

**SVEU ILIŠTE JOSIPA JURJA STROSSMAYERA U OSIJEKU  
ODJEL ZA FIZIKU**



**GORAN PINTARI**

**UMJETNE NEURONSKE MREŽE I MOGUĆNOSTI  
NJIHOVE PRIMJENE U OBRAZOVANJU**

**DIPLOMSKI RAD**

**Osijek, 2013.**

**SVEU ILIŠTE JOSIPA JURJA STROSSMAYERA U OSIJEKU**  
**ODJEL ZA FIZIKU**



**GORAN PINTARI**

**UMJETNE NEURONSKE MREŽE I MOGUĆNOSTI  
NJIHOVE PRIMJENE U OBRAZOVANJU**

**DIPLOMSKI RAD**

**Osijek, 2013.**

**"Ovaj diplomski rad je izrađen u Osijeku pod vodstvom doc.dr.sc. Darka Duki u sklopu Sveučilišnog preddiplomskog studija fizike i tehnike kulture s informatikom na Odjelu za fiziku Sveučilišta Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku".**

## **Predgovor**

Diplomski rad pod nazivom “Umjetne neuronske mreže i mogu nosti njihove primjene u obrazovanju” pojašnjava mogu nosti napretka obrazovnih tehnika te lakše usvajanje gradiva od strane u enika ili studenata. U radu obrazlažem mogu nosti usvajanja novih injenica i spoznaja putem komunikacije s inteligentnim sustavom temeljenim na neuronskim mrežama te spoznajama proizašlim iz prou avanja biološke i kognitivne strukture ljudskog mozga kao mnoštva zasebnih jedinica koje tvore racionalni sustav spreman za velik broj neovisnih i me usobno nevezanih zadataka. Interdisciplinarni pristup prou avanju onoga što je svakom pojedincu omogu eno ro enjem po etna je pretpostavka u kreiranju umjetnih neuronskih mreža pomo u kojih emo u skoroj budu nosti izmijeniti na in na koji vršimo bilo kakvu interakciju sa okolinom.

Zahvaljujem se doc.dr.sc. Darku Duki na razumijevanju i potpori u radu te smjericama koje su mi neizmijerno pomogle prilikom kreiranja istog. Tako er zahvaljujem i roditeljima na potpori prilikom studija te ovaj rad posve ujem nedavno preminulom ocu.

## **SADRŽAJ**

<b>1. UVOD U UMJETNE NEURONSKE MREŽE</b>	<b>1</b>
<b>2. NEURONSKE MREŽE</b>	<b>2</b>
2.1. Koncept neuronske mreže	2
2.2. Razlika između neuronskih mreža i računala	6
2.2.1. Funkcija praga	10
2.2.2. Djelomična linearna funkcija	11
2.2.3. Sigmoidalna funkcija	11
2.3. Dizajn neuronskih mreža	12
2.4. Mehanizam učenja neuronskih mreža	14
2.5. Primjena neuronskih mreža	18
2.6. Kako najbolje upotrijebiti neuronsku mrežu	20
2.7. Povijest neuronskih mreža, trenutno stanje i budući razvoj	21
2.7.1. Genetski algoritmi	24
2.7.2. Fuzzy logika	25
<b>3. PRIMJENA NEURONSKIH MREŽA U OBRAZOVANJU</b>	<b>27</b>
3.1. Zakoni učenja	28
3.2. Budućnost učenja kroz umjetnu inteligenciju	29
<b>4. ZAKLJUČAK</b>	<b>33</b>
<b>5. LITERATURA</b>	<b>34</b>
<b>6. POPIS SLIKA</b>	<b>39</b>
<b>7. ŽIVOTOPIS</b>	<b>40</b>

# UMJETNE NEURONSKE MREŽE I MOGUĆNOSTI NJIHOVE PRIMJENE U OBRAZOVANJU

GORAN PINTARI

## Sažetak

U radu „Umjetne neuronske mreže i mogućnosti njihove primjene u obrazovanju“ pojašnjavamo pojam neuronskih mreža, pratimo procese koji se događaju u biološkim neuronima, pojašnjavamo strukturu i način kreiranja mreža sastavljenih od umjetnih neurona kao i analitičku konstrukciju, te se bavimo metodologijom rada ovakvih sustava. Isto tako, promatramo povijesni razvoj neuronskih mreža, navodimo nekoliko glavnih pravaca u razvoju neuronskih mreža te pojašnjavamo na koji način se ovakve mreže mogu implementirati unutar edukacijske djelatnosti u školama. Dotičemo se i inteligentnih sustava koji danas egzistiraju, te mogućnosti njihovog napretka u budućnosti.

**Rad je pohranjen u knjižnici Odjela za fiziku**

**Cljučne riječi:** umjetne neuronske mreže, svojstva neuronskih mreža, sustavi učenja, analiza govora, model učenja, prepoznavanje uzoraka, prepoznavanje teksta.

**Mentor:** doc.dr.sc. Darko Duki

**Ocjenjivači:** prof.dr.sc. Branko Vuković, mr.sc. Stjepan Hrpka

**Rad prihvaćen:** 26.03.2011

# **ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND POSSIBILITIES OF THEIR APPLICATION IN EDUCATION**

**GORAN PINTARI**

## **Abstract**

In this work titled "Artificial neural networks and possibilities of their applications in education," we are explaining the concept of neural networks; during the following of the processes that occur in biological neurons, we are explaining the structure and the creation of a computer network composed of artificial neurons. This work also deals with the methodology of such systems. As well as observing the historical development of neural networks, we follow a few of the main directions in neural networks. After the previously mentioned, we describe how can these networks be implemented within the educational activities in schools. Furthermore, the work describes the intelligent systems that exist today and their ability to progress in the future.

**Thesis deposited in Department of Physics library**

**Keywords:** artificial neural networks, properties of neural network, learning system, speech analysis, student model, pattern recognition, text recognition.

**Supervisor:** Darko Duki , PhD, Assistant Professor

**Reviewers:** Branko Vukovi , PhD, Associate Professor, Stjepan Hrpka, MSc

**Thesis accepted: March 26th 2013.**

## 1. UVOD U UMJETNE NEURONSKE MREŽE

Motivacija za kreiranje novih tehnologija koje su u određenom trenutku promijenile tijek ljudskog napretka je oduvijek bila prisutna u svim dijelovima znanosti, no, do sada, bez obzira na napredak tehnologije, nismo bili u mogućnosti kreirati zbir elektroničkih komponenti, matematičkih funkcija ili objekata koji bi u potpunosti postigli ono što je svakom ljudskom biću urođeno, inteligencija. U ovom radu definiramo elemente koji takav sustav mogu generirati. Umjetne neuronske mreže svoj zalet pronalaze u proučavanju neurona, kao građevnih jedinica ljudskog mozga, te na osnovu funkcija i sposobnosti skupa takvih jedinica kreiraju pravac prema ostvarenju dugoročnog cilja, kreiranja umjetne inteligencije koja premašuje mogućnosti modela po kojem je kreirana. Kao sjajan model, umjetna inteligencija se zasniva na jednostavnim dijelovima koje ćemo razmotriti te utvrditi na koji način interakcija takvih komponenti može dovesti do „stroja“<sup>1</sup> koji ima osobine slične ljudskim. Ideja o sustavima koji mogu razmišljati, uiti, kreirati svoje okruženje, rješavati probleme, pa čak i prepoznavati emocije za ljude može biti iznimno uznemirujuća, te su u samom začetku razvoja ovog smjera znanosti definirana tri Asimova zakona robotike<sup>2</sup>. Proučavamo dobrobiti takvog sustava na mogućnosti podučavanja učenika, ostvarivanja bolje interakcije s okolinom, te upravljanja pojedinim elementima već cjeline u kojoj se takav sustav integrira. Dotičemo se i implementacije ovakvih sustava, ili tek malenih dijelova istog u velike cjeline, do sada isključivo vođenih od strane strojeva kontroliranih pomoću ljudskog operatora, što se u potpunosti gubi integracijom neuronske mreže, bilo da se radilo o superviziranoj ili nesuperviziranoj umjetnoj neuronskoj mreži. Do danas su inteligentni sustavi postali neizostavan dio industrijskih procesa, upravljačkih sustava te istraživačkih alata, a to sve je omogućeno napretkom u raznim dijelovima uspješnih tehnologija poput elektroničkih sklopova, transporta i skladištenja energije te komunikacije. Napredak u području telekomunikacija posebice je bitan, jer omogućava umjetnom sustavu, koji svoje osobine poboljšava i usavršava interakcijom s okolinom, da sa većim brojem upita, kreira što to nije i „pametnije“ odgovore, neiziskivaju i pritom posebno vrijeme za definiranje početnih varijabli sustava ili dodatnu korekciju vanjskog ljudskog operatora. Sve veća integracija sustava umjetnih neuronskih mreža je činjenica o svijetu koji nas okružuje, ali, do sada nažalost nismo imali prilike iskoristiti sve dobrobiti takve okoline.

---

<sup>1</sup> Asimov I., *I, Robot*, New York: Doubleday & Company, 1950., str. 5-92.

<sup>2</sup> Anissimov M., *Deconstructing Asimov's Laws*, Berkley: Singularity Institute for Artificial Intelligence, 2010., str. 10-40.



# 1. NEURONSKE MREŽE

## 1.1. Koncept neuronske mreže

“Neuronska mreža je me usobno povezana nakupina jednostavnih elemenata obrade, jedinica ili vorova, iji se na ini djelovanja temelje na neuronima kod životinja. Sposobnost obrade mreže posljedica je ja ine veze me u tim jedinicama, a postiže se kroz proces adaptacije ili u enjem iz skupa primjera za uvježbavanje.” Prema Gurney-u, neuronska mreža je me usobno povezan sklop jednostavnih elemenata obrade, jedinica ili vorova, ija funkcionalnost je temeljena na biološkom neuronu. Sposobnost obrade podataka u mreži temelji se na jakosti poveznica same mreže, osobini koja se kreira prilikom procesa u enja od, ili prilagodbe ka odre enom setu parametara treniranja.<sup>3</sup>

Umjetne neuronske mreže su ra unalni modeli obrade informacija koje funkcioniraju na sli an na in kao i ljudski mozak ili kao neke druge biološke neuronske mreže. Neuron, kao osnovni gra evni element neuronskih mreža, zbog svoje jednostavnosti posebno je pogodan za integraciju u ra unala. Umjetne neuronske mreže<sup>4</sup> pogodne su za korištenje zbog svoje jednostavnosti rada, te mogu nosti obavljanja velikog broja operacija u isto vrijeme. Iako daleko sporije od digitalne elektroni ke logike<sup>5</sup>, biološke neuronske mreže imaju sposobnost koju umjetni sustavi ne posjeduju, a to je mogu nost rješavanja složenih problema, koji zahtijevaju upotrebu velikog broja razli itih veza me u pod-sustavima kako bi se zadatak uspješno riješio. Neki od primjera ovakvih situacija su razumijevanje ljudskog govora, prepoznavanje ekspresija ljudskog lica ili predvi anje doga aja promatranog sustava na osnovu iskustva, te finalno, kao najzanimljivija od svih mogu nosti, sposobnost u enja. Najsloženiji sustav u prirodi, pod kojim definiramo ljudski mozak isto tako ostvaruje visok stupanj paralelizma i nelinearnosti. Ipak, treba biti oprezan prilikom opisivanja funkcije ljudskog mozga. ini se da se mozak kroz povijest uspore ivao sa u tom trenutku najsloženijim mehanizmima koji su postojali. Tako se u davna vremena mozak uspore ivao sa pneumatskim strojem, u renesansi sa satom, a krajem prošlog stolje a sa telefonskom

---

<sup>3</sup> Gurney K., *An Introduction to Neural Networks*, London: UCL Press, 1997., str. 7-33.

<sup>4</sup> U nastavku teksta: neuronske mreže

<sup>5</sup> U tipi nom ljudskom mozgu nalazi se  $10^{10}$  neurona te  $10^{14}$  sinapsi što nam govori o veli ini procesa koji se kontinuirano odvija u mozgu

