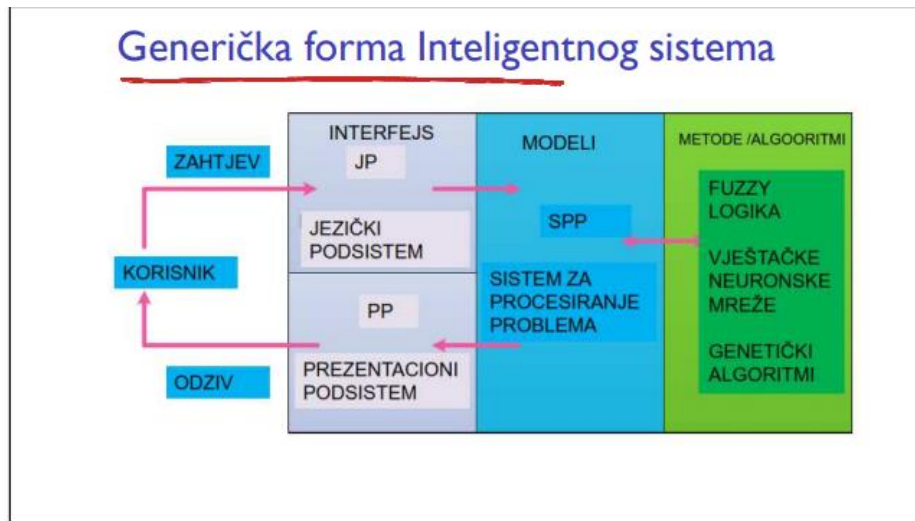


1. Generička forma Inteligentnog sistema



2. SOFT RACUNARSTVO

Termin soft računarstvo je uveo Zadeh, tvorac fuzzy logike.

- Tehnike soft računarstva obrađuju soft vrijednosti.

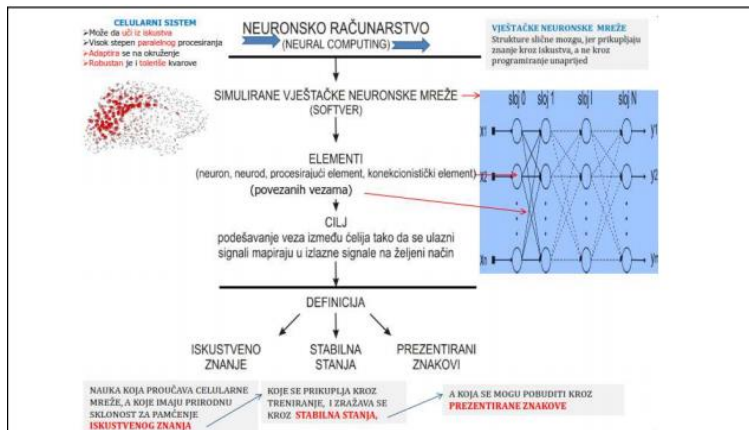
Soft vrijednosti imaju eksplicitne i implicitne elemente: neizvjesnosti, nepreciznosti i nepotpunosti.

- Ljudska spoznaja radi sa soft podacima.
- Genetski kod koji mi nasljeđujemo (ili prosljeđujemo našoj djeci) storira specifične crte i karakteristike koje su same po sebi soft.
- Soft računarstvo u užem značenju obuhvata:
 - Neuronske mreže
 - Fuzzy logika
 - Genetički algoritmi

