanju vjerovanja. U Bajesovom mišljenju, vjerovatnoća se dodjeljuje hipotezi. To je razlika u odnosu na frekvencističko mišljenje, u kojem se, hipoteza, obično testira bez dodjeljivanja vjerovatnoće. Bajesovo tumačenje je tzv. subjektivno tumačenje vjerovatnoće. Određuje vjerovatnoću stepenom uvjerljivosti ili vjerovanja osobe da će događaj da se desi.

Za Bajesov sistem mišljenja karakteristične su tri vrste vjerovatnoće: prethodna vjerovatnoća  $P(A)$ , zajednička vjerovatnoća  $P(A,B)$  i uslovna vjerovatnoća  $P(A|B)$ .

<sup>9</sup> Klasična nauka definiše vjerovatnoću kao izgled, mogućnost, šansu, nesigurnost, sumnjivost da se događaj desi.

Prethodna vjerovatnoća je subjektivno vjerovanje. Dodjeljuje se događaju na osnovu subjektivnog uvjerenja da li će da se desi. Zajednička vjerovatnoća je vjerovatnoće zajedničkog dešavanja događaja. Uslovna vjerovatnoća je mjera mogućnosti ili izvjesnosti dešavanja događaja B, pošto se, prethodno, desio događaj A. Dešavanje događaja A je uslov, koji treba da bude ispunjen i pod kojim ispituujemo dešavanje događaja B.

Kada se posmatra vrijednost neke promjenljive, potrebno je da se uslovi novom informacijom, tj. da se zaključi nešto o vjerovatnoći te vrijednosti na osnovu poznatih vrijednosti drugih promjenljivih u mreži.

Za cjelokupnu Bajesovu mrežu definiše se zajednička raspodjela vjerovatnoće  $P(U) = P(A_1, A_2, \dots, A_n)$ , kao proizvod svih raspodjela vjerovatnoće (prethodnih, zajedničkih i uslovnih) u mreži. Pri tome je  $A = \{A_1, \dots, A_n\}$ , univerzum promjenljivih (sve promjenljive) u Bajesovoj mreži, a  $pa(A_i)$  su roditelji  $A_i$ . Bajesova analiza omogućava kombinovanje prethodnih informacija o parametru posmatranja s dokazima iz podataka, koji postoje u uzorku, koji se posmatra. Prvo se navodi prethodna vjerovatnoća parametra, na osnovu subjektivnog uvjerenja. Zatim se dobijaju dokazi iz podataka. Oni se kombinuju s prethodnom vjerovatnoćom, da bi se dobila poslednja raspodjela vjerovatnoće. Poslednja raspodjela vjerovatnoće daje osnovu za statističko zaključivanje o promatranom parametru. Svrha Bajesove analize je dobijanje poslednje (posteriorne) vjerovatnoće i novih informacija koje ona donosi.

Rezultat Bajesove analize je Bajesovo zaključivanje, kojim se ažurira prethodna vjerovatnoća, dodijeljena hipotezi, zato što je dobijeno više dokaza i informacija. Bajes je dao teoremu, kao sredstvo za reviziju predviđanja u svijetlu novih, relevantnih dokaza.

**TOTALNA VJEROVATNOĆA:** Pretpostavimo da se događaji  $H_1, H_2, \dots, H_n$ , međusobno isključuju i čine potpuni sistem događaja ( $H_1 + H_2 + \dots + H_n = U$ ), vezan za dati ekspertni sistem. Pri realizaciji eksperimenta neophodno je da se ostvari bar jedan od događaja  $H_1 + H_2 + \dots + H_n$ . Znači, proizvoljan događaj A mora da se ostvari bar sa jednim od njih. Slijedi:  $A = UA = (H_1 + H_2 + \dots + H_n)A = H_1A + H_2A + \dots + H_nA$ . Pri tome se, događaji,  $H_1A + H_2A + \dots + H_nA$  međusobno isključuju. Na osnovu teoreme zbira vjerovatnoća imamo:

$P(A) = P(H_1A) + P(H_2A) + \dots + P(H_nA)$ , ili, koristeći teoremu proizvoda vjerovatnoća, dobijamo formulu totalne vjerovatnoće:  $P(A) = P(H_1)P(A|H_1) + P(H_2)P(A|H_2) + \dots + P(H_n)P(A|H_n)$