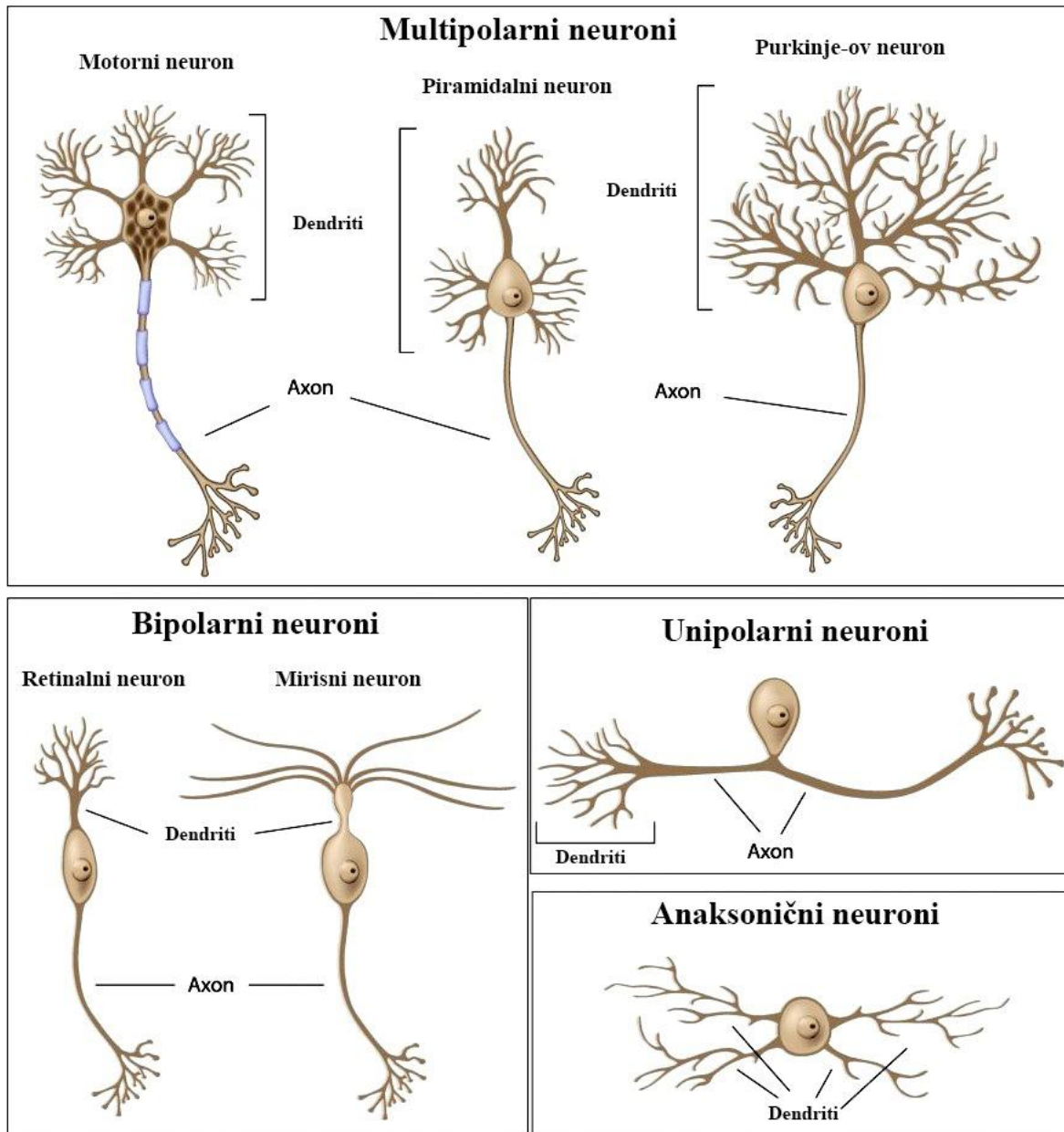
mrežom<sup>6</sup>. Neuronske mreže, od svojih za etaka do sada promatraju se kao sustavi koji e potaknuti budu nosti, te kreirati nove prilike za napredak u velikom broju podru ja, u kojima dakako postoji mogu nost implementacije. Velika prednost sustava neuronskih mreža je u tome što se prakti no u bilo kojem segmentu tehnologije ili razvoja iste, može integrirati jedan ili nekoliko parcijalnih sustava neuronskih mreža. Kako se radi o jednostavnim sustavima koji ne zahtjevaju dodane korekcije od strane ra unalnog programera kako bi u ile, primjena je zbilja svestrana. Neuronske mreže samostalno imaju mogu nost korekcije na ina prijenosa informacija od jednog neurona, do drugog tako da se odre eni signali poja avaju, dok se drugi signali slabe, te se dobiva jedna vrijednost koja se prenosi na sljede i neuron. Ja anjem veza izme u neurona, te njihovim intenzivnijim korištenjem dolazimo do procesa u enja. Paralela izme u ljudskog mozga, po kojem je ovaj model definiran je vrlo jasna, ukoliko odre enu informaciju, skladištenu u dugoro nom pam enju ne koristimo kroz duži vremenski period, eksponencijalno se pove ava mogu nost da istu u potpunosti zaboravimo, jer, veze koje vode do takve informacije se koriste za druge procese i svakim ponavljanjem ja aju. Ra unalni programeri<sup>7</sup>, u svojim osvrtima na neuronske mreže do sada su dolazili do razli itih zaklju aka o iskoristivosti ovakvog modela na zadatke koje trebaju ostvariti, primarno zbog velikih o ekivanja, u ovom stupnju razvoja. Neuronske mreže su mo ni sustavi, pomo u kojih se mogu u inito veliki poduhvati, no, njihov pravi potencijal se ostvaruje kontinuiranim razvojem. Ve ina trenutno aktivnih sustava predstavlja samo model, koji se razvija u laboratorijima te je potrebna iznimna koli ina rada i razvoja kako bi sustav ugledao svijetlo dana. Biološki neuron specijalizirana je stanica za obradu informacija u živim bi ima. Informacije u živ anim sustavima su elektrokemijski podražaji. Neuron prima informacije od drugih neurona putem dendrita. Dendriti najprije oslabljuju ili poja avaju neke ulazne informacije te ih onda zbrajaju. Rezultat je impuls koji se šalje putem aksona i sinapsi drugim neuronima u mreži. U enje se odvija promjenom ja ine sinapti kih veza. Milijuni neurona u mreži paralelno obra uju informacije, gdje svaki neuron obra uje samo infinitezimalno malen dio problema koji je potrebno riješiti ili nau iti. Najbitnija razlika u radu neuronskih mreža i ra unala je u paralelizmu te suvišnosti neurona za pojedini proces. Uz to, biološke neuronske mreže su samostalni sustavi u kojima je svaki pojedini neuron samostalna jedinica sposobna za obradu podataka na mnogo razli itih na ina.

---

<sup>6</sup> Rojas R., *Neural Networks*, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 1996., str. 3-38.

<sup>7</sup> Anderson D., McNeill G., *Artificial Neural Networks Technology*, NY: Kaman Sciences Corporation, 2009. str. 10-22.

Promotriti emo mogu nosti obrade informacija kompleksnih mreža sa injenih od jednostavnih gra evnih djelova. U drugom dijelu rada promatramo sustave iji je rad samo djelomi no ograni en.



**Izvor:** The Neuron – External Structure and Classification, [www.interactive-biology.com/3247/the-neuron-external-structure-and-classification/](http://www.interactive-biology.com/3247/the-neuron-external-structure-and-classification/)

**Slika 1.** Jednostavni neuron

Ukoliko neurone klasificiramo, možemo definirati i preko stotinu različitih vrsta neurona, sve u ovisnosti o metodi klasifikacije<sup>8</sup> koju koristimo. Svi neuroni zajedno, te njihove međusobne veze tvore sustav koji nije binaran, stabilan niti sinkroniziran. Stanice neurona se ne izmjenjuju kroz vrijeme, te posjeduju zabilježku o svim akcijama, iskustvima i događajima koji su se dogodili. Neuroni ulazne signale primaju pomoću dendrita koji mogu biti smirujući i (negativni) ili pobudujući i (pozitivni). Ukoliko takav neuron dođe u stanje dovoljne pobude, to jest, ukoliko je sumiranje signala koji dolaze do njega pozitivno, te prelazi prag pobude neurona, tada on putem aksona ispaljuje impuls. Sinaptički terminali koji izlaze iz neurona obično dodiruju tijelo drugog neurona, ili akson drugog neurona, no nisu u potpunom dodiru. Među njima postoji mali razmak koji se zove sinapsa. Unutar svakog neurona komunikacija se odvija električnim signalima, a komunikacija preko sinapsi odvija se kemijskim podražajima. Mnogobrojni neuroni, koji u isto vrijeme komuniciraju kreiraju električno polje, to jest razliku električnih potencijala u različitim točkama lubanje. Uređaji koji detektiraju takve podražaje<sup>9</sup> naziva se EEG: ElectroEncephaloGraph, koji mjeri razlike u potencijalu te MEG: MagnetoEncephaloGraph koji mjeri slaba magnetna polja kreirana strujom elektrona u neuronskim sustavima.<sup>10</sup> Na ovaj način su po prvi put vizualizirani procesi koji se događaju u neuronskim sustavima, pa nakon toga i ljudskom mozgu. Ukoliko model neuronskih mreža direktno usporedimo sa modelom ljudskog mozga, zamjetimo da procesi u mozgu nisu niti približno slični radu trenutno aktivnih neuronskih mreža. Razlika pri ovoj usporedbi nastaje u razvojnim mogućnostima tehnologije. Naime, trenutno možemo implementirati samo male sustave neuronskih mreža, koji su u usporedbi sa sustavom kao što je ljudski mozak poprilično primitivni. Razvojni programeri, kreatori aplikacija, zbog toga nisu željeli kreirati tako kompleksan sustav kao ljudski mozak, već su definirali novi način rješavanja kompleksnih zadataka pomoću matematičkog modela neurona. Kod matematičkog modela neurona, slično kao i kod biološkog uzora, neuron prima signale od susjednih neurona, te takve signale sumira u jednu vrijednost koju nakon toga predaje aktivacijskoj funkciji. Ovakvi umjetni neuroni koji su međusobno spojeni čine neuronsku mrežu. U ovisnosti o vrijednosti izlazne varijable, aktivacijska funkcija određuje da li će doći do aktivacije pojedinog neurona ili će signal biti ugašen.

---

<sup>8</sup> Najjednostavnija klasifikacija struktura: Multipolarni, Bipolarni, Unipolarni, Anaksioni

<sup>9</sup> Električni događaji pojedinog elektrona traju desetke milisekundi, što zahtjeva da tisuće neurona ispaljuju u isto vrijeme kako bi se struja detektirala

<sup>10</sup> Ben-Amar Baranga A., *Brain's Magnetic Field: A Narrow Window to Brain's Activity*, Negev: Nuclear Research Center – Department of Electrical Eng., 2010., str. 23-26.

## 1.1. Razlika između klasičnog i neuronskog računanja

Konvencionalna računala su iznimno dobra prilikom brzih aritmetičkih te programa sa direktnim naredbama, no nisu u mogućnosti uspješno realizirati zadatke u kojima imamo podatke sa šumovima, ili podatke iz okoliša, pa čak i kada se potrebno prilagoditi okruženju iz vrlo jednostavnog razloga, klasično računanje ne može mijenjati svoju rutinu, svoj rad ukoliko u radu naiđe na prepreku koja prethodno nije predviđena programiranjem. Ukoliko takva prepreka nije predviđena, hodogram programa se zaustavlja, te se javlja greška u radu. No, neuronske mreže su sasvim drugačiji modeli od ovoga. Neuronske mreže mogu pomoći u radu bilo kojeg sustava za koji rad imamo mnoštvo primjera ili gdje ne možemo formulirati rješenje u odnosu na trenutne varijable, odnosno gdje se okolina sustava uvijek mijenja, te prepreke u radu ne možemo uvrstiti u postojeće programiranje s obzirom na to da nemamo informaciju kakve sve prepreke postoje. Neuronske mreže su model multiprocesorskog računalnog sustava ali sa:

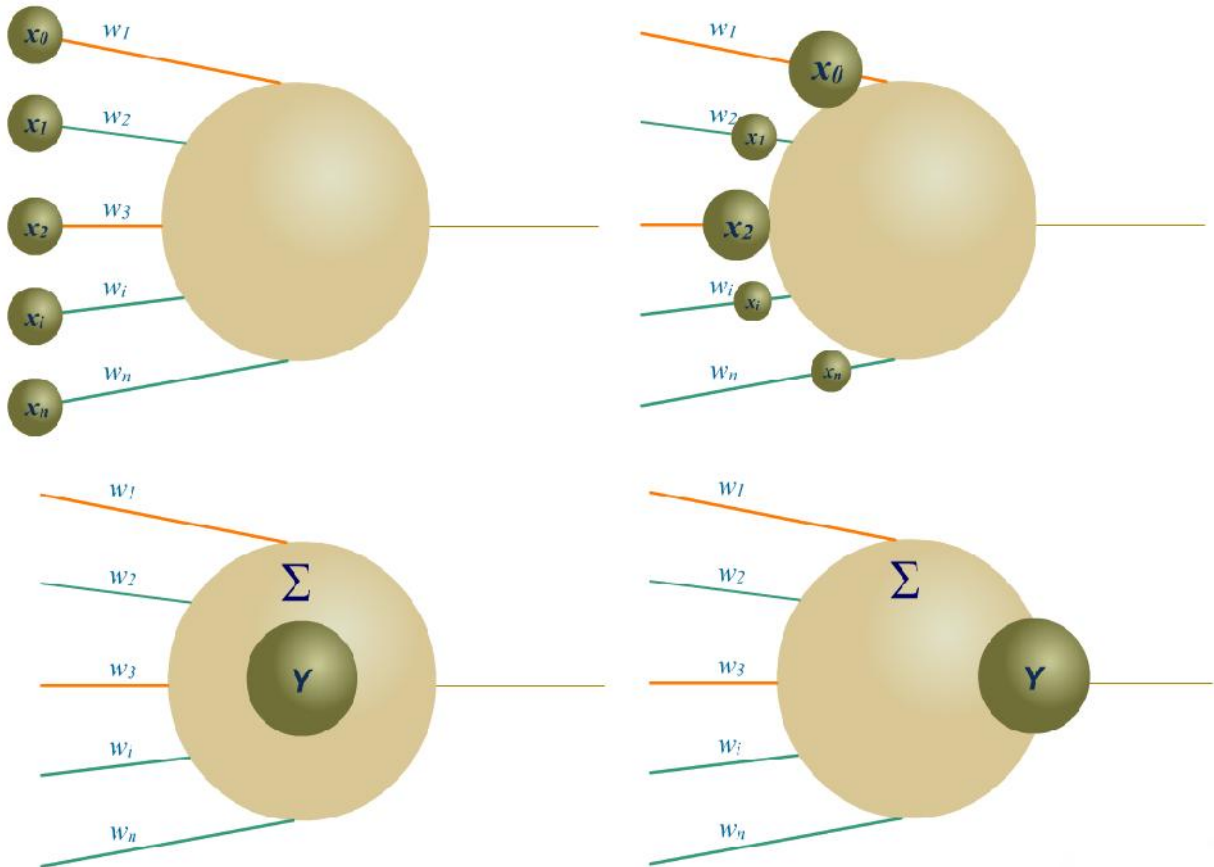
- Jednostavnim grafičkim elementima
- Iznimno dobrim povezivanjem međusobnih elemenata
- Jednostavnim brojevima izlaznim vrijednostima
- Mogućnost u promjene veza između pojedinih elementima

„Prilikom obrade informacija umjetni neuron prima ulazne vrijednosti od drugih neurona ili vanjskih varijabli. Ulazne vrijednosti su određeni realni brojevi  $x_i$ . Svako ulaznoj vrijednosti dodjeljuje se ponder „težina“ koje su ekvivalent snagama sinapsi kod biološkog neurona,  $w_i$ .<sup>11</sup> Sumiraju se ponderirane ulazne vrijednosti prema određenoj formuli, funkciji prijenosa, šalje se izlazna vrijednost  $Y$  drugim neuronima.

---

<sup>11</sup> ERIS: *Educational Repository for Intelligent Systems*, 2003., <http://eris.foi.hr/11neuronske/nn-uvod.html>

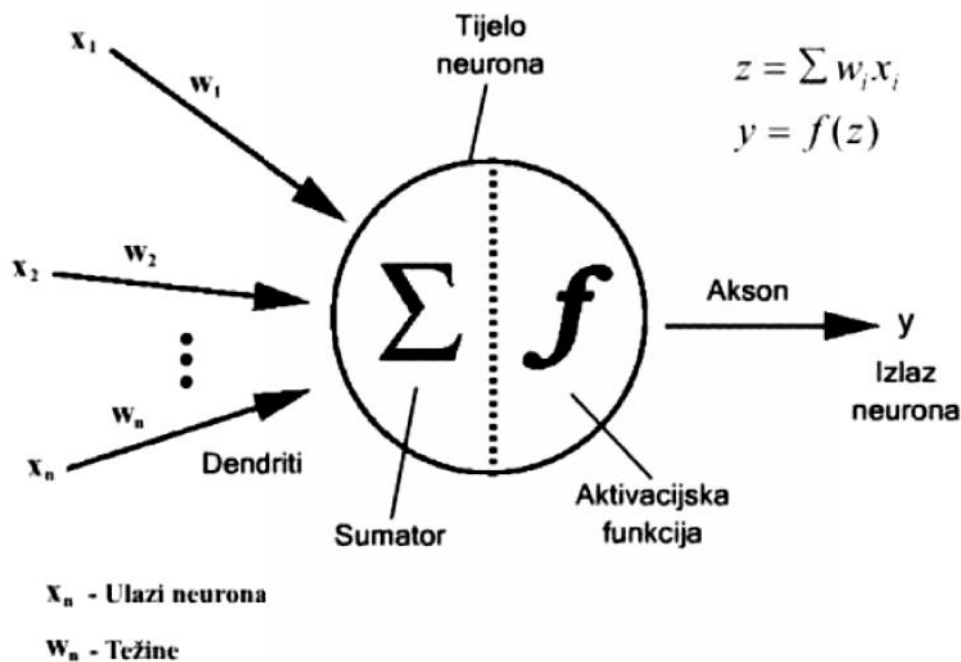
Ukoliko reprezentiramo ulazne vrijednosti te njihovu obradu, dolazimo do vizualnog slijeda udesno:



**Izvor:** ERIS: Educational Repository for Intelligent Systems, <http://eris.foi.hr/11neuronske/nn-uvod.html>

**Slika 2.** Sumiranje ponderiranih ulaznih vrijednosti

Ukoliko umjetni neuron predstavimo vrijednostima grafi ki možemo vidjeti sve sastavne elemente koji omogu avaju rad neurona. Promatramo perceptron – najjednostavniji oblik umjetnog neurona. S obzirom na to da su umjetni neuroni kreirani po uzoru na biološke neurone, dijelove opisujemo u usporedbi sa biološki neuronima.