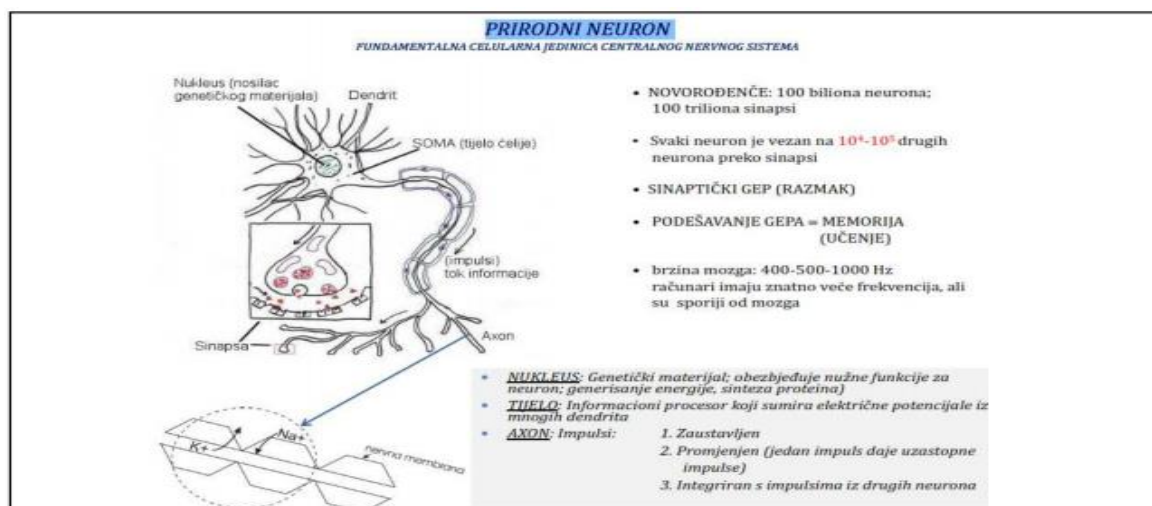
3. NEURALNO RACUNARSTVO

U cilju proučavanja neuralnih mreža pojavila se i nauka pod nazivom Neuralno računarstvo (Neural Computing).

Nauka, odnosno tehnologija, koja proučava celularne mreže koje imaju prirodnu sklonost da pamte iskustveno znanje koje se prikuplja kroz treniranje, a izražava se kroz stabilna stanja, koja se mogu pobuditi (osvježiti) kroz određene znakove.



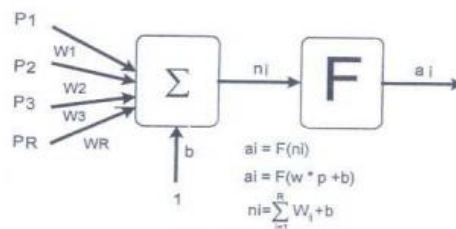
4. Model neurona – prirodni?



5. Model neurona – vještački?

Model neurona - vještački

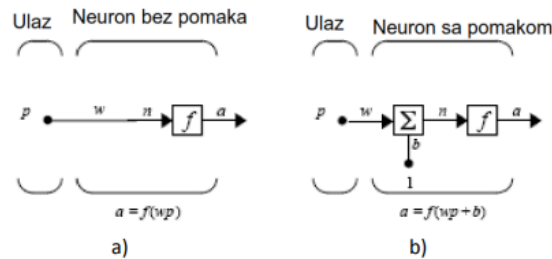
- Na slici je prikazan model i-tog neurona sa R skalarnih ulaza p, od kojih svaki ima težinu w. Dobivena suma, u obliku n, predstavlja ulaz u prenosnu (aktivacionu) funkciju koja zatim kao rezultat proizvodi skalarni izlaz a.



6. Neuron s jednim ulazom

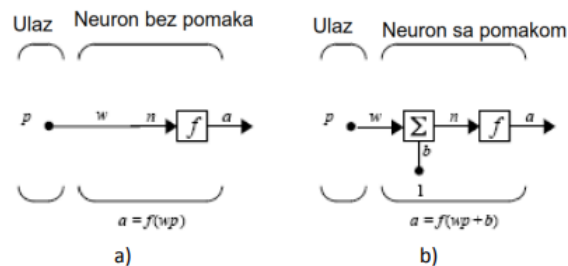
Neuron s jednim ulazom

- Neuron s jednim ulazom i bez pomaka prikazan je na slici pod a). Skalarni ulaz p prenosi se kroz model i pri tome se množi sa skalarnom težinom w i formira produkt wp , ponovo skalar. U ovom slučaju otežani ulaz wp predstavlja jedini argument prijenosne funkcije F , koja generiše skalarni izlaz a .