**BAJESOVA TEOREMA:** Ako se događaji  $H_1, H_2, \dots, H_n$  isključuju međusobno i čine potpuni sistem događaja iz polja S, u kojem se izvodi eksperiment, ako je A proizvoljni događaj iz S, takav da je  $P(A) \neq 0$ , onda je:  $P(H_i|A) = P(H_iA) / [P(H_1A) + P(H_2A) + \dots + P(H_nA)]$ ,  $i=1,2, \dots, n$

Prema definiciji uslovne vjerovatnoće imamo:  $P(H_i|A) = P(H_iA) / P(A)$ ,  $i=1,2, \dots, n$

Zamjenom vjerovatnoće P(A) izrazom iz formule o totalnoj vjerovatnoći, dobija se navedena formula uslovne vjerovatnoće događaja  $H_i$ , pod uslovom da se desio događaj A.

## DISKUSIJA

Big Data je nametnuo i podstakao istraživanje naprednih metoda za traženje novih znanja, sadržanih u ogromnim količinama nestrukturiranih, raznovrsnih podataka, koji se stalno uvećavaju, s jasnim predviđanjem da će, taj porast, da se nastavi.

Mašina je jedino sredstvo, koje može da pomogne u rešavanju tog problema. Da bi to postigla, neophodno je da bude obučena, tako da može da prepozna novo znanje iz podataka koje vidi prvi put.

Osnovni postupci, koje mašina izvodi s podacima, su: klasifikacija, regresija, grupisanje, pretraživanje obrazaca, smanjenje dimenzionalnosti. Uz ove postupke, koristi se i stablo odlučivanja, kojim se unose principi, koje koristi čovjek, kada se nađe u situaciji da odlučuje. Vektor podrške mašine je napredna metoda za klasifikaciju i regresiju podataka.

Pojačano učenje je značajna metoda, koja se koristi za obučavanje mašine. U njemu je iskorišćena ideja da, u mašini, postoji agent, koji uči izvršavajući zadatak i ineragujući s okolinom. Kada pravilno obavi zadatak, dobija nagradu, a kada uradi pogrešno, dobija kaznu.

Najsloženiji oblik mašinskog učenja su neuronske mreže. Kod njih su iskorišćena naučna znanja, koja su poznata o načinu rada ljudskog mozga.

Osobina čovjeka da razmišlja, vjeruje i da je nesiguran u procjeni da li će da se desi neki događaj, unesena je, u mašinsko učenje, pomoću Bajesovih mreža.

Ansambel metoda koristi ideju da kombinuje skup modela, koji rešavaju isti, originalni problem. Cilj je da se dobije bolji opšti model, s većom preciznošću, pouzdanošću procjene u odnosu na svaki pojedinačni model. Znači, to je skup metoda, koje „nastupaju“ zajedno da bi se dobio bolji rezultat.

Mašinsko učenje, odnosno obučavanje računara da dobije inteligenciju, koju ima čovjek, zasniva se na bihevizizmu, jednom od pravaca i pristupa u teoriji učenja. Bihevizizam karakteriše skup promjena onoga koji uči. U ovom slučaju, računara. Učenje je uzrokovano spoljašnjim podsticajima. Unutrašnji podsticaji i motivacija ne postoje. Zbog toga može da se kaže da, mašinsko učenje, kasni za modernim dostignućima u teoriji učenja: kognitivizmom i konstrukcionizmom. Ovi pristupi polaze od toga da je, učenje, unutrašnji, mentalni proces, koji, na osnovu senzacija, organizuje percepcije. Unutrašnja mentalna stanja pretpostavljaju postojanje vjerovanja, želja i motivacije, koji su pokretači učenja. Konstruktivizam ide još dalje od tih pretpostavki. Naglašava važnost aktivnog angažovanja subjekta koji uči i „konstruiše“ znanje za sebe, tako što nadograđuje novo znanje i iskustvo na već postojećem.

## 9. ZAKLJUČAK:

Doprinos ovog rada je sistematizovani prikaz glavnih metoda mašinskog učenja. To je bio cilj, koji je ostvaren. Naglašen je značaj ovih metoda za pretraživanje Big Data i dobijanje novih znanja, analizom ovih ogromnih, eksponencijalno rastućih podataka.