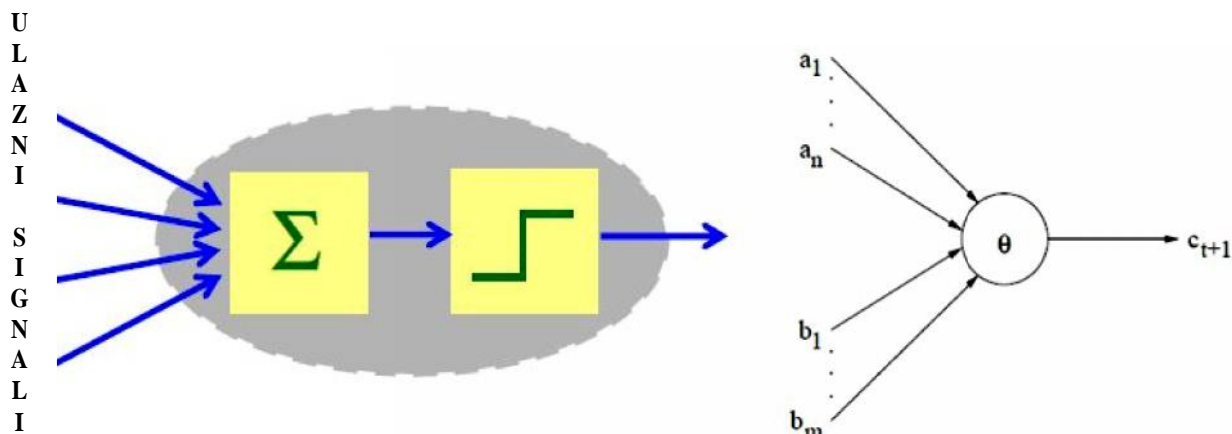
**Izvor:** Anderson D., McNeill G., Artificial neural networks technology, NY: Kaman Sciences Corporation, 2009.

**Slika 3.** Jednostavni umjetni neuron - perceptron

Aktivacijska funkcija koja određuje da li neuron prenosi informaciju prema drugim neuronima može se pojasniti na jednostavnom primjeru McCulloch-Pitts-ova neurona predloženom 1943. godine, koji se podrazumijeva kao prvi pokušaj kreiranja neuronske mreže. U ovom slučaju, vidimo sve nedostatke aktivacijske funkcije koja je kasnije uvedena. Radi se o jednostavnoj funkciji koja se naziva logička funkcija praga.<sup>12</sup> Neuronu se dodjeljuju binarne funkcije (1) „aktivan“ te (0) „neaktivan“. Definiramo dvije vrste signala koji dolaze do neurona, a to su signali pobude  $a_n$  i signali gašenja pobude  $b_n$ . Skraćeno, signali do neurona dolaze u obliku podražaja. Signali se gomilaju u stanici. Ukoliko je takav podražaj veći od praga stanice, stanica se prazni tako da podražaj prenosi drugoj stanici putem izlaza. Nakon toga, stanica ponovno može sakupljati podražaje.

$$C_{t+1} = \begin{cases} 1, & \text{ako } \sum_{i=0}^n a_{i,t} \geq \theta \text{ te } b_{1,t} = \dots = b_{m,t} = 0 \\ 0, & \text{inače} \end{cases}$$

<sup>12</sup> Chakraborty R. C., *Fundamentals of Neural Networks: AI Course*, NY, 2010., Lecture 37-38, [www.myreaders.info/html/artificial\\_intelligence.html](http://www.myreaders.info/html/artificial_intelligence.html)



**Izvor:** Anderson D., McNeill G., *Artificial neural networks technology*, NY: Kaman Sciences Corporation, 2009.

**Slika 4.** Grafi ki prikaz McCulloch-Pitts Neurona

Iako umjetni neuron sam za sebe ima odre enih nedostataka, ti se nedostatci umanjuju povezivanjem neurona u mrežu na odgovaraju i na in. Specifi na korištenja zahtijevaju „crno – bijele“ ili binarne odgovore. Ova korištenja uklju uju prepoznavanje teksta, identifikaciju govora, te dešifriranje slike iz scena. Ovi na ini korištenja su potrebni kako bi pretvorili realne ulazne podatke u diskretne vrijednosti. Te potencijalne vrijednosti su ograni ene na neke poznate serije, kao ASCII znakovi ili naj eš ih 50.000 engleskih rije i. Zbog tog ograni enja izlaznih opcija, te aplikacije ne koriste uvijek mreže sastavljene od neurona koji se jednostavno zbroje, a time i imaju jednostavne ulazne vrijednosti. Te mreže mogu koristiti binarna svojstva OR<sup>13</sup> i AND<sup>14</sup> ulaza.

Naj eš e aktivacijske funkcije s kojima se modelira da li je neuron aktivan ili ne na osnovu ulaznih signala su:

- Linearna funkcija
- Funkcija praga
- Djelomi na linearna funkcija
- Sigmoidalna funkcija (S funkcija)
- Tangentna hiperboli na funkcija

<sup>13</sup> White R., Downs T., *How Computers Work (9th edition)*, NY: Que Publishing, 2007., str. 48-62.

<sup>14</sup> Ibid. str. 52-62.



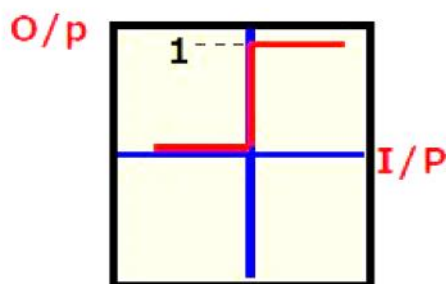
Aktivacijske funkcije se odabiru u ovisnosti o problemu koji mreža treba riješiti. Tijekom godina znanstvenici su testirali nekoliko funkcija koje oblikuju ulazne signale u izlazne signale. Najčešće korištene funkcije su funkcija praga, djelomično linearna funkcija te sigmoidalna funkcija.

- I/P – na x os nanosimo vrijednosti suma ulaznih signala
- O/P – na y os nanosimo vrijednosti izlaznih signala
- Sve funkcije dizajnirane su tako da kreiraju vrijednosti između 0 i 1

### 2.2.1 Funkcija praga

Funkcija praga može biti binarna ili bipolarna<sup>15</sup>.

- **binarni prag**

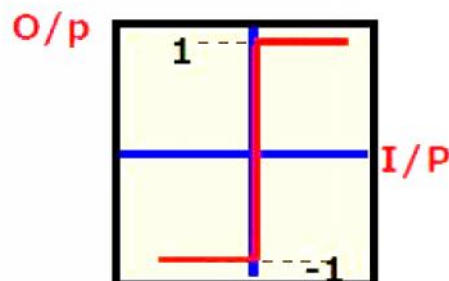


- 1** Ukoliko je suma ulaznih signala pozitivna
- 0** Ukoliko je suma ulaznih signala negativna

$$Y = f(I) = \begin{cases} 1, & \text{ako } I \geq 0 \\ 0, & \text{ako } I < 0 \end{cases}$$

Slika 5. Funkcija binarnog praga

- **bipolarni prag**



- 1** Ukoliko je suma ulaznih signala pozitivna
- 1** Ukoliko je suma ulaznih signala negativna

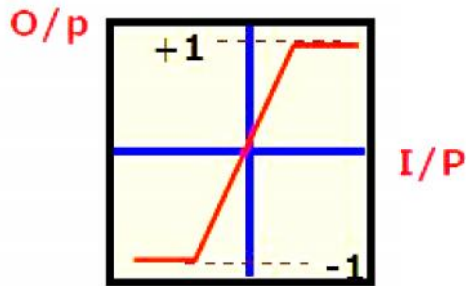
$$Y = f(I) = \begin{cases} 1, & \text{ako } I \geq 0 \\ -1, & \text{ako } I < 0 \end{cases}$$

Slika 6. Funkcija bipolarnog praga

<sup>15</sup> Chakraborty R.C., *Fundamentals of Neural Networks: AI Course*, NY, 2010., Lecture 37-38, [www.myreaders.info/html/artificial\\_intelligence.html](http://www.myreaders.info/html/artificial_intelligence.html)

## 2.2.2. Djelomi na linearna funkcija<sup>16</sup>

Ova funkcija se naziva još i funkcija zasi enja, te može imati ili binarni, ili bipolarni rang u ovisnosti o ulaznim vrijednostima. Radi se o nagnutoj funkciji koja poprima vrijednosti kako je opisano.

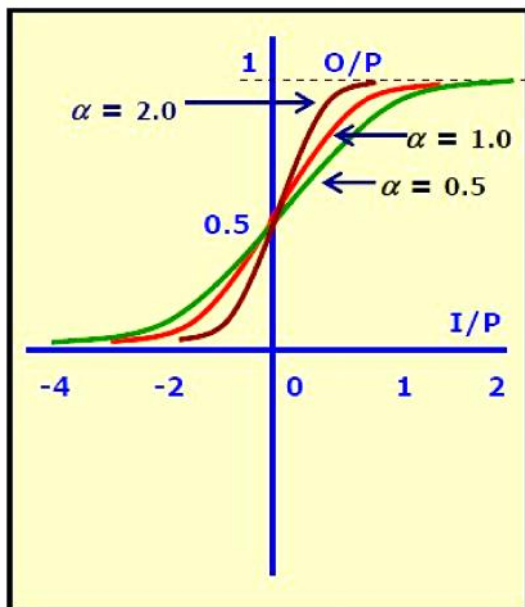


- 1** Ukoliko je suma ulaznih signala pozitivna
- 1** Ukoliko je suma ulaznih signala negativna
- ~I** Proporcionalno ulaznim vrijednostima za vrijednosti između +1 i -1.

Slika 7. Djelomi na linearna funkcija

## 2.2.3. Sigmoidalna funkcija

Nelinearna zakrivljena S funkcija naziva se sigmoidalna funkcija.<sup>17</sup> Ovakva funkcija je naj eš i tip funkcije korištene za kreiranje neuronskih mreža. Ona je matemati ki uredna diferencijabilna te strogo rastu a funkcija.



Sigmoidalna funkcija transfera može se napisati u obliku:

$$Y = f(I) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha I}}, 0 \leq f(I) \leq 1$$

$$= \frac{1}{(1 + \exp(-\alpha I))}, 0 \leq f(I) \leq 1$$

- 0** Za velike pozitivne vrijednosti
- 1** Za velike negativne vrijednosti sa blagim prijelazom između u

Slika 8. Sigmoidalna funkcija

<sup>16</sup> Chakraborty R. C., *Fundamentals of Neural Networks: AI Course*, NY, 2010., Lecture 37-38, [www.myreaders.info/html/artificial\\_intelligence.html](http://www.myreaders.info/html/artificial_intelligence.html)

<sup>17</sup> Op.cit., str. 10

- je parametar nagiba koji se naziva i parametar oblika; simbol se isto tako koristi kako bi se opisao ovaj parametar.

Ostale mreže rade na problemima gdje odgovor nije samo jedan od poznatih vrijednosti. Takav na in rada može dati neograni eno mnogo rezultata. Ove funkcije, kao i mnoge druge, mogu biti ugra ene u zbrajanje i transfer signala u mreži. Primjena ovog tipa uklju uje "inteligenciju"<sup>18</sup>, odnosno fluidnost iza robotskih pokreta. Ovakve mreže žele glatke vrijednosti ulaznih signala, koji zbog ograni enja senzora dolaze u prekidanim signalima. Kako bi realizirali glatki prijelaz na osnovu signala koji nisu kontinuiranih vrijednosti, generiraju izlazne vrijednosti pomo u hiperboli ke tangens funkcije kao funkcije prijelaza.

Na ovaj na in, izlazne vrijednosti iz ovakvih mreže su kontinuirane, te zadovoljavaju više sustava u stvarnom svijetu. Prilikom konstruiranja mreže postavlja se pitanje odabira najbolje funkcije koja e odgovarati potrebama sustava. Ova "inteligencija" obra uje ulazne vrijednosti, a zatim stvara izlazne vrijednosti koje zapravo uzrokuju pomicanje odre enog ure aja, gašenje stroja, dodavanje boje, pomicanje spremnika i tako dalje. Takav pokret može obuhvati neograni en broj vrlo preciznih pomaka.

### **2.3. Dizajn neuronskih mreža**

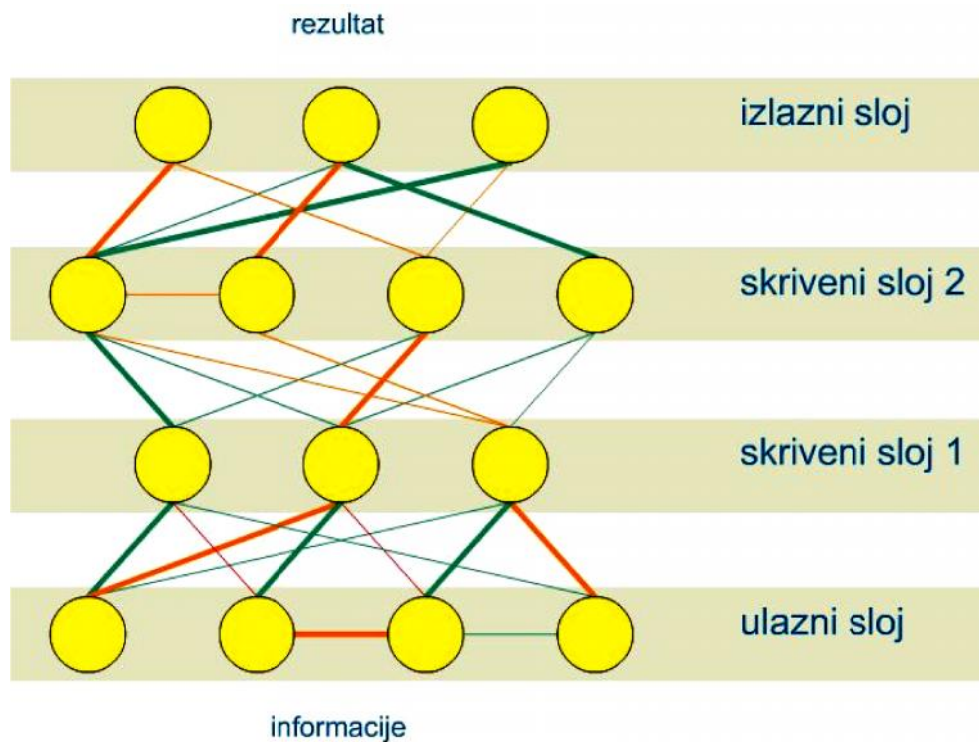
„Živ ani sustav ovjeka neuronska je mreža kod koje je me usobno povezano desetak milijardi neurona. Neuroni izmjenjuju i paralelno obra uju informacije, a kao rezultat ljudsko bi e u i, prepoznaje, sje a se i rješava probleme. Kod umjetne ra unalne mreže neuroni su me usobno organizirani u slojeve. Ulazni sloj prima informacije iz okoline, me uslojevi ili skriveni slojevi obra uju informacije, dok izlazni sloj prikazuje rezultat mreže.“<sup>19</sup>

---

<sup>18</sup> Self J., *Artificial Intelligence and Human Learning: Intelligent Computer-Aided Instruction*, London: Chapman and Hall, 1988., str. 62-73.

