

## 1.1 POREĐENJE VEŠTAČKE I PRIRODNE INTELIGENCIJE

Potencijalna vrednost veštačke inteligencije se može bolje shvatiti ako se uporedi sa prirodnom (ljudskom) inteligencijom, što je prikazano u sledećoj tabeli:

MOGUĆNOSTI	PRIRODNA INTELIGENCIJA	VEŠTAČKA INTELIGENCIJA
Učenje znanja	Nepostojano sa organizacionog stanovišta	Postojano
Umnožavanje i širenje znanja	Komplikovano, skupo, angažuje vreme	Lako, brzo, jeftino, pošto se znanje jednom unese u računara
Ukupno količanje znanja	Vrlo visoko	Može biti vrlo nisko
Konzistentnost inteligencije	Može biti sklona greškama, nekonzistentna. Povremeno nekompletna	Konzistentna i temeljna
Dokumentovanje procesa i znanja	Komplikovano, skupo	Prilično lako, jeftino
Kreativnost	Može biti vrlo visoka	Niska, nadahnuta
Upotreba senzorskih iskustava	Direktna i bogata mogućnostima	Mora najpre biti interpretirana; ograničena
Prepoznavanje obrasca i odnosa	Brzo, lako se objašnjava	Ljudi još uvek bolje uvide nego što se mogu objasniti mašinama, mada ponekad mašine prevaziđu ljude
Zaključivanje	Koristi širok kontekst iskustva	Dobro samo u uskim, fokusiranim i stabilnim domenima

Tabela 2.1.1. Poređenje veštačke i prirodne inteligencije

Uprkos ograničenjima, metode veštačke inteligencije mogu biti izuzetno vredne. Oni mogu biti razno jednostavniji za upotrebu i doprineti da znanje bude široko dostupno.

Glavne potencijalne prednosti AI se sastoje u tome da:

- znatno povećava brzinu i doslednost pojedinih postupaka u rešavanju problema;
- pomaže u rešavanju problema koji ne mogu biti rešeni ili su komplikovani za rešavanje konvencionalnom obradom na računaru;
- pomaže pri rešavanju problema sa nekompletnim ili nejasnim podacima;
- pomaže u regulisanju informacionog preopterećenja rezimiranjem i interpretiranjem
- informacija i u pretraživanju velike količine podataka;
- znatno povećava produktivnost pri obavljanju mnogih poslova;
- čini vrlo jednostavnom upotrebu nekih računarskih aplikacija.

U mozgu se skup informacija, to jest znanje, smešta *distribuirano*. Otkaz jednog neurona ne znači da je bilo koja informacija izgubljena, ili bar ne u potpunosti. Sve ovo ilustruje zašto su ljudi jako zainteresovani za razvoj novih arhitektura, vrlo sličnih neurobiološkim. U tom smislu mogu se uočiti glavni pravci razvoja ovakvih struktura:

- ekspertni sistemi
- fazi logika
- veštačke neuronske mreže
- genetski algoritmi
- genetsko programiranje

Ekspertni sistemi (expert systems) su jedna od značajnijih oblasti veštačke inteligencije. Ekspertni sistemi predstavljaju računarske programe koji sadrže ekspertsko znanje, tj. znanje kakvo bi imao i stručnjak (ekspert) iz određene oblasti i na zahtev korisnika nude inteligentni savet ili odluku. Ekspertni sistemi su takvi sistemi u kojima korisnik može da vodi dijalog sa računarom. Za razliku od klasičnih programa, ekspertni sistemi mogu obrazložiti na koji način su došli do odgovarajućeg rešenja [3].

Za razliku od formalne logike u kojoj se rezonovanje vrši sa dve vrednosti (tačno ili ne, tj. 0-1), fazi logika (fuzzy logic) koristi brojeve iz intervala [0,1], što je mnogo bliže realnosti, ljudskom razmišljanju i izražavanju. Mnoge pojave u prirodi je teško opisati sa samo dva stanja koja se međusobno isključuju. Fazi logika omogućava opisivanje takvih šnepreciznih sistema [3].

Genetski algoritmi su algoritmi pretrage opšte namene koji koriste principe inspirisane prirodnom genetikom. Osnovna ideja je da se odrđava populacija struktura znanja, koja evoluira tokom vremena kroz proces konkurencije i kontrolisanih varijacija. Svaka struktura u populaciji predstavlja kandidata za rešenje specifičnog problema i ima pridruženu ocenu prilagođenosti, koja određuje koje strukture se koriste za kreiranje novih u procesu konkurencije i takmičenja.

Genetsko programiranje je napredna grana računarske tehnike. To je prvenstveno inferencijska metoda koja rešava određene probleme iz oblasti statistike modeliranja inferencijskih problema. Genetski algoritmi su pretežno genetskog programiranja.

## 1.2 ISTORIJA RAZVOJA NEURONSKIH MREŽA

Po etak neuro-ra unarstva obi no se vezuje za 1943. godinu i lanak Warrena McCullocha i Waltera Pittsa oLogi ki ra un ideja svojstvenih nervnoj aktivnostiö. Ovaj lanak je esto citiran. Kiberneti ar Norbert Winer i matemati ar John von Neumann su smatrali da bi istraflivanja na polju ra unarstva, inspirisana radom ljudskog mozga, mogla biti izuzetno zanimljiva.

Knjiga Donalda Hebb-a iz 1949. godine oThe Organization of behaviorö (Organizacija pona-anja) iskazuje ideju da je klasi no psiholo-ko uslovljeno pona-anje prisutno kod svih flivotinja, jer je ono svojstvo neurona. Ova ideja nije bila nova, ali ju je Hebb vi-e razradio od prethodnika, predlaflu i odre eni zakon u enja za sinapse, a pomo u njega je izveo kvalitativno obja-njenje nekih eksperimentalnih rezultata iz psihologije.

Po etkom pedesetih godina, najvi-e uticaja na dalji razvoj neuronskih mrefla je imao rad Marvin Minsky-a koji je u tom periodu konstruisao neurora unar pod imenom Snark (1951). Frank Rosenblatt je zasluflan za otkri e jednoslojne neuronske mrefle, zvane perceptron. Ovaj ra unar je mogao uspe-no da pode-ava tefinske koeficijente, me utim ovaj ra unar nije postigao zna ajnije prakti ne rezultate. Tek krajem pedesetih godina (1957-1958), Frank Rosenblatt i Charles Wightman sa svojim saradnicima su uspeli da razviju ra unar pod nazivom Mark I koji predstavlja prvi neurora unar. Ne-to posle Rosenblatta, Bernard Widrow je sa svojim studentima (najpoznatiji je Ted Hoff, kasnije tvorac mikroprocesora) razradio novi tip öneuronaö - ADALINE (ADApitivni LINEarni Element, prenosna funkcija  $f(x) = x$  i odgovaraju i zakon u enja.