Neuron s jednim ulazom

- Neuron na slici pod b) ima skalarni pomak (engl. bias, offset) b . Pomak b se može promatrati kao težina, s tim da uvijek ima konstantan ulaz 1 . Ulazni argument n prijenosne funkcije F je, također, skalar i jednak je sumi otežanog ulaza wp i pomaka b . F je prijenosna (aktivacijska) funkcija koja, na osnovu ulaznog argumenta n , generiše izlaz a .



7. Prenosne (aktivacijske) funkcije?

- Pri sintezi neuronskih mreža koristi se veliki broj prijenosnih funkcija. Mnoge od njih su implementirane u MATLAB-u u okviru Neural Network Toolbox-a.

Vrste akcionih funkcija:

- hardlim , hardlims
- purelin
- logsig
- tansig
- satlin
- satlins
- radialbas

8. Podjela neuronskih mreža sa aspekta učenja?

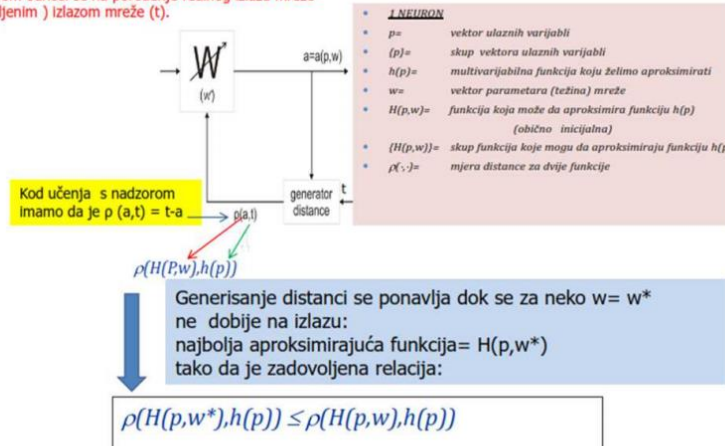
Sa aspekta učenja:

- supervised (nadzirano) - izlaz iz mreže se uvijek poredi sa željenim izlazom i dobivena greška se analizira
- unsupervised (nendzirno) - nije potrebna povratna sprega, odnosno informacija za poređenje (ciljni vektor t). Težine postaju asocijativne memorije koje se slučajnim odabirom postavljaju na početku. Za ovu vrstu učenja su vezana asocijativna pravila: Hebijan, Kohonen, Instar, Outstar. Pored asocijativnih pravila u procesu učenja se koriste i kompetitivni slogovi i samoorganizirajuće mape.
- graded (procjena) - ne traži se tačna vrijednost izlaza, već ta vrijednost procjenjuje stepen kvalitete performanse.

9. Učenje s nadzorom i teorija aproksimacije

Učenje s nadzorom i teorija aproksimacije

Učenje s nadzorom odnosi se na poređenje realnog izlaza mreže (a) s ciljnim (željenim) izlazom mreže (t).

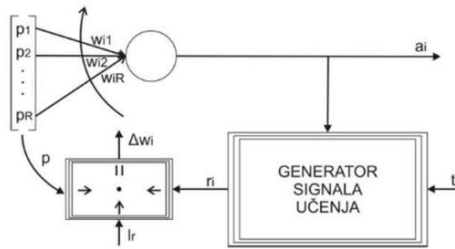


w^* zavisi od nekog priraštaja Δw u odnosu na početno w .