<sup>19</sup> ERIS: *Educational Repository for Intelligent Systems*, 2003., <http://eris.foi.hr/11neuronske/nn-uvod.html>

Svaki neuron jednog sloja može biti povezan sa svakim neuronom istog i drugog sloja.



**Izvor:** ERIS: Educational Repository for Intelligent Systems, <http://eris.foi.hr/11neuronske/nn-uvod.html>

**Slika 9.** Organizacija neurona kod umjetnih neuronskih mreža

Dizajn umjetne neuronske mreže započinjemo kreiranjem modela, biranjem ulaznih i izlaznih varijabli te pripremanjem ulaznih podataka. Izabire se najprikladniji algoritam, npr. *back propagation*. Neuroni se nakon toga raspoređuju u slojeve. Nakon toga izabiremo broj slojeva koji će nam biti potreban za rješavanje određenog zadatka te broj neurona u svakom pojedinom sloju. Zatim se određuje tip veze među neuronima te ulazne i prijenosne funkcije. Finalno se izabire pravilo učenja mreže, te mjerilo za ocjenjivanje mreže. Nakon toga se provodi postupak učenja. Možemo razlikovati unaprijedne (*feed-forward*) i povratne (*feedback* ili *recurrent*) mreže. Analogno, unaprijedne mreže dopuštaju signalima da putuju od ulaza prema izlazu neurona, dok povratne veze dopuštaju da signali putuju u oba smjera. Neuronske mreže isto tako razlikujemo i po broju slojeva, te unutar ove podjele imamo jednoslojne i višeslojne mreže. Postoje različite arhitekture neuronskih mreža, a neke od njih su mreža perceptrona, ADALINE/MADALINE<sup>20</sup>, Hopfieldova mreža<sup>21</sup>, Boltzmanov stroj, višeslojna unaprijedna mreža, Kohonenova mreža i slične. Neuronske mreže su najefikasnije

<sup>20</sup> Arbid M. A., *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, Cambridge: MIT PRESS, 1990., str. 13-48.

<sup>21</sup> John Hopfield uvodi dvosmjerne veze u mrežu kako bi poboljšao efikasnost mreže

u rješavanju onih problema za koje nemamo definiran algoritam. One se ne programiraju za obavljanje specifičnog zadatka poput računala, već se uče putem primjera. Iako ovaj pristup ima mnogobrojne prednosti, nedostatak je taj što funkcioniranje neuronske mreže može biti nepredvidivo upravo zato što mreža sama uči i kako riješiti problem<sup>22</sup>.

Algoritamski pristup<sup>23</sup> koji se koristi prilikom rada računala zahtjeva poznavanje svih relevantnih elemenata na osnovu kojih se rješavati problem, a također i svi podaci moraju biti ispravni kako bi dobilo ispravno rješenje. Neuronska mreža je u prednosti i zahvaljujući paralelnom procesiranju podataka te suvišnosti ima mogućnost lakše i jednostavnije riješiti zadani problem, zbog toga jer ne postoji kraj u hodogramu, neuronska mreža svaku prepreku prepoznaje kao novu varijablu s kojom može dalje raditi. Za razliku od njene, klasično von Neumannovo<sup>24</sup> računalo podatke procesira serijski, odnosno dok ne završi s jednom sekvencom računanja, ne može preći na drugu. Kao primjer definiramo višeslojni perceptron<sup>25</sup>.

## 2.4. Mehanizam učenja neuronske mreže

Neuronske mreže kreiraju se učenjem. Učenje se odvija promjenom vrijednosti težina među neuronima. Uspoređuju se tražene i dobivene vrijednosti te se pomaže u njima računati greška. Greška služi za korekciju težine veza među neuronima. Težinu veza možemo vizualizirati debljinom linije koja povezuje dva neurona u različitim slojevima na slici 9. Ukoliko je težina između dva neurona veća, to znači da je linija biti deblja, te će ta dva neurona komunicirati bolje, brže i kvalitetnije. Proces učenja odvija se po jednom od pravila učenja, s čim se korigiraju težine veza kako bi se javila što manja greška. Najmanja moguća greška znači da su težine između neurona dobro odabrane, te da su ulazne i izlazne vrijednosti najtočnije određene. Metode učenja koje smo do sada spomenuli su:

- supervizirano učenje
- nesupervizirano učenje
- potkrijepljeno učenje

---

<sup>22</sup> Zurada J.U., *Introduction to Artificial Neural Systems*, NY: West Publishing Company, 1992., str. 3-26.

<sup>23</sup> Freeman J.A., Skapura D.M., *Neural Networks - Algorithms, Applications, and Programming Techniques*, London: Addison-Wesley Publishing Company, 1991., str.43.

<sup>24</sup> Norton R.H., *The von Neumann Architecture of Computer Systems*, Pomona: California State Polytechnic University, 1987., str. 43.

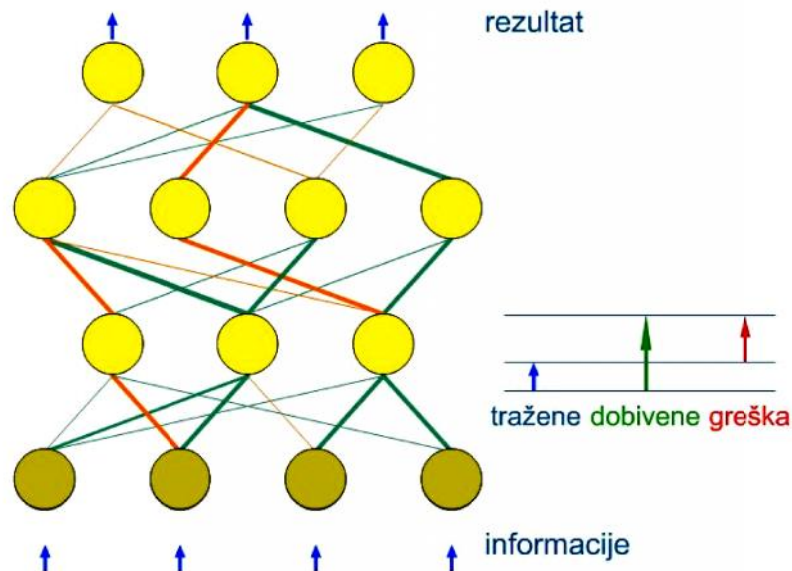
<sup>25</sup> Anderson D., McNeill G., *Artificial Neural Networks Technology*, NY: Kaman Sciences Corporation, 2009. str. 18-49.

Ova tri na ina u enja potkrijepljena su:

- prisustvom ili odsutnoš u profesora/programera
- informacijama ponu enima sustavu kako bi u io

Nadalje, metode u enja segmentirane su po pravilima za u enje koja su korištena na<sup>26</sup>:

- Hebbianovo u enje
- Radijalno u enje
- Kompetitivno u enje
- Stohasti ko u enje



**Izvor:** ERIS: Educational Repository for Intelligent Systems, <http://eris.foi.hr/11neuronske/nn-uvod.html>

**Slika 10.** Proces u enja neuronskih mreža

Tri spomenuta algoritma u enja neuronskih mreža pojašnjavamo pomo u jednostavnih primjera. Od algoritama supervizornog u enja naj eš e je u upotrebi algoritam povratnog propagiranja<sup>27</sup> (*back-propagation algorithm*). Potrebno je razlikovati arhitekturu neuronske mreže i njezin algoritam u enja, prvo se odnosi na opis odre ene arhitekture i postupka kojim neuronska mreža ra una svoj izlaz na osnovu skupa ulaza. Drugo je opis algoritma u enja koji

<sup>26</sup> Chakraborty R.C., *Fundamentals of Neural Networks: AI Course*, NY, 2010., Lecture 37-38, [www.myreaders.info/html/artificial\\_intelligence.html](http://www.myreaders.info/html/artificial_intelligence.html)

<sup>27</sup> Wiener R., *Neural Networks*, Sydney: The University of Sydney, 2003., str. 10-14.

se koristi za podešavanje mreže kako bi postala uspješnija u produciranju željenog izlaza.<sup>28</sup> Prilikom postupka povratnog propagiranja, sustav nastoji smanjiti pogrešku koja je kreirana tijekom učenja, što direktno utječe na promjenu težine veza između neurona. S obzirom na to u kojem smjeru treba podešavati težinu veza, polagano se smanjuje greška u dobivenom rezultatu kao na slici 10. Ipak, algoritam se više puta pronalazi lokalni minimum, čime neuronska mreža nije postigla optimalne rezultate, odnosno učenje nije u potpunosti efektivno. Koji od minimuma algoritam pronalazi ovisi i o početnim vrijednostima težina. Zbog svega navedenog možemo zaključiti da uvježbavanje iste mreže daje drugačije rezultate. Kako se algoritam ne bi zadržavao na lokalnom minimumu, razvijen je postupak simuliranog kaljenja (simulated annealing)<sup>29</sup>. Ono što se događa kod ovakvog procesa je kontinuirano smanjenje veličine koraka učenja. Ako je veličina koraka učenja konstanta, tada se može dogoditi da mreža mijenja stanje iz max u min, no, ukoliko smanjujemo veličinu koraka učenja, tada postoji trend kretanja prema globalnom minimumu. Na istom načinu koriste se i genetski algoritmi.

Daleko zanimljivija situacija događa se kod procesa nesuperviziranog učenja za što je primjer Kohonenova neuronska mreža<sup>30</sup>. Glavno obilježje ovakve mreže je samoorganizacija, to jest mogućnost učenja bez vanjskog upravitelja. Ono što je bitno jest da mreža na osnovu ulaznih uzoraka mijenja vrijednosti težina između neurona prema određenom algoritmu, sve dok se ne uspostavi stanje ravnoteže koje se odvija u nemogućnosti daljnjih promjena težina. Procjena rezultata ovakvih mreža je praktično nemoguća jer za vrijeme učenja nije određen željeni izlaz. Ovakve mreže koriste se u situacijama u kojima nismo sigurni što je potrebno klasificirati. Od slučaja nesuperviziranog učenja izdvajamo Kohonenovu mrežu. Radi se o kompetitivnom učenju. Ovakav pristup učenju zasnovan je na ideji da ako „ispravni izlaz pobijedi“, čak i tijesnom pobjedom, tada će porast vrijednosti težina neurona isti rezultat učiniti vjerojatnijim, ako dođe do sličnih okolnosti.“ Neuron se međusobno natječe u dobivanje prava na promjenu vrijednosti težina. Pritom postoje dvije izvedbe algoritma učenja. U jednoj samo neuron pobjednik ima pravo mijenjati vrijednosti težina, dok u drugoj i okolni neuroni koji ga okružuju također mijenjaju vrijednosti težina, samo je ta promjena manja. Ovakav pristup učenju zasnovan je na ideji da ako „ispravni izlaz pobijedi“, čak i

---

<sup>28</sup> Toulouse G., *Statistical Physics, Neural Networks, Brain studies*, Paris: Laboratoire de physique, 1999., str. 46-113.

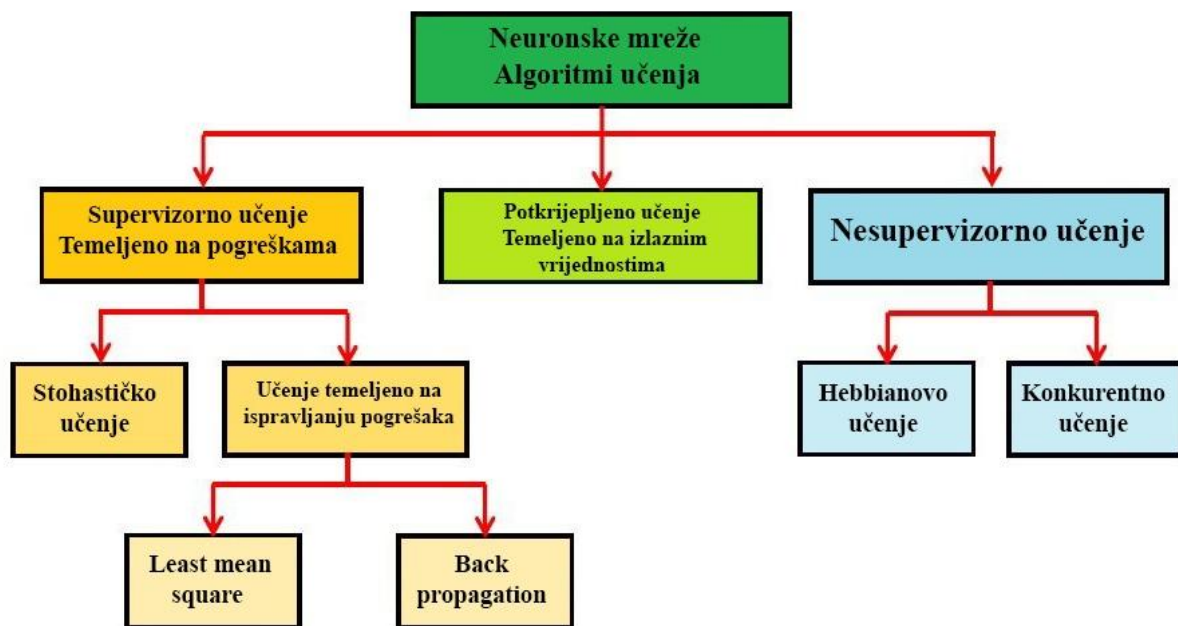
<sup>29</sup> Bertsimas D., Tsitsiklis J., *Simulated Annealing*, Cambridge: MIT, 1993., str. 8-36.