U periodu od 1950-tih do ranih 1960-tih godina napisano je nekoliko knjiga i osnovano nekoliko kompanija koje se bave neurora unarima. Me utim, sredinom 1960-tih godina do-lo je do zastoja zbog dva o igledna problema. Prvo, ve ina istrafliva a je pri-la problemu sa kvalitativne i eksperimentalne strane, zanemaruju i analiti ki pristup. Drugo, po etni entuzijazam je bio toliko jak da su uveliko publikovana predvi anja da nas od ve-ta kog mozga deli samo nekoliko godina istraflivanja. Ovakav zanos je dalje diskreditovao ovu oblast i odbio veliki broj istrafliva a. Mnogi od ovih ljudi su napustili neurora unarstvo i pre-li u srodna polja.

Sredinom 1960-ih godina je pristup re-avanja problema neuronskih mrefla okarakterisan kao pogre-an, nakon -to Marvin Minsky i Seymour Papert u knjizi oPerceptronsö objavljuju matemati ki dokaz da jednoslojna neuronska mrefla oPerceptronö ne mofle da nau i funkciju XOR, uz pretpostavku da dodavanjem vi-e slojeva neurona taj problem ne e biti prevazi en. Ta no je da neuron nije u stanju da izvede pomenutu funkciju, ali za iole slofleniju mreflu od nekoliko neurona to predstavlja veoma jednostavan zadatak. Njihov dokaz je diskreditovao istraflivanja neuronskih mrefla, a finansiranja su preusmerena na druge oblasti ve-ta ke inteligencije.

U periodu izme u 1967. do 1982. godine pojavljuju se istrafliva i koji daju zna ajan doprinos razvoju ove oblasti kao -to su Teuvo Kohonen, Kunihiko Fukushima i Stephen Grossberg. Naro ito se istakao Teuvo Kohonen, koji je otkrio

nekoliko tipova neuronskih mreža koje su po njemu dobile naziv. U ovom periodu se pojavio i backpropagation algoritam. U radu na ovom algoritmu su se posebno istakli slede i naučnici: Amari (1967.) dodaje unutrašnje slojeve perceptronskoj mreži, Bryson i Ho (1969.) razvijaju algoritam sličan backpropagation algoritmu, Werbos (1974) nezavisno od prethodnika razvija backpropagation algoritam, a Parker (1982) unapređuje backpropagation algoritam.

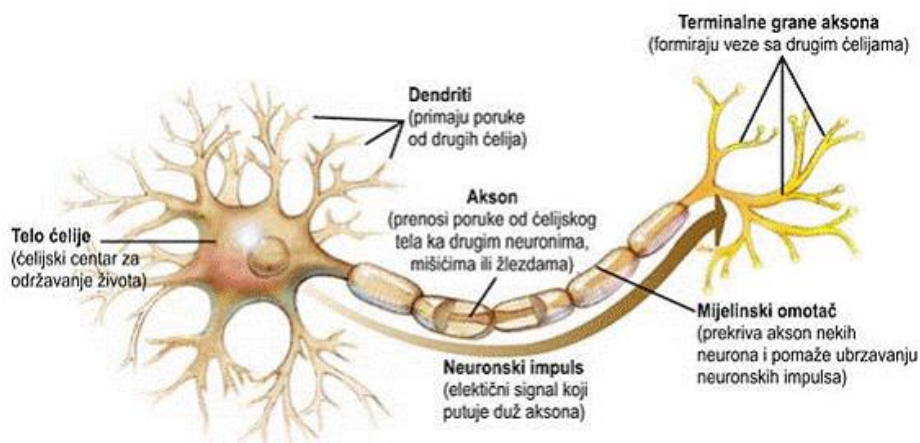
Početkom 80-ih, američka vojna agencija DARPA (Agencija za odbrambene istraživačke projekte) postala je zainteresovana za veštačke neuronske mreže i finansiranja su ponovo započela. Sredinom 80-tih, poznati fizičar John Hopfield dao je veliki doprinos popularizaciji neuronskih mreža, objavljujući rad u kome je napravio paralelu između neuronskih mreža i određenih fizičkih sistema. Početkom devedesetih, Bart Kosko u knjizi *Neural Networks and Fuzzy Systems* dokazuje da neuronske mreže i fuzzy logika opisuju isti skup problema i samim tim otvara novu oblast koja se naziva soft computing.

Rumelhart, Hinton i Williams (1986) dokazuju veliku promenljivost i potencijal backpropagation algoritma. Krajem 80-tih i početkom 90-tih, neuronske mreže i neurorastvo se uvodi kao predmet na nekoliko elitnih univerziteta u SAD, dok se danas neuronske mreže gotovo mogu sresti na svim univerzitetima. Iako su veštačke neuronske mreže imale neobičnu istoriju, one su još uvek u ranoj fazi razvoja. Možda se sad može reći i da smo na kraju početka. Danas veštačke neuronske mreže nalaze veoma širok spektar primena u različitim praktičnim oblastima [1].

## 2 OSNOVE NEURONSKE MREŽE

### 2.1 BIOLOŠKE NEURONSKE MREŽE

Biološki neuron je osnovna jedinica srednjeg nervnog sistema. Ukupni broj neurona u nervnom sistemu oveka iznosi oko  $10^{11}$ . Neuroni su svrstani tako da je svaka pojedina skupina zadužena za određene funkcije. Unutar same skupine neuroni su vrsto povezani tako da na ulazu jednih neurona dolaze izlazi drugih neurona. Veze mogu biti i povratne. Sam neuron sastoji se od tela neurona, dendrita i aksona.



Slika 3.1. - Model prirodnog neurona

Funkcija dendrita je prihvatanje signala iz drugih neurona. Telo neurona tako e moe prihvatati signale, me utim vi-e od 90 % signala prenosi se preko dendrita. Signali iz neurona se dalje prenose na druge neurone preko aksona gde su aksoni jednog neurona direktno povezani s dendritima drugog neurona. Spojevi izme u dendrita jednog neurona i aksona drugog nazivaju se sinapse. Bitnu ulogu u prenosu signala imaju neurotransmiteri koji u delu sekunde reguli-u vezu izme u dendrita i aksona.

Proces u enja i pam enja sastoji se u upravljanju tokovima neurotransmitera kojima se pojedine veze poja avaju, smanjuju ili potpuno prekidaju. Svaka neuronska mreža poseduje unutra-nji, membranski, potencijal koji iznosi oko -70 mV.

Potencijal se konstantno menja i kada do e do postizanja grani ne vrednosti dolazi do pobu ivanja drugih neurona preko aksona. Aktiviranje jedne sinapse obi no nije dovoljno da do e do aktiviranja susednog neurona. Uzastopnim aktiviranjem jedne sinapse u kratkom vremenskom intervalu ili istovremeno aktiviranje vi-e sinapsi moe dovesti do izlazne aktivnosti neurona.

Obrada informacija u sredi-njem nervnom sistemu izvodi se jednostavnim jedinicama, neuronima, koji imaju mogu nost obra ivanja vi-e informacija istovremeno za razliku od konvencionalnih ra unara koji obra uju jednu po jednu informaciju.