Nenaglašeno je navedeno da se, mašinsko učenje, zasniva na konceptu biheviorizma, u kojem je, računar, pasivni primaoc znanja. To je zaostajanje u odnosu na moderne pristupe u teoriji učenja, kognitivizam i konstruktivizam, koji polaze od toga da je, onaj koji uči, aktivni subjekt, primaoc i stvaraoč znanje.

Dalji rad je usmjeren na praktični dio, upotrebu i upoređenje ovih metoda s nekom od slobodno dostupnih baza podataka, npr. <https://archive.ics.uci.edu/ml/index.php>. Za to će da se koristi alat Weka, <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>.

## REFERENCE:

- [1] A. Geitdey, „Machine Learning is Fun!“, The World’s easiest introduction to Machine Learning“, May 5, 2014.
- [2] <https://www.webopedia.com/> (pristupljeno 18.02.2020.)
- [3] „Machine learning“, Copyright©2020Tachopedia Inc. (Online) Dostupno na: <https://www.techopedia.com> (pristupljeno 11.02.2020.)
- [4] M. Đekić, „I računari mogu da uče“, Copyright©1984-2018. Politika a.d. (Online) Dostupno na: <https://www.sk.rs/2016/11/sknt01.html> (pristupljeno 11.02.2020.)
- [5] „Machine learning for everyone“, (Online) Dostupno na: [https://vas3k.com/blog/machine\\_learning/](https://vas3k.com/blog/machine_learning/) (pristupljeno 11.02.2020.)
- [6] F.Gomez, A. Quesada, „Genetic algorithms for feature selection“, ©Artificial Intelligence Techniques, Ltd. (Online) Dostupno na: <https://www.neuraldesigner.com/blog/geneticalgorithmsforfeatureselection> (Pristupljeno 11.02.2020.)
- [7] R.Gandhy, „Introduction to Machine Learning Algorithms: Linear Regression“, May 27, 2018 (Online) Dostupno na: <https://towardsdatascience.com/introduction-to-machine-learning-algorithms-linear-regression-14c4e325882a> (Pristupljeno: 11.02.2020.)
- [8] Dataflair Team, „Support Vector Machines Tutorial – Learn to implement SVM in Python“, August, 29.2019.(Online) Dostupno na: <https://data-flair.training/blogs/svm-support-vector-machine-tutorial> (Pristupljeno: 11.02.2020.)
- [9] H.D.Ahmed, A.K.Nandi, „Support Vector Machines (SVMs)“, -December 2019 (Online) Dostupno: [https://www.researchgate.net/publication/338396926\\_Support\\_Vector\\_Machines\\_\(SVMs\)](https://www.researchgate.net/publication/338396926_Support_Vector_Machines_(SVMs)) (11.02.2020)
- [10] Scikit-learn: Machine Learning in Python, Pedregosa *et al.*, JMLR 12, pp. 2825-2830, 2011. (Online) Dostupno na: <https://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html> (11.02.2020.)
- [11] S.Ray, „Understanding Support Vector Machine algorithm from examples (along with code)“, Sept.13, 2017. (Online) Dostupno na: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/09/understaing-support-vector-machine-example-code/> (11.02.2020.)
- [12] Glossary of common Machine Learning, Statistics and Data Science terms, © Copyright 2013-2020 Analytics Vidya, (Online) Dostupno na: <https://www.analyticsvidhya.com/glossary-of-common-statistics-and-machine-learning-terms/#nineteen> (11.02.2020.)
- [13] C. Sung-Hyuk, T. Charles, „A Genetic Algorithm for Constructing Compact Binary Decision Trees“, Journal of Pattern Recognition Research, 4(1): 1-13, (2009)
- [14] „Stabla odlučivanja“, Skladištenje.com, 14.05.2002. (Online) Dostupno na: <http://www.skladistenje.com/stabla-odlucivanja/> (Pristupljeno 11.02.2020.)
- [15] „Decision Tree“, Copyright©2020 Tachopedia Inc, (Online), Dostupno na: <https://www.techopedia.com/definition/28634/decision-tree> (Pristupljeno 11.02.2020.)