<sup>30</sup> Žalac N., *Poslovna analiza i upravljanje - Neuronske mreže – jučer, danas, sutra*, Zagreb: INTUS BIT, 1999., str. 3-13.

tijesnom pobjedom, tada se porast vrijednosti težina neurona isti rezultat u initi vjerojatnijim, ako dođe do sličnih okolnosti.“<sup>31</sup>

Finalno dolazimo do zadnjeg algoritma što definiramo kao učenje potkrepljenjem. Ovakav način učenja je prethodno poznat iz psihologije, prilikom proučavanja procesa učenja kod pasa. Naime, radi se o principu učenja neuronskih mreže kod kojega inteligentni stroj temeljen na neuronskoj mreži djeluje u okolini. Za bilo koju kreiranu akciju ili radnju stroj dobiva povratnu informaciju iz okoline, a cilj učenja je porast broja uspješnih akcija. Na osnovu povratne informacije iz okoline stroj mijenja težinu veza među neuronima. Kada se postigne stanje ravnoteže, tada mijenjanje težina više nije moguće, a samim time i proces učenja završava.

Definiramo još online pristup pri kojem mreža uči kroz rad, što je još jedan opis nesupervizornog učenja te offline pristup gdje se učenje odvija u zasebnoj fazi što je primjer supervizornog učenja. Ukoliko pokušamo vizualno predložiti hijerarhijski poredak prvotno spomenutih algoritama dolazimo do klasifikacije<sup>32</sup>:



Izvor: Chakraborty, R. C., Fundamentals of Neural Networks,  
[www.myreaders.info/html/artificial\\_intelligence.html](http://www.myreaders.info/html/artificial_intelligence.html)

**Slika 11.** Klasifikacija algoritama učenja

<sup>31</sup> Mullier D. J., *The Application of Neural Network and Fuzzy Logic Techniques to Educational Hypermedia*, Boston: British Journal of Educational Technology, 2005., str. 43-55.

<sup>32</sup> Chakraborty R.C., *Fundamentals of Neural Networks: AI Course*, NY, 2010., Lecture 37-38,  
[www.myreaders.info/html/artificial\\_intelligence.html](http://www.myreaders.info/html/artificial_intelligence.html)



## 2.5. Primjena neuronskih mreža

Vjerujem kako bi bez dodatnog znanja o neuronskim mrežama i njihovim integracijama u raznolike sustave ve na prvo pitanje o upotrebi neuronskih mreža nakon itanja dosadašnjih poglavlja uspješno odgovorili. Neuronske mreže su svugdje oko nas, bilo da se radi o robotskom usisava u koji na pametan na in isti ku u bez intervencije ili da se radi o Vašem pametnom telefonu koji prepoznaje tekst koji upišete pomo u dodirnog zaslona. Ukoliko prepostavimo da svaki ure aj koji u nazivu posjeduje krilaticu „pametan/pametno“ ima odre eni dio neuronske mreže u sebi, ne emo pogriješiti. Trenutno je mobilna industrija prepoznala napredak te u primjenu preuzela umjetne neuronske mreže u *cloud* sustavima, što možemo iskusiti iz prve ruke putem aplikacije SIRI<sup>33</sup> a kasnije i procvat usluga putem iste tehnologije koje e uskoro dominirati svim proizvodima koji budu komercijalno dostupni. Neki od njih su: „SKYVI, IRIS, ROBIN, VLINGO, MALUUBA.“<sup>34</sup> Iako neuronske mreže imaju velik broj primjena te je iznimno teško nabrojati ili klasificirati sve od njih, krenuti emo od najraširenije tehnologije<sup>35</sup> prema specifi nim situacijama:

- **Prepoznavanje govora**<sup>36</sup> - neuronske mreže imaju iznimnu sposobnost, koja e sa nadolaze im vremenom biti zna ajno iskorištena, a to je prepoznavanje ljudskog govora. Trenutno postoje komercijalni sustavi koji nude razne mogu nosti prepoznavanja govora, bilo da se radi o pomo i invalidnim osobama, do sustava sigurnosti gdje je potrebna glasovna verifikacija. Ono što se doga a u pozadini mogu nosti prepoznavanja govora je vrlo jednostavna obrada ulaznih signala na osnovu glasovnih podražaja te obrada istih kako bi se dobila vrijednost koja se podudara sa odre enom, sustavno odabranom abecedom. U ovom slu aju, radi se o sustavu koji je treniran, nau en, te u trenutnom stadiju razvoja, sustav koji pokazuje najviše potencijala, no, isto tako je potrebno uložiti najviše rada. Ukoliko uzmemo u obzir broj jezika na zemlji, te broj dijalekata odre enog jezika, vrlo lako možemo do i do zaklju ka da e sustav prepoznavanja govora morati pro i kroz velik broj ina ica kako bi pravilno razumijevao govor.

---

<sup>33</sup> Apple, Inteligentni osobni pomo nik, te navigator koji koristi govor za interakciju te u i na osnovu vremena koje provede u istoj sa osobom koja koristi samu uslugu, prvi put komercijalno dostupan 2010. godine

<sup>34</sup> Komercijalno dostupne aplikacije koje na osnovu upravljanja glasom mogu ostvariti interakciju sa pojedincem, trenutno dostupne na mobilnim ure ajima, za svoj rad koriste CLOUD tehnologiju te umjetne neuronske mreže.

<sup>35</sup> Anderson D., McNeill G., *Artificial Neural Networks Technology*, NY: Kaman Sciences Corporation, 2009. str. 30-48.

<sup>36</sup> Viglioco G., Warren J., Siri S., Arciuli J., Scott S., Wise R., *The Role of Semantics and Grammatical Class in the Neural Representation of Words*, London: University College., 2006., str. 1791-1796.

- **Prepoznavanje uzoraka** – u ovom slučaju postoji veliki broj potencijalnih industrijskih načina da se iskoristi sposobnost mreže da prepozna uzorke, no, ono što možemo upotrijebiti u praksi prilikom podučavanja ili prenošenja znanja je mogućnost prepoznavanja upisanih znakova putem senzora, bilo da se radi o infracrvenom ili dodirnom senzoru. Ukoliko pokušamo prenijeti svoj način pisanja na pametnu ploču ili eventualno dodirni zaslon, ubrzo ćemo zamijetiti kako se prepoznavanje pisanja sve više poboljšava što više koristimo takav sustav. Proces učenja s ponavljanjima podražaja iz okoline vrlo jasno definira željene vrijednosti izlazne varijable u odnosu na unesenu vrijednost.
- **Obrada signala** – kod ovog korištenja neuronske mreže, vrlo rano smo došli do spoznaje da neuronska mreža ima mogućnost smanjenja šuma u izobličanim električnim signalima putem postupka segmentacije. Ukoliko promatramo krivulju električnog signala, MADALINE<sup>37</sup> mreža ima mogućnost izgladiti takvu krivulju kako bi se šum u telefonskoj liniji, za što je ovakva mreža prvi put korištena, iznimno smanjio. Prvu ovakvu mrežu izgradio je Widrow.<sup>38</sup>
- **Servo kontrole** - kontrola složenih sustava je jedan segment u kojem neuronske mreže imaju najviše mogućnosti za rast. Za upravljanje sustavom koristi se set formulacija koje su prethodno određene. Ukoliko se okruženje sustava promijeni, ili se sustav nađe pred novom zaprekom u radu, set formula koje upravljaju sustavom moraju biti ručno izmjenjene. Takav posao je intenzivan do te mjere da je svaki parametar koji utječe na rad sustava potrebno posebno podesiti kako bi rad istog bio fluidan. Statistički model umjetnih neuronskih mreža je mnogo kompleksniji od seta formula koji sustavu omogućava rad u različitim okolnostima bez izmjena na upravljačkom skupu formulacija. Unutar naftne industrije, neuronske mreže koriste se prilikom upravljanja protoka fluida, te to čine tako da protok uvijek bude optimalan održavajući bitne varijable sustava u normalnim razinama. NASA<sup>39</sup> je neuronske mreže upotrijebila kako bi kontrolirala space shuttle prilikom uzlijetanja ili spajanja sa ISS<sup>40</sup>-om. Sustav se

---

<sup>37</sup> Arbib M.A., *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, Cambridge: MIT PRESS, 1990., str. 23-37.

<sup>38</sup> Widrow B., Lehr M. A., *Perceptrons, Madaline, and Backpropagation*, Cambridge: MIT PRESS, 1990., str. 13-96.

<sup>39</sup> NASA, National Aeronautics and Space Administration, Houston: Huntsville AL te Canaveral FL

<sup>40</sup> ISS, Meunarodna svemirska postaja (eng. International Space Station - ISS), meunarodno je razvijena istraživačka postaja koja se trenutno sastavlja u Zemljinoj nižoj orbiti

- naziva Martingale's Parametric Avalanche<sup>41</sup>. Drugi sustav koji se koristi prilikom rada je ALVINN<sup>42</sup>, za samostalni putuju i rover sa neuronskom mrežom.

Neuronske mreže koriste se još i kod kontrole i optimizacije procesa, kompresija slikovnih sadržaja, u medicini, te imaju iznimno značajnu poslovnu primjenu u bankama, telekomunikacijama te u marketinške svrhe, ali, kako smo napomenuli, ukoliko se u bilo kojem trenutku, bez obzira na to gdje se nalazite osvrnete oko sebe, postoji velika vjerojatnost da ćete ugledati sustav koji u svom sastavu ima dio neuronske mreže.

## 2.6. Kako najbolje upotrijebiti neuronsku mrežu

Kao što se vidi po prethodno navedeni poglavljima, neuronske mreže se uspješno primjenjuje u brojnim područjima. Svaku od tih aplikacija može se svrstati u dvije kategorije<sup>43</sup>. Ove kategorije nude mogućnosti za svakoga tko razmišlja o upotrebi umjetnih neuronskih mreža. Potencijalna primjena treba biti ispitana za sljedeća dva kriterija: Može li neuronska mreža zamijeniti postojeće tehnologije u području gdje mala poboljšanja u performansama mogu rezultirati velikim ekonomskim uštedama? Primjeri aplikacija koje zadovoljavaju taj kriterij su:

- Odobrenja kredita
- Odobrenja kreditnih kartica
- Predviđanja u segmentu financijskih tržišta
- Stvaranje popisa kontakata na osnovu potencijalne mogućnosti korištenja raznih usluga

Može li se neuronska mreža može koristiti u području gdje su se trenutne tehnologije dokazale kao nedovoljne kako bi održale sustav u optimalnim vrijednostima? Primjeri aplikacija koje zadovoljavaju taj kriterij su:

- Prepoznavanje govora
- Prepoznavanje teksta

---

<sup>41</sup> Dawes R., *The Parametric Avalanche Control Module Prototype Development*, Austin: Martingale Research Corporation, 1992., str. 1045-1057.

<sup>42</sup> Pomerleau D.A., *Alvinn, An Autonomous Land Vehicle in a Neural Network*, Pittsburg: Carnegie Mellon University, 1989., str. 56-68.

<sup>43</sup> Anderson D., McNeill G., *Artificial Neural Networks Technology*, NY: Kaman Sciences Corporation, 2009. str. 50-68.

- Meta analiza (Primjer gdje druga tehnologija nije bila u mogućnosti otkriti prisutnost eksploziva u zračnim lukama. Prethodni sustavi nisu mogli postići i FAA<sup>44</sup> propisanu razinu izvedbe, ali dodavanjem neuronskih mreža, sustav je ne samo premašio ekvivalenciju, nego i dopustio zamjenu, to jest isključivanje komponenti vrijednih 200 000 dolara.)

Najuspješnije aplikacije umjetnih neuronskih mreža usmjerene su samo ka jednom dijelu, jednom problemu, u velikom volumenu ili velikom sustavu. Najlakša implementacija neuronskih mreža kreira se u sustavima gdje one mogu biti kreirane tako da se samo uključe u određene dijelove, bez bitnijih preinaka u osnovnom modelu sustava.

## 2.7. Povijest neuronskih mreža, trenutno stanje i budući razvoj

Proučavanje ljudskog mozga staro je stotinama godina. Napretkom novih tehnologija, bilo je u potpunosti prirodno pokušati zauzeti proces razmišljanja. Prvi korak prema svijetu neuronskih mreža napravljen je 1943. godine kada su Warren McCulloch<sup>45</sup>, neuropsiholog, te mladi matematičar Walter Pitts<sup>46</sup> napisali članak o tome kako bi mozak mogao raditi. Kreirali su jednostavan model neuronske mreže sa električnim krugovima. U vršuju i ovaj koncept o neuronima te kako oni rade Donald Hebb napisao je rad „Organizacija ponašanja“<sup>47</sup> („The Organization of Behavior”) u kojem je istaknuo da veze među neuronima mijenjaju svaki puta kada se koriste, što je ujedno temelj ljudskog učenja. Prilikom napretka računala u 1950-tim godinama prošlog stoljeća, bilo je moguće kreirati rudimentarne modele ljudske misli. Nathaniel Rochester iz istraživačkog laboratorija IBM-a poveo je do prvog pokušaja izrade neuronske mreže u kojoj je neurone posložio u jedan sloj, te je nasumce spojio izlaze neurona na ulaze drugih neurona. Prvi pokušaj je propao. No kasnije je uspio te je prilagodio Hebbianovo pravilo vrše i normalizaciju svih vrijednosti težina kako bi uvijek iznosile konstantnu vrijednost. Prilagodba je izvršena s ciljem uklanjanja mogućnosti da sve vrijednosti težina veza koje se već upotrebljavaju s vremenom narastu do svoje maksimalne vrijednosti.

Rochester je nastojao postići i da vrijednosti težina veza za koje je porast vrijednosti jedne težine bude praćen smanjenjem vrijednosti drugih težina za ekvivalentni iznos.

<sup>44</sup> FAA, Federal Aviation Administration, Washington, DC

<sup>45</sup> McCulloch W., Pitts W., *A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*, Berlin Heidelberg: Springer Verlag, 1943., str. 13-43.

<sup>46</sup> Ibid

<sup>47</sup> Hebb D.O., *The organization of Behavior*, Oxon: Psychology Press, 2012., str. 125-144.

Me utim, u okviru ovog modela dolazi do navikavanja kojeg objašnjava kao „zamor“ neurona u kojeg drugi neuron esto ispaljuje impulse. U tom neuronu dolazi do pove anja praga, te on stoga po inje rje e slati odgovore. Rezultat je bila mreža koja nije tvorila skupine. Kako bi ipak postigli da mreža tvori skupine, formirali su mrežu u kojoj skupine mogu nastati ako je ve ina sinapsi u skupini izlazno, dok su one me u skupinama stanica inhibitorne. Rezultat toga bilo je stvaranje skupina isklju ivo oko ulaznih podru ja. Model su nazvali F.M.<sup>48</sup> jer su se umjesto binarnim impulsima koristili frekvencijama ispaljivanja impulsa. No, tih godina ra unalna industrija je procvjetala te je s tim ostavila neuronske mreže u sjeni. Ipak, 1958. godine Frank Rosenblatt uvodi promjene u model slu ajnih neuronskih mreža, napuštaju i ideju samostalnog formiranja skupine neurona. Izra uje neuronsku mrežu sa sposobnoš u nesupervizornog u enja. U njoj su veze nasumce spojene jedino me u razli itim slojevima neurona. Umjesto memorije koristi promjene u odnosu izme u odre enog ulaza i odre enog izlaza do kojih dolazi uobi ajenom upotrebom. S godinama koje dolaze, zagovornici „razmišljaju ih strojeva“ kontinuirano su se pokušavali boriti za svoje ideje. 1956. godine Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence pružio je potreban pomak i neuronskim mrežama i umjetnoj inteligenciji. Jedan od ishoda ovakve situacije bio je stimulacija istraživanja i UI-a, te u mnogo manjoj mjeri neuronske procese u mozgu.