## 2.2 VEŠTAČKE NEURONSKE MREŽE

Ve-ta ke neuronske mreže u -irem smislu re i predstavljaju ve-ta ku repliku ljudskog mozga, s kojom se nastoji simulirati postupak u enja. Takve mreže su kolekcija matemati kih modela koji simuliraju neke od posmatranih osobina biolo-kih nervnih sistema i povla e sli nosti sa prilagodljivim biolo-kim u enjem. Sa injene su od velikog broja me usobno povezanih neurona (obra uju ih elemenata) koji su, sli no biolo-kim neuronima, povezani svojim vezama koje sadrže propusne koeficijente, koje su po ulozi sli ne sinapsama.

Vafne osobine kako biolo-kih tako i ve-ta kih neuronskih mreža su paralelno procesiranje i distribuirana raspodela informacija i upravljanja. U neuronskoj mreži ne postoji centralni upravlja ki ure aj koji prema utvr enom algoritmu sprovodi niz izra unavanja, ve se odvija paralelno procesiranje, gde svaki neuron menja svoje stanje samostalno, na osnovu informacija koje dobija iz okoline. To daje neuronskim mrežama ve u brzinu i otpornost na o-te enja u odnosu na digitalne ra unare. Iako je brzina obrade jedne informacije kod neurona mnogo manja nego kod digitalnog ra unara, paralelnost rada omogu uje da neuronska mreža mnogo brže do e do rezultata složenih zadataka. Isto tako, kada se o-teti deo memorije ra unara, dolazi do trenutnog i trajnog gubitka informacija koje su se u njemu nalazile, dok se kod neuronskih mreža degradacija informacija odvija postepeno, uz mogu nost da ostali delovi mreže preuzmu ulogu o-te enog dela i da nadoknade izgubljene informacije.

Neuronska mreža ima i osobinu adaptacije na promene sredine u kojoj mreža deluje, kao i sposobnost postepenog poboljšavanja rada mreže na osnovu prethodnog iskustva, to jest sposobnost učenja [4].

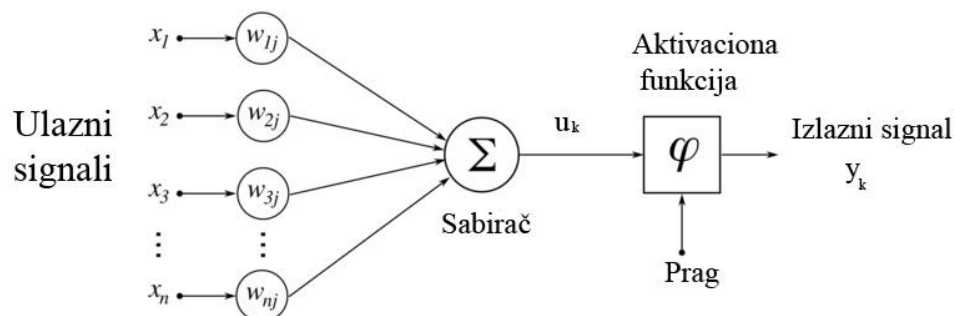
Moguće primene neuronskih mreža uključuju gotovo svaki aspekt savremenog života, od prepoznavanja sadržaja teksta, rukopisa i govora, preko optimizacije korišćenja kanala veze u telekomunikacijama do finansijskih prognoza i otkrivanja nelegalnog korišćenja kreditnih kartica.

Sa druge strane postoje slučajevi kada nema smisla primenjivati neuronske mreže. To su slučajevi kada je znanje o sistemu kojim želimo upravljati ili ga posmatrati dovoljno veliko da se bilo koja situacija može rešiti klasičnim metodama, u prvom redu sekvencijalnom obradom podataka na savremenim računarima. Idealan sistem realizacije neuronske mreže bio bi nezavisna hardverska realizacija neuroza, kada bi distribuirana obrada podataka došla do punog izražaja, međutim većina neuronskih mreža koje se danas koriste realizovane su na računaru gde se visoka efikasnost sistema postiže izuzetnom brzinom sekvencijalne obrade informacija. Karakterističan primer ovakve realizacije su programi za prepoznavanje skeniranog teksta.

Neuronske mreže se u današnje vreme koriste u gotovo svim oblastima nauke i tehnike, pa i u menadžstvu. Tehnološki parametri obrade su veličine koje zavise od velikog broja faktora. Za određivanje nekih parametara ne postoje egzaktni obrasci i procedure, tako da se u većini slučajeva koriste iskustvene vrednosti, pri čemu se koriste razne knjige, tabele, grafici i sl... Ovde neuronske mreže mogu biti od velike koristi. Umesto detaljnog proračunavanja parametara obrade, kreira se neuronska mreža koja može, nakon pravilno izvršenog procesa obučavanja, da predvidi nepoznate parametre obrade.

### 2.2.1 MODEL VEŠTAČKOG NEURONA

Veštački neuroni, kao i biološki, imaju jednostavnu strukturu i imaju slične funkcije kao i biološki neuroni. Telo neurona se naziva ćelija ili jedinica.



### Slika 3.2.1.1. Model veštačkog neurona

Matematički, neuron  $k$  se opisuje sledećim jednačinama:

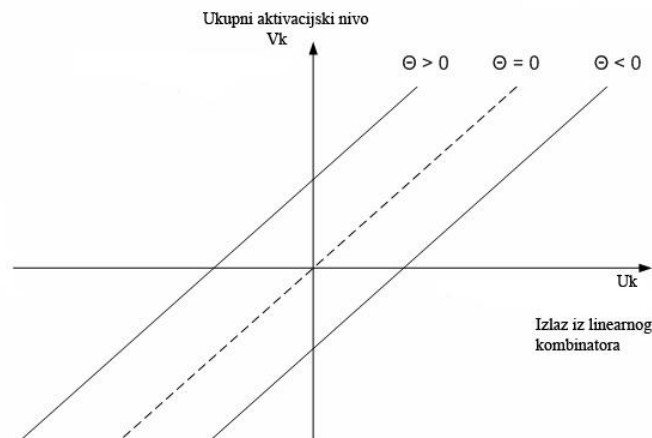
$$u_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} \cdot x_j$$

$$y_k = \varphi(u_k - \theta_k)$$

Prag osetljivosti dolazi do izražaja u afinoj transformaciji izlaza  $u_k$ . Zavisno od iznosa praga osetljivosti vidimo (Slika 3.2.2.) da položaj grafikona koji prikazuje zavisnost  $v_k$  od  $u_k$  zavisi o iznosu praga osetljivosti.

$$v_k = u_k - \theta_k$$

Osim prikazanog statičkog modela neurona na slici 3.2.1, postoji i dinamički model neurona koji u obzir uzima dinamička svojstva bioloških neurona. Takav dinamički model dobije se ako se statičkom neuronu doda na ulaz povratni signal(i) s izlaza neurona.