10. Učenje s nadzorom - jedan neuron?

Učenje s nadzorom - jedan neuron

w_i vektor težina i -tog neurona
 t_i željeni izlaz i -tog neurona
 a_i aktuelni izlaz i -tog neurona
 r_i signal učenja za i -ti neuron
 p vektor ulaza
 l_r brzina učenja



Sa slike vidimo da je:

$$a_i = a_i(p, w_i)$$

$$r_i = r_i(a_i, t_i) = r_i(p, w_i, t_i)$$

$$\Delta w_i = l_r \cdot r_i(p, w_i, t_i) \cdot p$$

Kod supervizijskog
učenja (s nadzorom)
 $r_i = t_i - a_i$

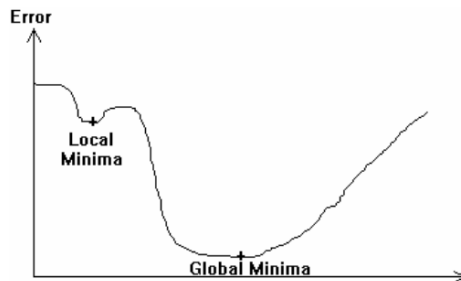
Posmatrajmo ove jednačine u vremenskim koracima:

$$\begin{aligned} w_i(k+1) &= w_i(k) + \Delta w_i(k+1) = \\ &= w_i(k) + l_r \cdot r_i(w_i(k), p(k+1), t_i(k+1)) \cdot p(k+1) \end{aligned}$$

11. Brzina (stepen) učenja?

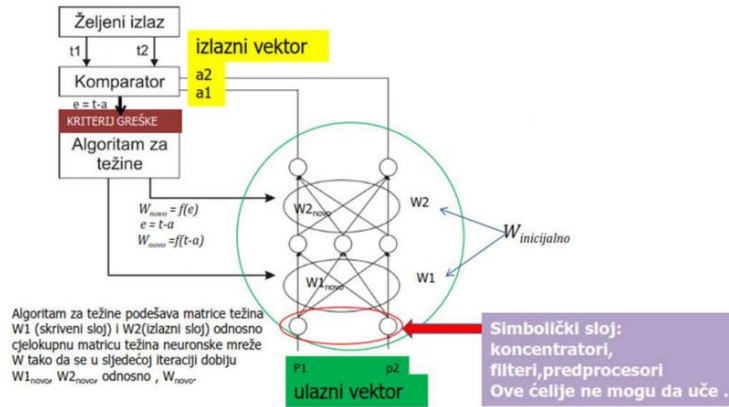
Brzina (stepen) učenja

Brzina učenja se bira tako da bude između 0 i 0.9. Ona određuje veličinu koraka kojom se neuronska mreža približava optimalnom stanju.



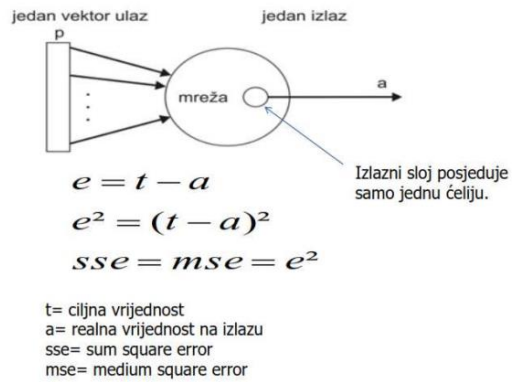
12. Učenje s nadzorom za višeslojnu mrežu?