U godinama koje dolaze nakon toga, John von Neumann predlaže imitaciju funkcija jednostavnog neurona pomo u telegrafskih releja ili vakumskih cijevi. Isto tako, Frank Rosenblatt, neurobiolog sa Cornell-a po inje raditi na svom projektu perceptrona. Bio je oduševljen operacijom oka mušice. Naime, ve ina procesa koji govore mušici da leti nalazi se u oku. Perceptron, koji je proizašao iz ovog istraživanja bio je ugra en u su elje te se smatra najstarijim neuronskim su eljem još uvijek u upotrebi do danas. Jednoslojni perceptron koristan je kao ure aj za klasificiranje kontinuiranih vrijednosti ulaznih varijabli u jednu od dvije klase. Nažalost, ovi prvi uspjesi neuronskih mreža nisu bili dovoljni kako bi potaknuli znanstvenike na bavljenje neuronskim mrežama pogotovo u svijetlu ograni enja elektronike koja su tada postojala. Isto tako, pojavio se strah zbog nekoliko pisaca koji su postavili pitanje što bi se dogodilo kada bi „strojevi koji razmišljaju“<sup>49</sup> preuzeli vlast nad ovjekom. Asimova serija o robotima otkrila je efekte na ljudski moral i vrijednosti kada su strojevi mogli u initi sve poslove koji su bili dostupni na zemlji. Takvi strahovi, u kombinaciji sa neispunjenim, drskim tvrdnjama rezultirali su mnogim kritikama na ra un razvoja neuronskih mreža.

---

<sup>48</sup> Tomabechi H., Kitano H., *Beyond PDP: The Frequency Modulation Neural Network Architecture*, Pittsburg: Marnege Mellon University, 2008., str. 69-88.

<sup>49</sup> Asimov I., *I, Robot*, New York: Doubleday & Company, 1950., str. 63-92.

Takav događaj prouzrokovao je povlačenje sredstava iz istraživanja, a takva je situacija trajala do 1981. godine.

Godine 1982. nekoliko događaja prouzrokovalo je povećanje interesa za neuronske mreže. John Hopfield sa sveučilišta Caltech predstavio je svoj rad nacionalnoj akademiji znanosti. Hopfield-ov pristup nije bio samo modeliranjem ljudskog mozga i misaonih procesa, već je svrhu rada posvetio kreiranju korisnih strojeva. Jasno otkazivanjem i matematičkom analizom, pokazao je kako neuronske mreže mogu raditi, te što sve mogu učiniti. Ipak, Hopfield-ova najvažnija sposobnost bila je njegova karizma. Bio je artikuliran, zanimljiv te je prvi pokrenuo do tada već uspavanu tehnologiju. Iste su godine Reilly i Cooper upotrijebili hibridnu višeslojnu mrežu<sup>50</sup> u kojoj je svaki sloj koristio drugačiju strategiju rješavanja problema. U isto vrijeme, drugi događaj je ponukao znanstvenike na radove o neuronskim mrežama. Konferencija u Kyotu, u Japanu, gdje je Japan objavio svoju petu generaciju neuronskih mreža te trenutne rezultate. SAD je periodično pratio događaje, ali, sada je došlo do zabrinutosti oko napretka tehnologije u rukama suparnika. Nakon takvog događaja velike količine novca dodijeljene su istraživanju i proučavanju neuronskih mreža. Do 1985. godine američki institut za fiziku krenuo je organizirati svoje godišnje sastanke – Neural Networks for Computing.<sup>51</sup> 1986. godine počinje se intenzivno razmatrati problem prilagodbe Widrow-Hoff pravila višeslojnim mrežama<sup>52</sup>. Tri nezavisne istraživačke skupine došle su do sličnih zamisli, tj. do neuronske mreže zasnovane na algoritmu povratnog propagiranja. Dok je hibridna mreža bila sastavljena od samo dva sloja, mreža zasnovana na algoritmu povratnog propagiranja imala je više slojeva. Do 1987. Institut za električnu i elektroničku inženjering (IEEE) privukao je na svoja godišnja okupljanja više od 1800 sudionika. 1989. godine na sastanku neuronskih mreža za obranu, Bernard Widrow rekao je svojim kolegama da su bili sudionici 4. svjetskog rata, jer se 3. svjetski rat nikada nije dogodio, gdje su bojna polja bila svjetska kapitalna tržišta i proizvodnja. 1990. godine ministarstvo obrane SAD-a definiralo je 16 poglavlja posebno usmjerenih na razvoj neuronskih mreža sa dodatnih 13 u kojima se spominje korištenje istih.

Danas se rasprave o neuronskim mrežama odvijaju svugdje. Obećanja koja se mogu učiniti u korist nove tehnologije su blistava, ali imaju kredibilitet jer potječu iz prirodnih procesa koji jamče da ovakvi sustavi imaju budućnost te da mogu egzistirati. Ipak, sama budućnost

---

<sup>50</sup> Perrone M.P., Cooper L.n., *When Networks Disagree: Ensemble Methods for Hybrid Neural Networks*, Rhode Island: Brown University, 1992., str. 42-65.

<sup>51</sup> Anderson D., McNeill G., *Artificial Neural Networks Technology*, NY: Kaman Sciences Corporation, 2009. str. 72-96.

<sup>52</sup> Ibid

ovog tipa tehnologije leži isključivo u razvoju hardvera. Trenutno, većina neuronskih mreža samo dokazuje principijelno kako neuronske mreže uspješno rade, dokazuju i time na čelo, ali ne i potpunu mogućnost integracije ili preuzimanje cjelokupnih sustava. Zbog ograničenja u smislu tehnologije, određeni postupci, pa čak i oni relativno složeni mogu trajati tjednima, pa čak i mjesecima kako bi se neuronska mreža ponašala na odgovarajući način. Kako bi se ovi prototipovi mogli isključiti u laboratoriju, te aktualizirati u realnom okruženju, potrebni su specijalizirani čipovi te mnogo procesorske snage. Nekoliko tvrtki radi na razvoju tri tipa neuro-procesora, digitalnom, analognom te optičkom. O određene tvrtke rade na kreiranju silikonskog množitelja<sup>53</sup> kako bi generirali neuronsku mrežu u kojoj će moći egzistirati (ASIC) ili Application Specific Integrated Circuit<sup>54</sup>. Ovi procesori koji rade poput neurona pokreću novi val koji ubrzano ide prema bliskoj budućnosti. Optički čipovi izgledaju iznimno obećavajuće, iako mogu proći godine prije nego se i jedan od njih pojavi u komercijalno dostupnim strojevima ili u upotrebi u raznim elementima elektroničkih krugova.

### 2.7.1. Genetski algoritmi

Učenje u neuronskim mrežama je proces optimizacije u kojem je funkcija greške funkcija po kojoj je greška mreže minimalizirana. Bilo koja valjana numerička metoda može biti korištena za optimizaciju. Zbog toga je potrebno provjeriti sve mogućnosti koje su dostupne. Genetske algoritme<sup>55</sup> osmislio John Holland 1975.g., temelje ih na idejama sa područja evolucijske biologije. Osnovna ideja koja stoji iza genetskih algoritama je odabir najodrživijeg rješenja problema, što je ekvivalent preživljavanju najспособnijih i najprilagođenijih jedinki u prirodi. Proces evolucije je simuliran na računalu u smislu odabira parametara koji daju minimum ili maximum funkcije. Pomoću genetskog algoritma<sup>56</sup> odabiremo najodrživije rješenje te dolazimo do iterativnog postupka koji se odvija kroz nekoliko koraka:

- Odabir populacije rješenja
- Evaluacija svakog pojedinog rješenja
- Izbor najboljih rješenja
- Genetsko manipuliranje rješenjima kako bismo dobili novu populaciju rješenja

---

<sup>53</sup> Denyer P.B., Renshaw D., Bergmann N., *A Silicon Compiler for VLSI Signal Processors*, Brussels: European Solid-State Circuit Conference (ESSCIRC), 1982., str. 215–218.

<sup>54</sup> Smith M.J., *Application of Specific Integrated Circuits*, Boston: Addison-Wesley, 1997., str. 13-25.

<sup>55</sup> Booker L., Kaufman M., editor, *Improving Search in Genetic Algorithms*, Los Altos: Morgan Kaufmann Publishers, 1987., str. 61–73.

<sup>56</sup> Whitley D., *A Genetic Algorithm Tutorial*, Colorado: Colorado State University, 1989. str. 42-62.

Ponavljamo korake sve dok ne pronađemo zadovoljavajuće rješenje. Pritom se u terminologiji genetskih algoritama rješenja nazivaju „kromosomima, a kromosomi se pak sastoje od gena, odnosno od parametara koji karakteriziraju to rješenje.“<sup>57</sup>. Ako na kromosom gledamo kao na niz bitova, geni predstavljaju dijelove toga niza. Populacija je skupina kromosoma, a unutar populacije svaki se pojedini kromosom evaluira, pri čemu se svakom kromosomu pridodaje ocjena njegove iskoristivosti kao rješenja problema. Zatim se nad kromosomima vrše operacije selekcije, križanja i mutacije. Selekcijom se biraju kromosomi s većom ocjenom iskoristivosti. Postupak se nastavlja, no primarna iznimno dobra strana ovog procesa je što može biti paraleliziran bez dodatnog truda, što znači da se može odvijati brže i kvalitetnije. Selektirani se kromosomi zatim križaju, odnosno odabire se mjesto između dva susjedna gena kromosoma na kojem će se kromosomi prelomiti, a odlomljeni se dio zatim zamjenjuje genima partnerskog kromosoma. Također se nad kromosomima može vršiti i operacija mutacije koja slučajno mijenja jedan ili više bitova u kromosomu, tj. 0 pretvori u 1, odnosno 1 u 0. Novonastali kromosomi čine populaciju kromosoma potomaka, te se cjelokupni postupak odabira nanovo ponavlja.

### 2.7.2. Fuzzy logika

Ukoliko promatramo algoritme u kojima, možemo zaključiti da će im biti potreban eksponencijalan broj iteracija kako bi se pronašlo rješenje problema. Fuzzy logiku<sup>58</sup> je utemeljio je Lotfi Zadeh sredinom 1960-tih godina. Fuzzy logika može se konceptualizirati kao klasična logika. Njome nastoji opisati tzv. „nesigurno“ znanje. Nesigurno je znanje predstavljeno fuzzy skupom<sup>59</sup> koji se sastoji od stupnjeva istinitosti, odnosno vjerojatnosti. Kod fuzzy logike promatramo ne samo dvije alternative nego čitav skup rješenja koja su dostupna, te u ovom slučaju odabireno ono koje će biti valjano. Stupnjevi istinitosti mogu poprimiti bilo koju vrijednost između 0 i 1, uključujući i 0 i 1.<sup>60</sup> Pritom 0 kao i u klasičnoj logici podrazumijeva da se npr. događaj nije dogodio ili pak da element ne pripada skupu, dok 1 podrazumijeva da se događaj dogodio, odnosno da neki element pripada skupu.

---

<sup>57</sup> Holland J.H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Cambridge: The University of Michigan Press, 1975., str. 56-82.

<sup>58</sup> Zadeh L.A., *Fuzzy Sets, Information and Control*, Berkley: Department of Electrical Engineering and Electronics Research Laboratory, 1965., str. 15-63.

<sup>59</sup> Zadeh L.A., *Making computers think like people* Berkley: Department of Electrical Engineering and Electronics Research Laboratory, 1984., str. 26-32.

<sup>60</sup> Jain L.C., Martin N.M.; *Fusion of Neural Networks, Fuzzy Systems and Genetic Algorithms: Industrial Applications*, Boca Raton: CRC Press, 1998., str. 45-68.



Ukoliko pomo u pravila klasi ne logike promatramo temperaturu vode tada možemo re i da je voda hladna ili pak da je topla. Me utim, ako uzmemo u obzir fuzzy logiku tada voda može biti npr. mrzla, vrlo hladna, prili no hladna, mlaka, prili no topla, vrlo topla, vrela.<sup>61</sup> Ukratko, umjesto dva stanja imamo mnoštvo sli nih, no ne i istih stanja koji mogu biti konta no rješenje. 1980-tih godina sustavi bazirani na fuzzy logici smatrani su eksperimentalnom tehnologijom zbog svoje posebnosti. Me utim, ve 1990-tih godina zapo elo se s njihovom upotrebom u komercijalne svrhe. Fuzzy logika se u praksi pokazala vrlo efikasnom za opisivanje sustava koji nisu jasno definirani, sustava koji su vrlo složeni ili ih se pak ne može adekvatno matemati ki analizirati.

---

<sup>61</sup> Baldwin J.F., *Fuzzy logic and fuzzy reasoning, in Fuzzy Reasoning and Its Applications*, London: Academic Press, 1981., str. 82-86.

### 3. PRIMJENA NEURONSKIH MREŽA U OBRAZOVANJU

Ukoliko promatramo mogu nosti primjene neuronskih mreža u obrazovanju, možemo zaklju iti da ovakav zbir mogu nosti zbilja ima šaroliku upotrebu. S obzirom na mogu nosti, to jest, neuronsku mrežu možemo upotrijebiti prilikom obrazovanja kako bi sam proces olakšali, te kako bi uspješno prevladali prepreke savladavanja novih injenica te informacija, koje za podru je fizike ne moraju nužno biti jednostavne ili op e shvatljive.

U nekoliko grana psihologije kreirao se pokret pod nazivom konstruktivizam, koji drži kako je skup informacija na okupu poseban za svaku osobu koja se takvim skupom pozabavi. U ovom sluaju mogli bi smo re i da svaka osoba generira znanje i skladišti injenice na svoj i poseban na in. Uz svaku injenicu, svaki doga aj ili svaku pojavu vežu se odre eni atributi koji postaju jedinstveni samo za tu osobu. Mogli bi smo re i kako je svaka osoba u potpunosti adaptabilna<sup>62</sup>, s im uspore ujemo nesupervizorne neuronske mreže koje posjeduju takvo svojstvo. Objasnjene pojma adaptibilnosti možemo potražiti na primjeru Kohonenove mreže.