Slika 3.2.1.2 Izlazni signal iz neurona u zavisnosti od praga okidanja

## 2.2.2 TIPOVI AKTIVACIONIH FUNKCIJA

Aktivaciona funkcija definiše izlaz neurona u zavisnosti od njenog ulaza. Mogu se identifikovati tri osnovna modela aktivacionih funkcija:

**1. Odskočna (Threshold) funkcija** s matematičkim opisom:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 0, & v < 0 \\ 1, & v \geq 0 \end{cases}$$

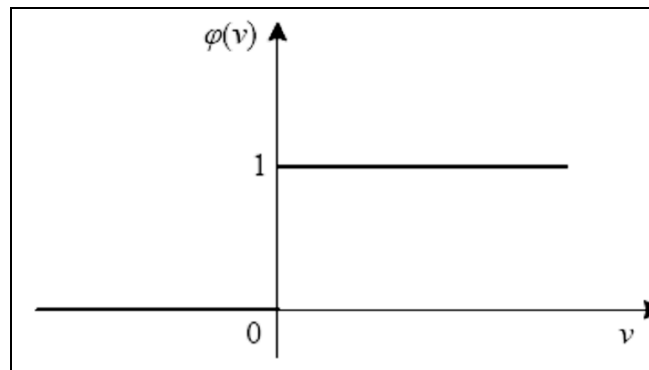
te za izlaz iz neurona koji ima ovakvu aktivacionu funkciju možemo pisati sledeći izraz

$$y_k = \begin{cases} 0, & v_k < 0 \\ 1, & v_k \geq 0 \end{cases}$$

gde je  $u_k$  unutarnji signal u neuronu pre prolaska kroz aktivacionu funkciju

$$u_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} x_j - \theta_k$$

Neuron s takvom aktivacionom funkcijom naziva se McCulloch-Pitts-ov model neurona.



Slika 3.2.2.1. Odskočna funkcija

**2. Linearna aktivaciona funkcija** (Slika 3.2.4. a) možemo posmatrati kao nelinearno pojačanje. Karakteristika su dva slučaja: linearno područje bez ulaska u zasićenje i zasićeno područje kada funkcija prelazi u *threshold* funkciju.

$$\varphi(v) = \begin{cases} 0, & v < -\frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} + v, & -\frac{1}{2} \leq v \leq \frac{1}{2} \\ 1, & v > \frac{1}{2} \end{cases}$$

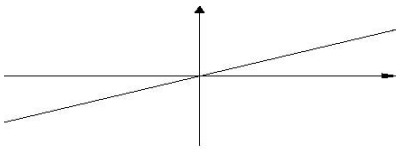
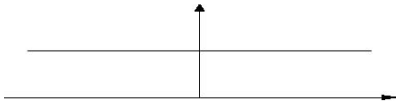
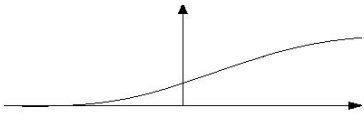
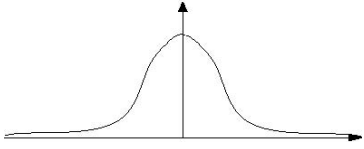
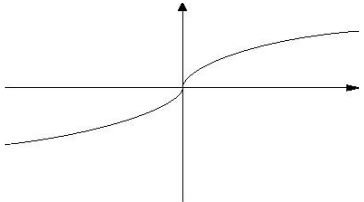
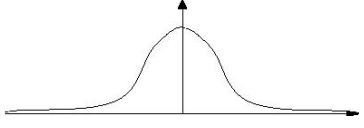
**3. Sigmoidna funkcija** koja je najčešća aktivaciona funkcija u neuronskim mrežama (Slika 3.2.4. b i c).

Primer *Sigmoidalne* funkcije:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-av}}$$

Najčešće se upotrebljavaju *logsig* i *tansig* funkcija.



NAZIV FUNKCIJE	IZRAZ ZA FUNKCIJU	GRAFIČKI FUNKCIJE	PRIKAZ
PURELIN	$\psi(v) = g_a v$ $\psi'(v) = g_a$	 	
LOGSIG	$\psi(v) = \frac{1}{1 + e^{-g_a v}}$ $\psi'(v) = g_a \frac{e^{-g_a v}}{(1 + e^{-g_a v})^2} = g_a \cdot \psi(1 - \psi)$	 	
TANSIG	$\psi(v) = \frac{1}{1 + e^{-g_a v}} - 1$ $\psi'(v) = g_a \frac{4e^{-2g_a v}}{(1 + e^{-2g_a v})^2} = g_a \cdot (1 - \psi^2)$	 	

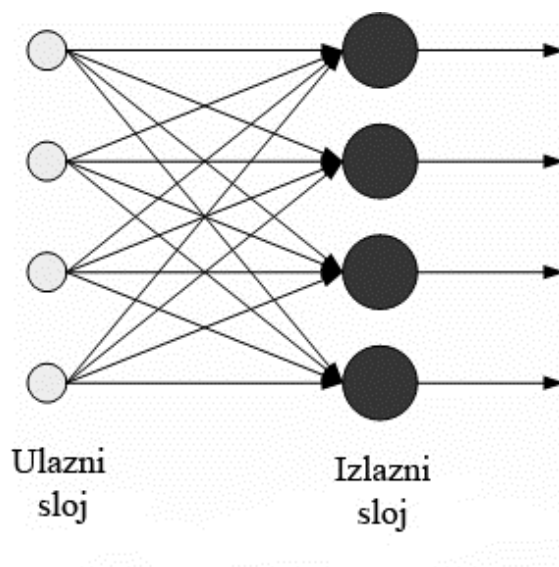
Slika 3.2.2.2 Tipovi aktivacionih funkcija

### 2.2.3 ARHITEKTURA NEURONSKIH MREŽE

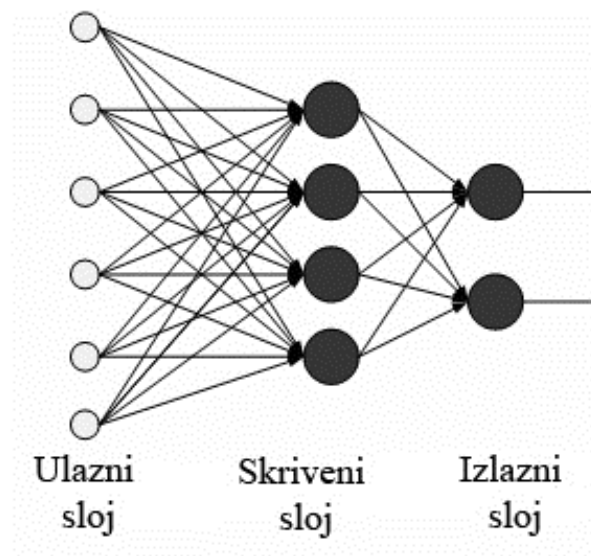
Sa pogledom na strukturu, ve-ta ke neuronske mreže se dele na statičke (unapredne ili *Feedforward*) i dinamičke (povratne ili *Feedback*), zavisno o modelu neurona od kojeg su građene, i od načina prostiranja signala kroz mrežu. S obzirom na broj slojeva u kojima su raspoređeni neuroni, razlikuju se jednoslojne i vi-eslojne ve-ta ke neuronske mreže. Kod mreža sa vi-e slojeva, obično svaki sloj prima ulaze iz prethodnog sloja, a svoje izlaze šalje narednom sloju. Prvi sloj se naziva ulazni, poslednji je izlazni, ostali slojevi se obično nazivaju skrivenim slojevima. Jedna od najčešćih arhitektura neuronskih mreža je mreža sa tri sloja. Prvi sloj (ulazni) je jedini sloj koji prima signale iz okruženja. Prvi sloj prenosi signale sledećem sloju (skriveni sloj) koji obrađuje ove podatke i izdvaja osobine i karakteristike iz primljenih signala. Podaci koji se smatraju važnim se upućuju izlaznom sloju, poslednjem sloju mreže. Na izlazu neurona trećeg sloja se dobijaju konačni rezultati obrade. Složenije neuronske mreže mogu imati vi-e skrivenih slojeva, povratne petlje i elemente za odlaganje vremena, koji su dizajnirani da omoguće efikasnije odvajanje važnih osobina ili karakteristika sa ulaznog nivoa. Danas se uglavnom izumavaju i primenjuju vi-eslojne neuronske mreže koje pored ulaznih i izlaznih slojeva sadrže neurone na srednjim (skrivenim) slojevima.