- [16] J.P.S.Rosa, D.J.D. Guerra, N.C.G.Horta, R.M.F. Martins, N.Lorenco, „Overview of Artificial Neural Networks“, In book: Using Artificial Neural Networks for Analog Intergrated Circuit Design Automotion. SoringerBriefs in Aoplied Sciences and Technology. Springer.Cham (2019)
- [17] C.D.Larose, D.T.Larose, „Neural Networks“, Data Science Using Python R, Pages: 129-140, ©2019 John Wiley&Sons,Inc. (2019)
- [18] H.D.Ahmed, A.K.Nandy, „Artificial Neural Networks (ANNs)“, Condition Monitoring with Vibration Signals: Compressive Sampling and Learning Algorithms for Rotating Machine,Pages:239-258, ©2020 John Wiley&Sons Ltd [16] F. Bre, J.M. Gimenez, V.D. Fachinotti, „Prediction of wind pressure coefficients on building surfaces using Artificial Neural Networks“, Energy and Buildings, Vol.158, Pages: 1429-1441, © 2017 Elsevier B.V.
- [19] F. Bre, J.M. Gimenez, V.D. Fachinotti, „Prediction of wind pressure coefficients on building surfaces using Artificial Neural Networks“, Energy and Buildings, Vol.158, Pages: 1429-1441, © 2017 Elsevier B.V.
- [20] Dataflair Team, „What is Artificial Neural Network – Structure, Working, Applications“, September 19, 2018, (Online) Dostupno na: <https://data-flair.training/blogs/artificial-neural-network/> (Pristupljeno 11.02.2020.)
- [21] T.Yin, „Understanding Neural Networks“, Toward data science, Jun 2, 2019(Online), Dostupno na: <https://towardsdatascience.com/understanding-neural-networks-19020b758230> (Pristupljeno 11.02.2020)
- [22] F.C.Chan, „Joint, Marginal, and Conditional Probabilities“, Mar 20, 2016.(Online) Dostupno na: <http://tinyheero.github.io/2016/03/20/basic-prob.html> (Pristupljeno: 11.02.2020.)
- [23] F.C.Chan, „Bayes Rule, Apr21, 2016.(Online) Dostupno na: <http://tinyheero.github.io/2016/04/21/bayes-rule.html> (Pristupljeno: 11.02.2020.)
- [24] F.C.Chan, „How to Do Bayesian Inference 101“, Mar 18, 2017, (Online), Dostupno na: <http://tinyheero.github.io/2017/03/08/how-to-bayesian-infer-101.html#steps-of-bayesian-inference> (Pristupljeno 11.02.2020.)
- [25] D.Soni, „Introduction to Bayesian Networks“, Jun 8, 2018, (Online), Dostupno na: <https://towardsdatascience.com/introduction-to-bayesian-networks-81031eed94e> (Pristupljeno 11.02.20.)
- [26] R.E. Neapolitan, X.Jiang, „Bayesian Networks“, Probabilistic Methods for Financiala and Marketing Informatics, 2007. (Online), Dostupno na: <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/bayesian-networks> (Pristupljeno 11.02.2020.)
- [27] R. Routledge, „Bayes’s theorem“, Enciclopedia Britannica, Feb 07, 2018. (Online), Dostupno na: <https://www.britannica.com/topic/Bayess-theorem> (Pristupljeno 11.02.2020.)
- [28] Editors of Enciclopedia Britannica, „Bayesian-analysis“, Enciclopedia Britannica, Feb 01.2016. (Online), Dostupno na: <https://www.britannica.com/science/Bayesian-analysis> (Pristupljeno 11.02.2020.)
- [29] M. Arslanagić, S.Kandić-Maglajić, „Priručnik za navođenje izvora naučnim i stručnim radovima“, Sarajevo 2011. (Online), Dostupno na: [http://www.efsa.unsa.ba/ef/docs/Prirucnici/prirucnik\\_ekonomski\\_web.pdf](http://www.efsa.unsa.ba/ef/docs/Prirucnici/prirucnik_ekonomski_web.pdf) (Pristupljeno 11.02.2020.)

Copyright©2020 Željko Vujović



**Željko Vujović**, Magistar biomedicinskog inženjerstva

**Kontakt:** [etracon@t-com.me](mailto:etracon@t-com.me)

**Oblast interesovanja:** mašinsko učenje, računarski vid i prepoznavanje uzoraka, kompjuterska obrada biomedicinskih signala