Radi se o samoorganiziraju im mrežama. Jedina razlika izme u njih i konvencionalnih modela je u tome što to an odgovor ne može biti definiran odmah. Kada se ovakva samoorganiziraju a mreža koristi, ulazni vektor prezentiran je na svakom koraku. Ovi vektori predstavljaju okolinu mreže. Svaka nova ulazna vrijednost prouzrokuje prilagodbu na nove parametre. Ako se takve modifikacije to no kontroliraju, tada mreža može vrlo uspješno izgraditi unutrašnju reprezentaciju okoline. S obzirom na to da se u ovim mrežama procesi u enja i kreiranja vrijednosti o okolini preklapaju, slika okoline može biti kontinuirano osvježavana. Kohonenova mreža, predložena od strane Teuvo-a Kohonen, preuzela je odre ene ideje Rosenblatt-a, von der Malsburg-a te ostalih istraživa a. Ukoliko se ulazni prostor procesuiru neuronskom mrežom, prvo pitanje je važnost strukture takvog prostora. Neuronska mreža sa realnim ulaznim vrijednostima  $A$  koje prolaze kroz funkciju  $f$  do izlaznih vrijednosti  $B$  definiraju se kao proces Kohonenove mreže. Kohonenov model ima biološku i matemati ku pozadinu. Dobro je poznato u neurobiologiji da mnoge strukture u mozgu imaju linearnu ili planarnu topologiju, to jest, one se protežu u dvije dimenzije. Senzorni podražaji su suprotno tome multidimenzionalni.

Jednostavan doga aj, kao što je percepcija boje, predstavlja suradnju tri razli ita svjetlosna receptora. O i tada bilježe dodatne informacije o strukturi, poziciji, te teksturi objekta. Neuronske mreže uvelike nadmašuju ostale sustave kod problema predvi anja, svrstavanja u skupine te prepoznavanja uzoraka ili pisanih tragova. „Najvažnije pitanje u ovoj

---

<sup>62</sup> Rojas R., *Neural Networks*, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 1996., str. 42-58.

fazi je koliko dugo trenirati mrežu kako bi ona dala što bolji rezultat, odnosno najmanju grešku. Ne postoje egzaktna pravila za dužinu treniranja, te odgovor na ovo pitanje treba potražiti vlastitim eksperimentiranjem ili primjenom optimizacijskih tehnika kao npr. tehnika unakrsnog testiranja. Ova se tehnika može opisati u nekoliko koraka: mreža se najprije trenira na određenom broju iteracija (npr. 10000), tako naučena mreža se testira na uzorku za testiranje, i pohrani dobiveni rezultat i mreža. Mreža se zatim nastavlja trenirati na još tolikom broju iteracija (npr. još 10000), te se dobiveni rezultat uspoređuje s prethodno pohranjenim. Ukoliko je u ponovnom uzorku dobiven bolji rezultat, pohranjuje se novi rezultat i nova mreža. Postupak se ponavlja sve dok se rezultat prestane poboljšavati, a najbolja pohranjena mreža ulazi u daljnji postupak validacije.“<sup>63</sup>

### 3.1. Zakoni u enja

Mnogi zakoni u enja su trenutno u širokoj upotrebi. Većina tih zakona su varijacija najstarijeg poznatog zakona u enja, Hebb-ova pravila. Proučavanje unutar različitih funkcija u enja nastavlja se kako se nove ideje pojavljuju u objavljenim člancima. Neki istraživači bave se samo modeliranjem biološkog u enja, te su takav zadatak postavili kao svoj glavni cilj. Ostali eksperimentiraju sa prilagodbom svoje percepcije o tome kako se priroda u cjelini nosi sa u enjem. Bilo kako bilo, uvijekovo razumijevanje o tome kako neuronske mreže zbilja rade je u nekoj mjeri ograničeno. U enje je svakako kompleksnije od pojednostavljenija pravilima u enja koji su trenutno u upotrebi. Nekoliko važnijih zakona navodimo:

- **Hebbovo pravilo:** Prvo, te neosporeno najpoznatije pravilo u enja uvedeno je od strane Donalda Hebba. Opis pravila pojavljuje se u njegovoj knjizi „The Organization of Behavior“ (1949). Njegovo osnovno pravilo je: ako neuron primi ulazni signal od drugog neurona, te ako su oba jako aktivna (matematički imaju isti predznak), tada će veza između u tim neuronima biti ojačana.
- **Hopfieldovo pravilo:** Slično kao za Hebbovo pravilo sa iznimkom da se definira iznos ojačavanja ili slabljenja veze između neuronima. Navodi se: ako su obje željene vrijednosti izlaza i ulaza aktivne ili neaktivne, pojavljuje se pojačanje u vezi između neuronima, to jest, smanjenje u vezi između neuronima po iznosu u enja.
- **Delta pravilo:** Ovo pravilo je dodatna varijacija na Hebbovo pravilo. Ovo je jedno od najčešće korištenih pravila. Pravilo je temeljeno na jednostavnoj ideji o kontinuiranoj

---

<sup>63</sup> ERIS: *Educational Repository for Intelligent Systems*, 2003., <http://eris.foi.hr/11neuronske/nn-uvod.html>

- promjeni ja ine ulaznih veza kako bi se smanjila razlika (delta) između željene izlazne vrijednosti te stvarne izlazne vrijednosti elementa koji procesuiraju. Ovo pravilo mijenja jakost sinaptičke veze na način koji minimalizira razinu pogreške mreže. Način na koji delta radi je takav, da grešku iz jednog sloja u izlaznoj vrijednosti automatski integrira u ulaznu vrijednost sljedećeg sloja kako bi se kreirala točna jakost veze. Ukratko, radi se o kreiranju veza sloj po sloj te kontinuiranom ispravljanju greške u radu.
- **Kohonenovo pravilo učenja:** Ovo pravilo, koje je svoje temelje pronašlo u biološkim sustavima temelji se na natjecanju nekoliko procesnih elemenata za svoju priliku za učenje ili ka poboljšanju svojih veza. Procesni element sa najvećim izlazom proglašava se pobjednikom te ima mogućnost inhibirati svoje protivnike, te uzбудiti svoje susjede. Samo pobjednik ima pravo na izlaznu vrijednost, te samo pobjednik uz svoje susjede ima pravo podesiti jačinu međusobnih veza.

### 3.2. Budućnost učenja kroz umjetnu inteligenciju

Do sada smo obradili velik broj načina učenja te mogući pristupi prikupljanja informacija te njihovu interpretaciju sa ili bez dodatne korekcije od strane programera. Poznavanjem elementarnih pravila te načina djelovanja neuronskih mreža možemo iste zakonitosti upotrijebiti na prenošenje informacija u enzimima te raznim ustrojenima kao neuronske mreže. Ukoliko postavimo hipotezu da je proces učenja samostalno definiran od strane svakog pojedinca možemo na jednostavniji način doći do zadovoljavajućih izlaznih vrijednosti. Konstruktivizam u procesu učenja definira da se što više odmaknemo od standardnog načina prenošenja znanja; predavač i slušatelj, te da informacije, u ovom slučaju u enzimima ili studentima predstavimo kao skup međusobno povezanih činjenica na osnovu kojih će oni samostalno kreirati svoje zaključke te osnažiti veze između neuronima. Postupak učenja neuronskih mreža, koji proizlazi iz prirode daje nam mogućnost uvida u najjednostavnije procese koji se događaju prilikom shvaćanja novih spoznaja. Mada se definira potreba da se umjetno stvoreno rješenje može mjeriti sa ljudskim, ne misli se na vrijeme koje je potrebno da se ispiše velik broj stranica ili da se matematički izrađuje vrijednost određene varijable na bezbroj decimala, već se želi postići način na koji bi računalo riješilo problem, te došlo do rješenja koje je bolje ili istovjetno onom do koje bi došao uvijek. Samim time, računalo bi našlo novu tehniku za obavljanje određene radnje što mu tada daje sposobnost inteligencije. Ukoliko razmotrimo osnovne uvjete da sustav bude inteligentan; svojstvo uspješnog

snalaženja u novim situacijama, u enje na temelju iskustva, sposobnost razmišljanja pri rješavanju problema, svrsishodno i prilagodljivo ponašanje u zadanim okolnostima te sposobnost u enja, prilago avanja, odlu ivanja, prepoznavanja, zaklju ivanja i predvi anja, možemo do i do zaklju ka da su umjetno kreirani strojevi ve u odre enom pogledu autonomni, no, da do sada nije kreiran takav stroj koji bi mogao objediniti sve mogu nosti ljudskog mozga kako je to priro eno svakom ljudskom bi u. Kroz povijest postojalo je nekoliko strojeva koji su bili iznimno dobri u zadacima koji su pred njih postavljeni, DART – planiranje složenih logisti kih zadataka u zaljevskom ratu, IBM Deep Blue koji je odigrao partiju šaha sa Kasparovim, ALVINN – vidni sustav – NavLab – ra unalom upravljano vozilo iz 1998. godine, PROVERB – stroj koji rješava križaljke, NASA Remote Agent – stroj za samostalno planiranje i raspore ivanje poslova svemirske letjelice iz 2000. godine, no, radi se o isklju ivo pojedinim sposobnostima za koje su ovakvi ure aji specifi no gra eni. Ukoliko se trenutni napredak tehnologije nastavi u ovom smjeru, te ukoliko ra unalna mo poraste na tu razinu, mogu e je da emo u skoroj budu nosti svjedo iti stroju, UI, koji e biti u mogu nosti razmišljati inteligentno. Trenutno ve postoji nekoliko za etaka takvog napretka, ukoliko uzmemo u obzir mogu nosti trenutnih mobilnih telefona, te pretpostavimo da se u srcu komunikacije telekomunikacijske mreže nalazi neuronska mreža koja je sposobna obra ivati infromacije, možemo zaklju iti kako je takvoj mreži samo potreban pristup informacijama kako bi nau ila mnogo potrebnih informacija o ljudima. Ukoliko svakom korisniku dodijelimo jedan jedinstven komunikacijski kanal sa takvim strojem, to jest, mobilni telefon, ubrzo imamo sustav koji u i od nekoliko milijuna razli itih osoba u svakom trenutku, te asimilira ogromnu koli inu podataka svakim novim trenutkom. Smatram da se period do ostvarenja zna ajne interakcije sa bilo kojim strojem oko nas izrazito smanjuje. Ukoliko bi takav inteligentni sustav postavili kao tutorski sustav koji je u mogu nosti u iti druge sustave, strojeve ili ljude, te na osnovu ponu enih informacija prilago avati svoj na in rada, imali bi smo mogu nost veliku koli inu znanja prenijeti na velik broj ljudi u kratkom vremenskom periodu, jer bi nam takav sustav omogu io integraciju u prakti no bilo koji dom, bilo koje ra unalo te bilo koji ure aj. Zamisao o mogu nostima razvoja je zbilja uzbudljiva, no samo pod pretpostavkom da bi takav sustav bio u skladu sa ljudskom vrstom. Inteligentni tutorski sustavi ili ITS, su sustavi koji trenutno egzistiraju na globalnoj razini te omogu avaju lakšu i ekonomi niju distribuciju znanja, bez monotonog upijanja injenica. Ovakvi inteligentni sustavi preuzeli su sposobnost mimike, facijalne ekspresije u ovisnosti o

raspoloženju ili povratnoj informaciji dobivenoj od učenika/studenta te su se na taj način još jedan korak približili mogući nastopi potpune inteligentne edukacije.

Neuronske mreže i stabla odlučivanja uspješno se koriste za predviđanje uspješnosti studiranja i na Sveučilištu u Osijeku. Zeki -Sušac, Frajman-Jakšić i Drvenkar su provele istraživanje na Ekonomskom fakultetu u Osijeku, pomoću kreiranja modela za predviđanje uspješnosti studiranja, te analizom čimbenika koji utječu na uspješnost pojedinog studenta. Klasifikacija studenata odvijala se tako da se pojedini student trebao svrstati u jednu od dvije kategorije uspješnosti. Uspješnost je mjerena prosjekom ocjena prilikom studiranja. Prilikom ovog istraživanja korištena je višeslojna perceptronska mreža koja je prethodno objašnjena u radu. Analiza osjetljivosti izlaznih varijabli na ulazne provedena kod neuronskih mreža ukazuje na to da su kolokviranje, prisustvo na vježbama, važnost ocjene za studenta te stipendije među najvažnijim čimbenicima uspješnosti studiranja. Algoritam mreže „širenje unatrag“ bio je presudan za široku komercijalnu upotrebu ove metodologije<sup>64</sup>, te je neuronske mreže u proširio široko upotrebljavanom i popularnom metodom u različitim područjima. Standardni algoritam mreže „širenje unatrag“ uključuje optimizaciju greške koristeći deterministički algoritam gradijentnog opadanja.<sup>65</sup> Jedan od glavnih nedostataka ovog algoritma je često pronalaženje lokalnog minimuma greške, stoga nova istraživanja uključuju druge metode rada. S obzirom na korišteni broj varijabli te ulaznih podataka, točnost mjerenja je bila ograničena, ali, moguće je da će u budućnosti točnost biti povećana ukoliko se ovaj model primjeni na druge studije na Sveučilištu. Kreiranje sustava sa visokom točnošću pri predviđanju uspješnosti studiranja od velike je važnosti, jer može doprinijeti većoj uspješnosti studenata i kvaliteti studiranja u cjelini.<sup>66</sup>

Sljedeći rad na temu neuronskih mreža na Sveučilištu odnosi se na model neuronskih mreža za predviđanje matematičke darovitosti u djece. Do sada se ovaj postupak provodio pomoću Ravenovih progresivnih matrica upotrebljivanih u procesima psihološke evaluacije darovitosti. Međutim, s obzirom na to da se radi o postupku koji je provodio psiholog, no, svaka škola nema psihologa, javila se potreba za konstrukcijom inteligentnog alata koji bi zadatak obavio točno i brzo. Prilikom istraživanja utvrđeno je kako se najbolji rezultati mogu ostvariti pomoću radialno zasnovane funkcije i vjerojatnosne neuronske mreže. Sposobnosti koje pokazuje metodologija neuronskih mreža u otkrivanju darovitosti djece mogu se dalje

---

<sup>64</sup> Moody J., Darken C.J., *Neural Computation, 1: Fast Learning in Networks of Locally Tuned Processing Units*, Cambridge: MIT PRESS, 1989., str. 89-99.

<sup>65</sup> Masters T., *Advanced algorithms for neural networks: A C++ Sourcebook*. NY: John Wiley & Sons, 1995.