Najjednostavniji oblik neuronskih mreža organizovanih u slojeve je mreža koja se sastoji od jednog sloja (Slika 3.2.5).

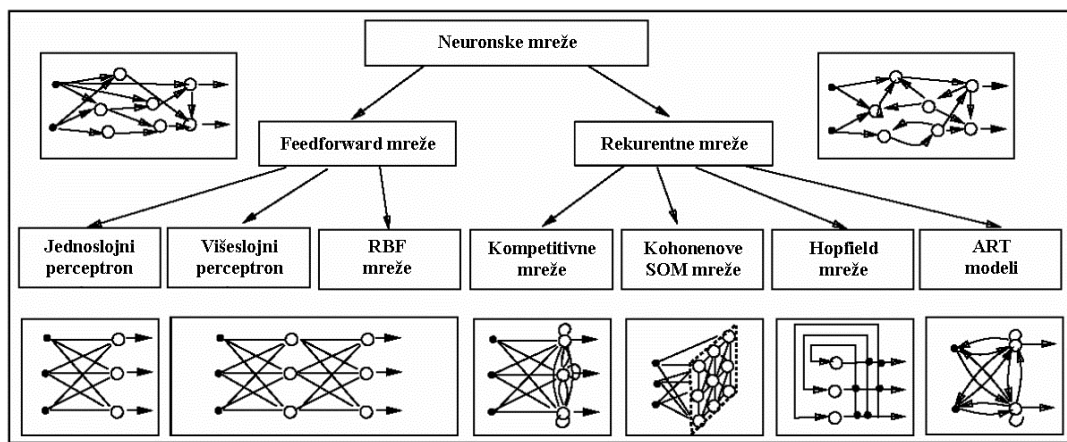
Izlaz iz mreže se formira u zavisnosti od ulaznog signala i od težine na ulazu.



Slika 3.2.3.1 Jednoslojne feedforward mreže

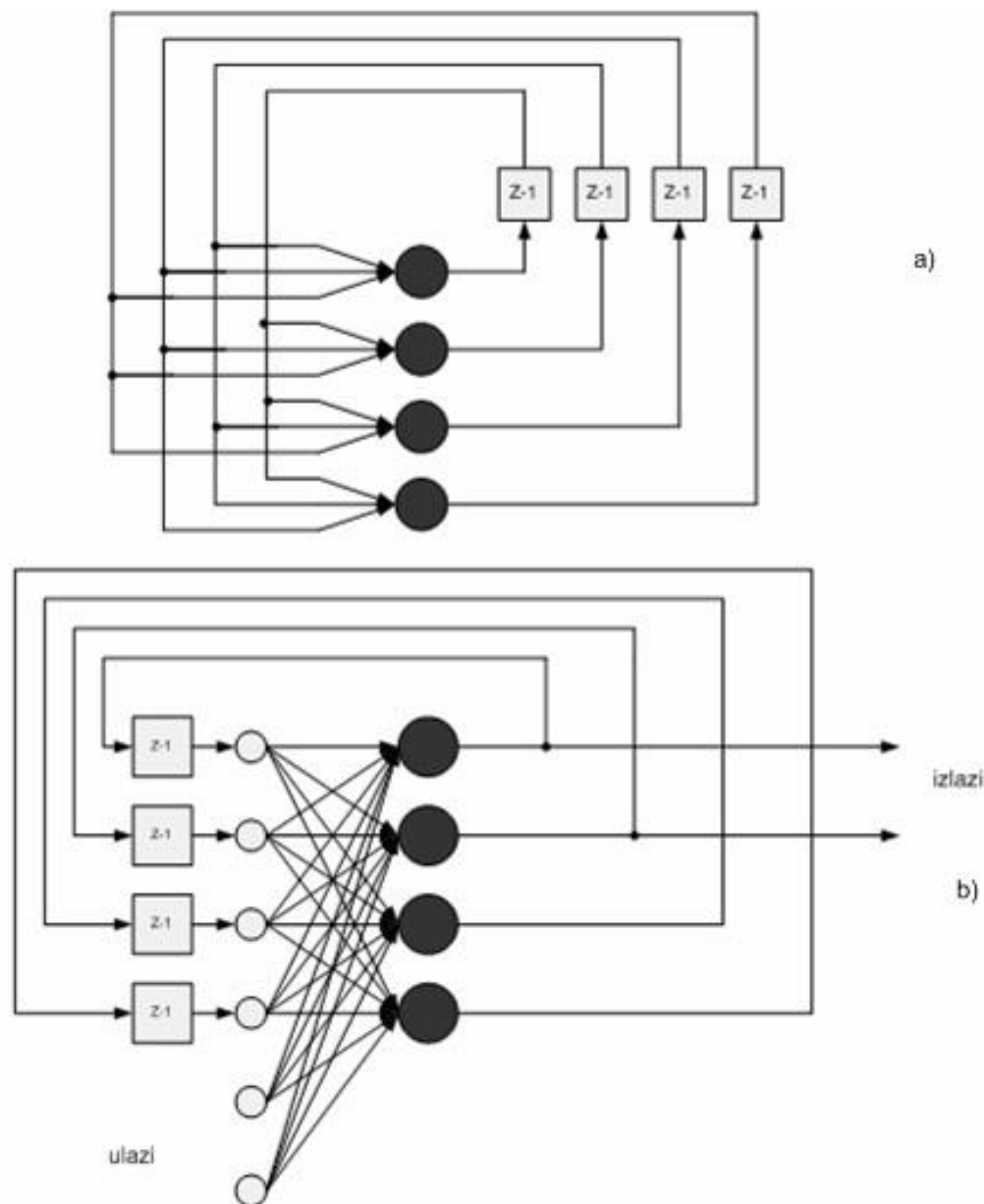


*Slika 3.2.3.2 Višeslojne feedforward mreže*



*Slika 3.2.3.3 Jedna klasifikacija neuronski mreža*

Dinamičke mreže su po strukturi iste kao i vi-eslojne mreže s tom razlikom da imaju barem jednu povratnu vezu (Slika 3.6.). Povratna veza podrazumeva da se na ulaz dovodi zakasneli signal izlaza.



Slika 3.2.3.4. Dinamičke mreže, a) princip, b) primer dinamičke mreže

Na slici 3.2.7 a) prikazan je princip po kojem se dovodi zakasneli signal s izlaza neuronske mreže na ulaz, dok je na slici 3.27. b) prikazana realizacija dinamičke neuronske mreže s četiri neurona.

## 2.2.4 ALGORITMI U ENJA NEURONSKIH MREFA

U enje je osnovna i su-tinska osobina neuronskih mrefa. Neuronske mrefe u e na primerima. Primera bi trebalo da bude -to vi-e kako bi se mrefa u kasnijoj upotrebi pona-ala -to preciznije. Su-tina procesa u enja je da on dovodi do korigovanja sinapti kih teffina. Kad ulazni podaci koji se dovode mreffi vi-e ne dovode do promena ovih koeficijenata, smatra se da je mrefa obu ena za re-avanje nekog problema. Obu avanje se moffe vr-iti na nekoliko na ina, ali bez obzira na kori- eni algoritam u enja, procesi su u su-tini vrlo sli ni i sastoje se od slede ih koraka:

1. Mreffi se prezentuje jedan skup ulaznih podataka
2. Mrefa vr-i obradu i rezultat se pamti (ovo je prolaz unapred)
3. Izra unava se vrednost gre-ke, tako -to se dobijeni rezultat oduzima od o ekivanog
4. Za svaki vor se ra una nova sinapti ka teffina (ovo je prolaz unazad)
5. Menjaju se sinapti ke teffine, ili se ostavljaju stare vrednosti, a nove se pamte
6. Na ulaze mrefe se dovodi novi skup ulaznih podataka i ponavljaju se koraci od 1-5. Kada se izvr-e svi primeri, afluriraju se vrednosti sinapti kih teffina, i ako je gre-ka ispod zahtevane vrednosti smatra se da je mrefa obu ena.

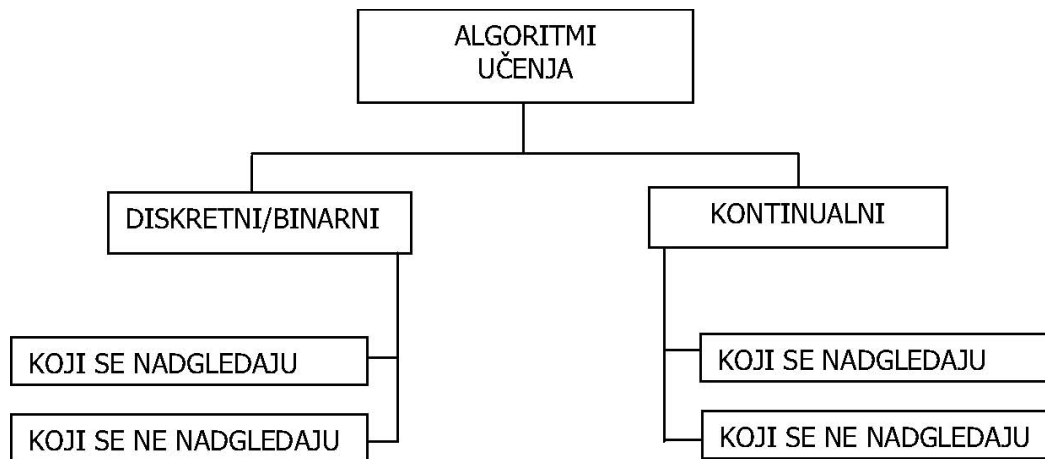
Pored strukture, algoritam u enja je najvaflniji faktor razlikovanja me u neuronskim mreflama.

Podela na diskretne i kontinualne u injena je na osnovu vrste ulaza.

1. *Učenje koje se nadgleda* - koriste se ulazni podaci za koje su poznati izlazi pa se razlika fljeljenog i izra unatog koristi za korekciju teffina neuronske mreffe. Bitno pitanje koje se ti e ovog tipa u enja je problem konvergencije gre-ke - minimiziranje razlike izme u dobijenog i fljeljenog. Cilj je da se teffine postave na vrednosti za koje ce gre-ka biti minimalna. Najpoznatija metoda je Metoda najmanjih kvadrata.
2. *Učenje koje se ne nadgleda* - je u enje samoorganizuju eg tipa. Mreffi se prikazuju samo stimulativni ulazi, a ona sama sebe interno organizuje iako nema saznanje koji su izlazi korektni i da li uop-te imaju smisla za osobu koja trenira mreflu, tako da ovek mora ispitati zavr-ne kategorije (izlaze) da bi odredio korisnost rezultata.

Kažemo da neuronska mreža u i *off-line* ako se faza učenja i faza korišćenja vremenski razlikuju (jedna faza sledi drugu). Neuronska mreža u i *on-line* ako se faza učenja i faza korišćenja vremenski poklapaju. Obično se učenje koje se nadgleda vrši *off-line*, a učenje koje se ne nadgleda vrši se *on-line*.

Nabrojane su različite mreže za ova dva tipa učenja u zavisnosti od smera prostiranja signala:



Slika 3.2.4.1 Različite mreže u zavisnosti od smera prostiranja signala

## *1. NENADGLEDANO UČENJE*

### **A) Feedback mreže**

1. Aditivna Grossbergova - Additive Grossberg (AG)
2. Grossbergova sa odlaganjem - Shunting Grossberg (SG)
3. Teorija binarne adaptivne rezonancije - Binary Adaptive Resonance Theory (ART1)
4. Teorija analogne adaptivne rezonancije - Analog Adaptive Resonance Theory (ART2, ART2a)
5. Diskretna Hopfildova - Discrete Hopfield (DH)
6. Kontinualna Hopfildova - Continuous Hopfield (CH)
7. Diskretna bidirekciona asocijativna memorija - Discrete Bidirectional Associative Memory (BAM)
8. Privremena asocijativna memorija - Temporal Associative Memory (TAM)
9. Adaptivna bidirekciona asocijativna memorija - Adaptive Bidirectional Associative Memory (ABAM)
10. Kohenove samoorganizujuće mape - Kohonen Self-organizing Map/Topology-preserving map (SOM/TPM) Kompetitivno učenje - Competitive learning

### **B) Feedforward - mreže:**

1. Matrice sa mogućnošću učenja - Learning Matrix (LM)
2. Pobuđeno-primorano učenje - Driver-Reinforcement Learning (DR)
3. Linearna asocijativna memorija - Linear Associative Memory (LAM)
4. Optimizovana linearna asocijativna memorija - Optimal Linear Associative Memory (OLAM)
5. Slabo raspoređena distribuirana asocijativna memorija - Sparse Distributed Associative Memory (SDM)
6. Fuzzy asocijativna memorija - Fuzzy Associative Memory (FAM)
7. Counterpropagation (CPN)