<sup>66</sup> Zeki -Sušac M., Frajman-Jakšić A., Drvenkar N., *Neuronske mreže i stabla odlučivanja za predviđanje uspješnosti studiranja*, [http://hrcak.srce.hr/index.php?show=clanak&id\\_clanak\\_jezik=113044](http://hrcak.srce.hr/index.php?show=clanak&id_clanak_jezik=113044)

istražiti uporabom više skupova podataka ili proširenjem istraživanja. Ukoliko bi se ovakav sustav implementirao u svaku školu, znatno bi pripomogao ranom otkrivanju nadarene djece te bio koristan i za njihov daljnji razvoj sa posebnim naglaskom na području je nadarenosti te za zajednicu u globalu.<sup>67</sup>

---

<sup>67</sup> Zeki -Sušac M., Frajman-Jakši A., Drvenkar N., *Neuronske mreže i stabla odlučivanja za predviđanje uspješnosti studiranja*, [http://hrcak.srce.hr/index.php?show=clanak&id\\_clanak\\_jezik=113044](http://hrcak.srce.hr/index.php?show=clanak&id_clanak_jezik=113044)

#### 4. ZAKLJUČAK

Neuronske mreže su složeni sustavi koji su svoju primjenu kao neophodne komponente pronašli u velikom broju velikih mehanizama koji su trenutno komercijalno dostupni. Umjetne neuronske mreže su matematički sustavi koji su dizajnirani po uzoru na ljudski mozak što im daje iznimne mogućnosti. Neuronske mreže su prilagodljive okruženju u kojem se nalaze, sustavu s kojim trebaju ostvariti interakciju, te informacijama, ili ulaznim signalima koji do njih dolaze. Za slučaj nesuperviziranih mreža, javlja se svojstvo koje do tada nije bilo poznato, a to je mogućnost učenja za vrijeme rada mreže na osnovu određenog broja ponavljanja iste radnje ili iteracije. Budućnost umjetnih neuronskih mreža je znatna, no, s napretkom tehnologije, novih mogućnosti, snažnijih procesora, sve više i više sustava će makar i u minimalnom obimu koristiti mogućnosti neuronskih mreža. U radu su spomenute samo neke od komercijalno dostupnih mogućnosti kao što je recimo SIRI, koji u podlozi ima sustav prepoznavanja govora, sustav prepoznavanja teksta, sustav prepoznavanja simbola, te se veže na nekoliko baza podataka, iz čega proizlazi ogroman potencijal napretka koji će u jednom trenutku dovesti do velikih otkrića na ovom području. Kako bi se ovakvi pametni sustavi razvijali, te definirali novi smjer napretka tehnologije koja će podupirati iste, potrebno je mnoštvo informacija te vrijeme.

Neuronske mreže su trenutno iznimno zastupljene kao dijelovi sustava telekomunikacija, MADALINE, kao uređaji za analizu govora, u bankarskoj industriji, to jest, praktično, svugdje gdje je potrebno obraditi veliku količinu podataka bez kontinuiranog ispravljanja rada sustava. Na konstruktivističkoj teorijskoj podlozi zasnovana je i ideja konstruktivnog učenja neuronskih mreža. U radu smo se dotakli i drugih modela neuronskih mreža koji se često implementiraju, a to su Kohonenove umjetne neuronske mreže. Ovakve nesupervizorne mreže omogućavaju prilagodbu inteligentnih tutorskih sustava u toku rada s učenikom bez mijenjanja bilo koje od varijabli sustava.

Kada bi se radilo o supervizornoj mreži, bilo bi potrebno prikupiti nove podatke za uvježbavanje mreže te ih ponovno unijeti u sustav. Samim time, mreža ne bi mogla u potpunosti obaviti zadatak za koji je zadužena. Rad je zamišljen kao objašnjenje pojma umjetnih neuronskih mreža, upoznavanje sa povijesnim događajima koji su omogućili nastanak mreža kakve danas poznajemo, te opis implementacije sustava umjetnih neuronskih mreža u edukaciju, to jest, na temelju predviđanja uspješnosti studiranja te ranoj detekciji nadarenih učenika.



## 5. LITERATURA

1. Anderson D. and McNeill G., *Artificial Neural Networks Technology*, NY: Kaman Sciences Corporation, 2009.
2. Anissimov M., *Deconstructing Asimov's Laws*, Berkley: Singularity Institute for Artificial Intelligence, 2010.
3. Arbib M. A., *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, Cambridge: MIT Press, 1995.
4. Asimov I., *I, Robot*, New York: Doubleday & Company, 1950.
5. Bain A., *Mind and Body: The Theories of Their Relation*, London: University of Dundee 1873.
6. Baldwin J.F., *Fuzzy Logic and Fuzzy Reasoning, in Fuzzy Reasoning and Its Applications*, London: Academic Press, 1981.
7. Beck J., Stern M., Haugsjaa E.; *Applications of AI in Education*, NY: ACM, 1996.
8. Ben-Amar Baranga A., *Brain's Magnetic Field: A Narrow Window to Brain's Activity*, Negev: Nuclear Research Center – Department of Electrical Eng., 2010.
9. Bertsimas D. and Tsitsiklis J., *Simulated Annealing*, Cambridge: MIT, 1993.
10. Booker L., Kaufman M., *Improving Search in Genetic Algorithms*, Los Altos: Morgan Kaufmann Publishers, 1987.
11. Brown E.R., Milner M.P., *The legacy of Donald O. Hebb: More Than the Hebb Synapse*, Boston: Nature Publishing group, 2003.
12. Brusilovsky P., Peylo C., *Adaptive and Intelligent Web-based Educational Systems*, International Journal of Artificial Intelligence in Education, Vol. 13, 2003.
13. Copeland B.J., *Encyclopedia Britannica - Artificial intelligence*
14. Chakraborty R. C., *Fundamentals of Neural Networks: AI Course*, NY, 2010.
15. Dawes R., *The Parametric Avalanche Control Module Prototype Development*, Austin: Martingale Research Corporation, 1992.
16. Denyer P.B., Renshaw D., Bergmann N., *A Silicon Compiler for VLSI Signal Processors*, Brussels: European Solid-State Circuit Conference (ESSCIRC), 1982.
17. Fahlman S.E., Lebiere C., *The Cascade-Correlation Learning Architecture in Touretzky*, London: Morgan Kaufmann, 1990.
18. Farley B., Clark W.A., *Simulation of Selforganizing Systems by Digital Computer*, Cambridge: MIT, 1954.

19. Fausett V.L., *Fundamentals of Neural Networks: Architecture, Algorithms and Applications*, New Jersey: Prentice Hall, 1993.
20. Feng M., Heffernan N., Koedinger K., *Looking for Sources of Error in Predicting Student's Knowledge*, Pittsburg: Worcester Polytechnic Institute, 2005.
21. Freeman J. A., Skapura D. M., *Neural Networks - Algorithms, Applications, and Programming Techniques*, Boston: Addison-Wesley Publishing Company, 1999.
22. Gardner J.W., Barelett P.N., *A Brief History of Electronic Noses, Sensors and Actuators*, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, Vol. 18–19, 1994.
23. Graham I., *Object-oriented Methods*, Boston: Addison-Wesley Publishing Company, 1994.
24. Gurney K., *An Introduction to Neural Networks*, London: UCL Press, 1997.
25. Hebb D.O., *The Organization of Behavior*, Boston: Psychology Press, 2012.
26. Hoda S., Zohdy, A-A., *Artificial Neural Network Electronic Nose For Volatile Organic Compounds*, Rochester: Department of electrical and system engineering, 1998.
27. Holland H.J., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Michigan: The University of Michigan Press, 1975.
28. Jain L.C., Martin N.M.; *Fusion of Neural Networks, Fuzzy Systems and Genetic Algorithms: Industrial Applications*, Boca Raton: CRC Press, 1998.
29. James W., *Principles of Psychology*, Toronto: York University, 1890.
30. Lapedes A.S., Farber R., *Nonlinear Signal Processing Using Neural Networks: Prediction and System Modeling.*, Los Alamos: Los Alamos National Laboratory, 1987.
31. Mahoney M.J., *What is Constructivism and Why is it Growing?*, NY: St. Martin's Press, 2004.
32. Masters T., *Advanced algorithms for neural networks: A C++ Sourcebook*. NY: John Wiley & Sons, 1995.
33. Mark M. A., Greer J., *Evaluation Methodologies for Intelligent Tutoring Systems*, Journal of Artificial Intelligence and Education, Vol. 4, No. 2/3, 1993.
34. McCulloch W., Pitts W., *A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*, Bulletin of Mathematical Biophysics, Vol. 5, 1943.
35. Moody J., Darken C.J., *Neural Computation, 1: Fast Learning in Networks of Locally Tuned Processing Units*, London: MIT PRESS, 1989.

36. Mulier D.J., Dixon M.B., *The Application of Neural Network and Fuzzy Logic Techniques to Educational Hypermedia*, Chania: Faculty of Informational and Engineering Systems, 1999.
37. Norton R.H., *The von Neumann Architecture of Computer Systems*, Pomona: California State Polytechnic University, 1987.
38. Novakovi B., Majeti D., Široki M.; *Umjetne neuronske mreže*, Zagreb: Fakultet strojarstva i brodogradnje, 1998.
39. Perrone P.M., Cooper N.L., *When Networks Disagree: Ensemble Methods for Hybrid Neural Networks*, NY: Chapman-Hall, Brown University, 1992.
40. Pomerleau A.D., *Alvinn: An Autonomous Land Vehicle in a Neural Network*, Pittsburg: Carnegie Mellon University, 1989.
41. Rashevsky N., *Mathematical Biophysics: Physico- Mathematical Foundations of Biology*, Chicago: University of Chicago Press, 1938.
42. Rojas R., *Neural Networks*, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 1996.
43. Rosi M., Stankov S., Glavini V., *DTEx-Sys – A Web Oriented Intelligent Tutoring System*, EUROCON, Proceedings of Intelligent Conference On Trends in Communication, 2001.
44. Rumelhart D.E., McClelland J.L. and the PDP Research Group, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, Cambridge: Press/Bradford Books, 1986.
45. Self J., *Artificial Intelligence and Human Learning: Intelligent Computer-Aided Instruction*, Chicago: Chapman and Hall, 1988.
46. Smith M.J., *Application of Specific Integrated Circuits*, Boston: Addison-Wesley, 1997.
47. Thomas E.; *Encyclopedia of Educational Technology - Intelligent Tutoring Systems (ITS)*, NY: Macmillan, 6th ed., 1992.
48. Tomabechi H., Kitano H., *Beyond PDP: The Frequency Modulation Neural Network Architecture*, Pittsburg: Marnegie Mellon University, 2008.
49. Toulouse G., *Statistical Physics, Neural Networks, Brain studies*, Paris: Laboratoire de physique de L'ENS, 1999.
50. Wenger E., *Artificial Intelligence and Tutoring Systems: Computational and cognitive Approaches to the Communication of Knowledge*, London: Morgan Kaufman, 1987.
51. White R., Down T., *How Computers Work (9th edition)*, London: Que Publishing, 2007.
52. Whitley D., *A Genetic Algorithm Tutorial*, Colorado: Computer Science Department, Colorado State University, 2004.

53. Widrow B., Lehr A.M., *Perceptrons, Madaline, and Backpropagation*, Cambridge: MIT PRESS, 1990.
54. Wiener R., *Neural Networks*, Sydney: The University of Sydney, 2003.
55. Viglioco G., Warren J., Siri S., Arciuli J., Scott S., Wise R., *The Role of Semantics and Grammatical Class in the Neural Representation of Words*, Cereb. Cortex, 2006.
56. Wiener R., *Neural Networks*, Sydney: The University of Sydney, 2003.
57. Zadeh L.A., *Fuzzy Sets, Information and Control*, Berkley: Department of Electrical Engineering and Electronics Research Laboratory, 1965.
58. Zadeh L.A., *Making computers think like people*, Berkley: Department of Electrical Engineering and Electronics Research Laboratory, 1984.
59. Zell A., Mamier G., Vogt M., Mache N., Hübner R., Döring S. i dr., *Stuttgart Neural Network Simulator - The Algorithm*, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag 1995.
60. Zeki -Sušac M., Frajman-Jakši A., Drvenkar N., *Neuronske mreže i stabla odlučivanja za predviđanje uspješnosti studiranja*, Ekonomski vjesnik, br. 2, 2009.
61. Zurada J.U., *Introduction to Artificial Neural Systems*, NY: West Publishing Company, 1992.
62. Žalac N., *Poslovna analiza i upravljanje - Neuronske mreže – jučer, danas, sutra*, Zagreb: INTUS BIT, 1999.
63. Žalac N., *Poslovna analiza i upravljanje - Primjer jednostavne neuronske mreže*, Zagreb: INTUS BIT, 1997.

Web linkovi:

- [http://www.dacs.dtic.mil/techs/neural/neural\\_ToC.html](http://www.dacs.dtic.mil/techs/neural/neural_ToC.html)
- <ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ.html>
- <http://www.neurocomputing.org/>
- <http://www.statsoft.com/textbook/stneunet.html>
- <http://www.cs.stir.ac.uk/~lss/NNIntro/InvSlides.html>
- <http://rfhs8012.fh-regensburg.de/~saj39122/jfroehl/diplom/e-index.html>
- <http://www.shef.ac.uk/psychology/gurney/notes/11/11.html>
- <http://www-cse.stanford.edu/classes/sophomore-college/projects-00/neural-networks/index.html>
- [http://courses.cs.tamu.edu/rgutier/cs790\\_w02/111.pdf](http://courses.cs.tamu.edu/rgutier/cs790_w02/111.pdf)
- <http://www2.psy.uq.edu.au/~brainwav/Manual/BackProp.html>
- [http://www.ccs.fau.edu/~bressler/EDU/CogNeuro/Perceptrons\\_hbttm.htm](http://www.ccs.fau.edu/~bressler/EDU/CogNeuro/Perceptrons_hbttm.htm)
- <http://www-ra.informatik.uni-tuebingen.de/SNNS/UserManual/node166.htm>
- [http://hrcak.srce.hr/index.php?show=clanak&id\\_clanak\\_jezik=113044](http://hrcak.srce.hr/index.php?show=clanak&id_clanak_jezik=113044)
- [http://hrcak.srce.hr/index.php?show=clanak&id\\_clanak\\_jezik=113044](http://hrcak.srce.hr/index.php?show=clanak&id_clanak_jezik=113044)
- <http://eris.foi.hr/11neuronske/mn-uvod.html>
- <http://www.apple.com>
- <http://www.faa.gov>
- <http://www.google.com/insidesearch/>

## 6. POPIS SLIKA

- Slika 1. Jednostavni neuron
- Slika 2. Sumiranje ponderiranih ulaznih vrijednosti
- Slika 3. Jednostavni umjetni neuron - perceptron
- Slika 4. Grafi ki prikaz McCulloch-Pitts Neurona
- Slika 5. Funkcija binarnog praga
- Slika 6. Funkcija bipolarnog praga
- Slika 7. Djelomi na linearna funkcija
- Slika 8. Sigmoidalna funkcija
- Slika 9. Organizacija neurona kod umjetnih neuronskih mreža
- Slika 10. Proces u enja neuronskih mreža
- Slika 11. Klasifikacija algoritama u enja

## **7. ŽIVOTOPIS**

Rođen sam 27.09.1985. godine u Virovitici. Osnovnu školu Davorina Trstenjaka završavam u Virovitici, srednju školu pohađam u Slatini, te dobivam svjedodžbu o maturi Opće gimnazije, nakon čega upisujem studij Fizike i tehnike kulture s informatikom na Odjelu za fiziku u Osijeku.