## 2. NADGLEDANO UČENJE

### A) Feedback mreže

1. Brain-State-in-a-Box (BSB)
2. Fuzzy kongitivne mape - Fuzzy Congitive Map (FCM)
3. Bolcmanova ma-ina - Boltzmann Machine (BM)
4. Mean Field Annealing (MFT)
5. Rekurzivno kaskadno povezivanje - Recurrent Cascade Correlation (RCC)
6. Povratno -irenje kroz vreme - Backpropagation through time (BPTT)
7. Povratno u enje u realnom vremenu - Real-time recurrent learning (RTRL) Recurrent Extended Kalman Filter (EKF)

### B) Feedforward-mreže:

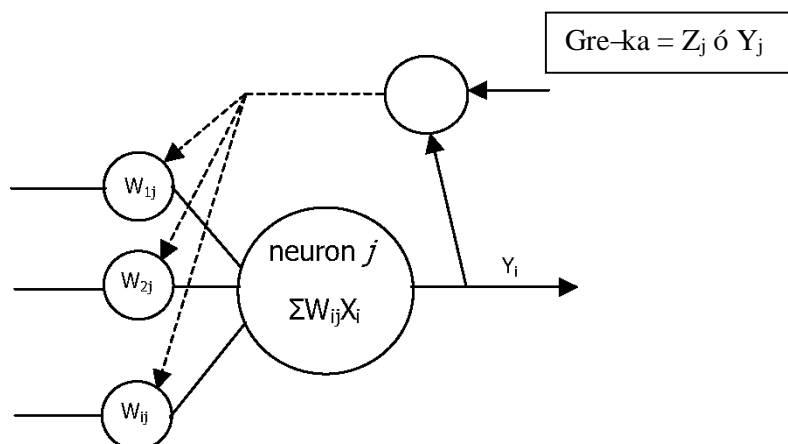
1. Perceptron
2. Adaline, Madaline
3. Backpropagation (BP)
4. Ko-ijeva ma-ina - Cauchy Machine (CM)
5. Adaptivni heuristi ki kriterijum - Adaptive Heuristic Critic (AHC)
6. Neuronske mreže sa vremenskim zadržavanjem - Time Delay Neural Network (TDNN)
7. Asocijativno nagra ivanje - Associative Reward Penalty (ARP)
8. Avalanche Matched Filter (AMF)
9. Backpercolation (Perc)
10. Artmap
11. Adaptivne logi ke mreže - Adaptive Logic Network (ALN)
12. Kaskadne veze- Cascade Correlation (CasCor)
13. Pro-ireni Kalman-ov filter - Extended Kalman Filter(EKF)
14. Kvantizacija vektora u enja - Learning Vector Quantization (LVQ)
15. Neuronske mreže zasnovane na verovatno i- Probabilistic Neural Network (PNN)
16. Op-te regresione neuronske mreže - General Regression Neural Network (GRNN)



### 2.2.4.1 ALGORITAM ŠIRENJA GREŠKE UNAZAD (BACK-PROPAGATION ALGORITHM)

Feedforward, backpropagation arhitektura je razvijena ranih sedamdesetih godina dvadesetog veka od strane nekoliko nezavisnih izvora (Werbor; Parker; Rumelhart, Hilton i Williams). Backpropagation je skraćeno od *back error propagation* što bi moglo da se prevede kao "širenje greške unazad". Ova nezavisna saradnja je bila rezultat mnoštva članaka i diskusija na različitim konferencijama koje su stimulisale istu industriju. Trenutno, za složene višeslojne mreže, ova zajednički razvijena back-propagation struktura je model koji je najpopularniji, najdelotvorniji i model koji se najlakše uči. Ova mreža je u upotrebi više nego sve ostale zajedno. Upotrebljava se za mnoge različite tipove aplikacija. Ova struktura je proizvela mnogo različitih tipova mreža sa različitim topologijama i metodama obuke. Njihova prednost se ogleda u nelinearnom rešavanju loše definisanih problema. Tipična backpropagation mreža ima ulazni, izlazni i najmanje jedan skriveni sloj. Teoretski nema ograničenja u broju skrivenih slojeva, ali je uobičajeno da ih ima jedan ili dva. Neka istraživanja pokazuju da je za rešavanje bilo kog problema, bez obzira na njegovu kompleksnost, potrebno najviše četiri sloja (tri skrivena i jedan izlazni). Kod feedforward mreže ulaz ne vrši nikakva izmena i zbog toga se često ovaj sloj ne broji. Stoga se mreža sa jednim ulaznim, jednim skrivenim i jednim izlaznim slojem može predstaviti kao mreža sa dva sloja. Iako je opšte prihvaćeno, ovo ustaljeno pravilo se ne koristi uvek i svuda [5].

Da bi se mreža koja uči na osnovu ovog algoritma koristila, potreban je prethodni trening mreže. Počevši od izlaznog sloja, razlika (greška) između željenih i stvarnih izlaza se računa da bi se na osnovu nje popravile vrednosti težina u prethodnom sloju. Princip se jasno vidi na slici:



Slika 3.2.9. Širenje greške unazad

Za svaki neuron izlaznog sloja, greška (delta) se izračunava kao:

$$(\delta_j) = (Z_j - Y_j)(df/dx)$$

gde su  $Z$  i  $Y$ , željeni i stvarni izlaz. Sigmoidna funkcija  $f = [1 + \exp(-x)]^{-1}$  je efikasan način da se izračuna izlaz neurona (gde je  $x$  proporcionalno sumi umnožaka ulaza i težina). Izvod sigmoidne funkcije  $(df/dx) = f(1-f)$  i greške su jednostavna funkcija željenih i stvarnih izlaza. Faktor  $f(1-f)$  je *logistička funkcija* koja drži korekciju greške u određenim granicama. Težina svakog ulaza u  $j$ -ti neuron se popravljala proporcionalno ovoj izračunatoj grešci.

Procedura ovog algoritma sastoji se iz sledećih koraka:

1. Inicijalizacija težina (slučajna)
2. Učitavanje ulaznog vektora i željenog izlaza
3. Propagiranje ulaznog vektora kroz mrežu i dobijanje izračunatog izlaza
4. Izračunavanje greške
5. Podešavanje težina idući i unazad od izlaznog sloja ka skrivenim slojevima

Procedura se ponavlja za ceo set ulaznih vektora sve dok se željeni i stvarni ulazi ne poklope, uzimajući u obzir neku toleranciju greške. Velikoj mreži može biti potrebno dosta vremena za podešavanje, tako da se ponekad unapred zadaje broj iteracija umesto tolerancije. Sa svakim novim skrivenim slojem, vreme učenja se znatno povećava.

Ovaj algoritam učenja je prilično jednostavan i koristi se često. Jedna od zamerki je da je prilično spor, pa su razvijeni modaliteti sa heuristikim poboljšanjima, kakvi su *Quickpropagation*, *Delta-Bar-Delta*, *Gram-Schmidt signal decorrelation* i drugi.

## 2.3 REALIZACIJA NEURONSKIH MREŽA

Neuronska mreža se može realizovati hardverski i softverski. Kod hardverske realizacije veštački neuroni su fizički međusobno povezani, oponašaju i veze između bioloških neurona. Neuroni se realizuju kao jedinstvena integrisana kola. Softverska realizacija podrazumeva simuliranje neuronskih mreža na tradicionalnim računarima, u kojima je veza između ulaznih i izlaznih logičkih (virtualna). Svaki od ovih načina ima svoje prednosti kao i mane. Prednost hardverske realizacije je to što može da koristi mogućnost paralelnog procesiranja informacija ukoliko se svakom neuronu u mreži dodeli po jedan procesor. Hardverska realizacija ima ograničenja u pogledu broja slojeva i naročito u njihovom povezivanju. Prednost softverske realizacije neuronskih mreža na standardnom PC računaru je u tome što se lakše uspostavljaju (i kasnije menjaju) veze između pojedinih neurona u mreži. U praksi se softverska realizacija koristi za testiranje, a konkretna realizacija koja se primenjuje u praksi može biti realizovana i hardverski čime se dobija na brzini [1].

### 2.3.1 PODELA VEŠTAČKIH NEURONSKIH MREŽA

Postoji veliki broj različitih realizacija neuronskih mreža, a samim tim postoji i mnogo podela.

Neuronske mreže možemo klasifikovati prema:

- broju slojeva
- vrsti veza između neurona
- vrsti obnavljanja neuronskih mreža
- prema smeru prostiranja informacija
- prema vrsti podataka

#### 2.3.1.1 PODELA VEŠTAČKIH NEURONSKIH MREŽA PREMA BROJU SLOJEVA

Postoji veliki broj različitih tipova veštačke neuronske mreže. Jedna od najopštijih podela veštačkih neuronskih mreža je prema broju slojeva.

Mreže možemo podeliti na:

- jednoslojne
- višeslojne

Danas se uglavnom izdvajaju i primenjuju višeslojne veštačke neuronske mreže koje pored ulaznih i izlaznih slojeva sadrže neurone na srednjim (skrivenim) slojevima.

### 2.3.1.2 PODELA VEŠTAČKIH NEURONSKIH MREŽA PREMA VRSTI VEZA

Ve-ta ke neuronske mreže se mogu podeliti prema vrstama veza tj. arhitekturi na:

- *Slojevite*

Neuroni su raspoređeni tako da formiraju slojeve. Na ulaz jednog neurona se dovode izlazi svih neurona sa prethodnog sloja, a njegov izlaz se vodi na ulaze svih neurona na narednom sloju. Neuroni sa prvog (ulaznog) sloja imaju samo po jedan ulaz. Izlazi neurona sa zadnjeg (izlaznog) sloja predstavljaju izlaze mreže. Predstavnik: backpropagation algoritam.

- *Potpuno povezane*

Izlaz jednog neurona se vodi ka ulazu svih neurona u mreži. Predstavnik: Hopfildova ve-ta ka neuronska mreža

- *Celularne*

Međusobno su povezani samo susedni neuroni. Bez obzira na lokalnu povezanost, signali se prostiru i na neurone i van susedstva zbog indirektnog prostiranja informacija. Predstavnik: CNN ó Cellular Neural Network.

### 2.3.1.3 VRSTE OBUČAVANJA NEURONSKIH MREŽA

Postoje dva različita pristupa obučavanju neuronskih mreža:

- Nadgledano obučavanje - Supervised training
- Nadgledano obučavanje

Tokom obučavanja mreže, algoritam koji nadzire obučavanje (supervisor) upoređuje podatke dobivene na izlazu sa očekivanim podacima. Razlika između dobivenih i očekivanih podataka se šalje proceduri za učenje, koja koriguje težišne koeficijente mreže. Kontrolisan trening je sličan studentu koga profesor vodi u učenju, ukazuje na greške i propuste i usmerava ka željenom cilju. Predstavnici: perceptron, backpropagation algoritam.

#### *Delimično nadgledano obučavanje*

Delimično nadgledano učenje radi na principu da mreža uči samostalno, a povremeno dobija ocenu prethodnog rada. Primer ovakve mreže je mreža koja balansira -tap. Dok je -tap uspravan sve je u redu, ali kada -tap padne, mreža treba da koriguje ponašanje da bi -tap ostao uspravan. Sličan slučaj je i sa partijom -aha. Ukoliko je partija izgubljena znači da je došlo do greške, ali se

ne zna u kome trenutku je povučen pogrešan potez, niti koji je potez doveo do gubitka partije.

#### *Nenadgledano obučavanje - Unsupervised training*

U nenadgledanom učenju mreža je nezavisna. Pri obučavanju se predstavljaju samo ulazni podaci koje mreža pokušava da generalizuje i otkriva zajedničke osobine. Predstavnik: Kohonenove samoorganizujuće mape.

### *2.3.1.4 PODELA VEŠTAČKIH NEURONSKIH MREŽA PREMA SMERU PROSTIRANJA INFORMACIJA*

Veštačke neuronske mreže se mogu podeliti prema smeru prostiranja informacija kroz mrežu:

- Feedforward (nerekurzivne, nerekurentne ili nepovratne) - svi slojevi ne vraćaju informaciju u niže slojeve. Vršno prostiranje signala samo u jednom smeru (od ulaza prema izlazu) odnosno šírenje signala. Predstavnik: Višeslojni perceptron sa primenjenim backpropagation algoritmom.
- Feedback (rekurzivne ili rekurentne ili povratne) - svi slojevi vraćaju informacije nazad u niže slojeve. Izlaz iz neurona se vraća u niže slojeve ili u isti sloj. Predstavnik: Hopfieldove, Celularne neuronske mreže, Kohonenove neuronske mreže, dvostruko asocijativne neuronske mreže. Feedback mreže imaju mnogo veće procesne sposobnosti od Feedforward mreža.

### *2.3.1.5 PODELA NEURONSKIH MREŽA PREMA VRSTI PODATAKA*

Prema vrsti podataka koje obrađuju veštačke neuronske mreže se mogu podeliti na:

- Analogne
- Digitalne

Ova podela se retko koristi pošto su gotovo sve veštačke neuronske mreže digitalne.

## 2.4 DOMENI PRIMENE

U početku su veštačke neuronske mreže koristili naučnici različitih i kognitivnih nauka koji su pokušali da modeliraju nervni sistem živih organizama. Danas neuronske mreže predstavljaju veoma atraktivnu oblast istraživanja i postoje brojne oblasti u kojima se koriste. Primjenjuju se za:

- prepoznavanje oblika,
- prepoznavanje rukopisa,
- prepoznavanje govora,
- finansijske i ekonomske modele,
- predviđanje kretanja cena na tržištu,
- upravljanje sistemima,
- upravljanje proizvodnim procesima,
- analizu električnih kola,
- psihijatrijske procene,
- kompresovanje podataka,
- naftna istraživanja,
- kriminološka istraživanja,
- analizu medicinskih testova,
- ispitivanje EEG i EKG signala,
- pronalazjenje optimalnog rešenja,
- upravljanje robotima,
- analiziranje podataka pri pirolizi i spektroskopiji,
- u biološkim i medicinskim sistemima,
- vremensku prognozu i
- u drugim oblastima.