Učenje s nadzorom za višeslojnu mrežu



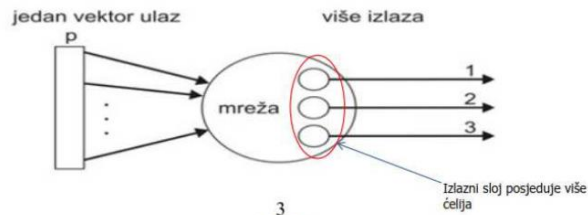
13. Slučajevi izbor kriterija greške: - izlazni sloj posjeduje jednu ćeliju

Izbor kriterija greške - prvi slučaj



- izlazni sloj posjeduje više ćelija

Izbor kriterija greške - drugi slučaj

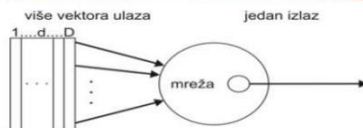


$$sse = mse = \sum_{k=1}^3 (t_k - a_k)^2$$

$$sse' = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^3 (t_k - a_k)^2$$

- više vektora ulaza jedan izlaz

Izbor kriterija greške - treći slučaj



$$sse = \sum_{d=1}^D e_d^2$$

$$mse = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D e_d^2$$

- više vektora ulaza više izlaza

Izbor kriterija greške - četvrti slučaj



$$E = sse = \sum_{d=1}^D \sum_{k=1}^R (t_{dk} - a_{dk})^2$$

$$mse = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D \sum_{k=1}^R (t_{dk} - a_{dk})^2$$

$$E' = sse' = \sum_{d=1}^D \frac{1}{2} \sum_{k=1}^R (t_{dk} - a_{dk})^2$$

$$mse' = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D \frac{1}{2} \sum_{k=1}^R (t_{dk} - a_{dk})^2$$

14. Dimenzionalnost neuronskih mreža? sa prez

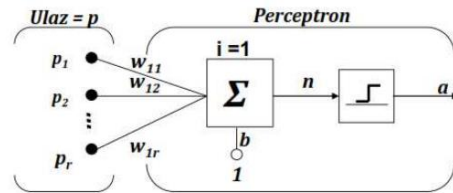
15. Tipovi NM na osnovu prenosne funkcije?

Tipovi NM na osnovu prenosne funkcije

| Perceptron | Linearna | Nelinearna |
|---|---|--|
| <p>PERCEPTRON prenosna funkcija</p> <p>$a = \text{hardlim}(u)$</p> <p>$a = \text{hardlim}(u)$</p> | <p>LINEARNA prenosna funkcija</p> <p>$a = \text{purelin}(u)$</p> | <p>SIGMOIDALNA prenosna funkcija</p> <p>$a = \log \text{sig}(u)$</p> <p>$a = \tan \text{sig}(u)$</p> |

16. Perceptron – Model?

Perceptron - Model



r je indeks komponente vektora na ulazu u mrežu

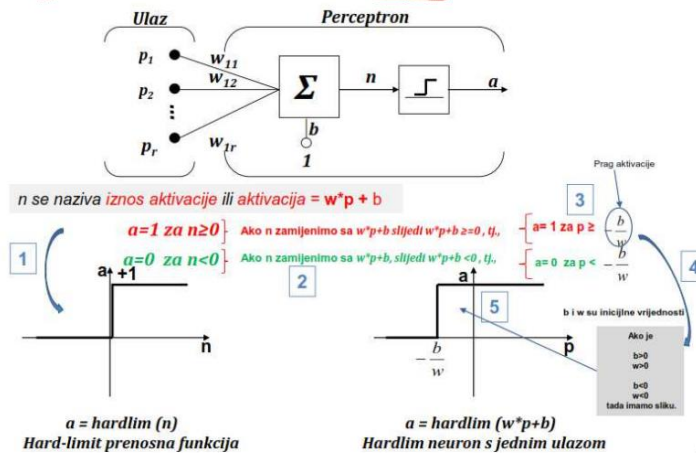
n se naziva *iznos aktivacije* ili *aktivacija* $= \mathbf{w} \cdot \mathbf{p} + b$

Računanje izlaza u procesu treniranja(učenja) $a = \text{hardlim}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{p} + b)$

Testiranje izlaza $a = \text{sim}(\text{net}, \mathbf{p})$

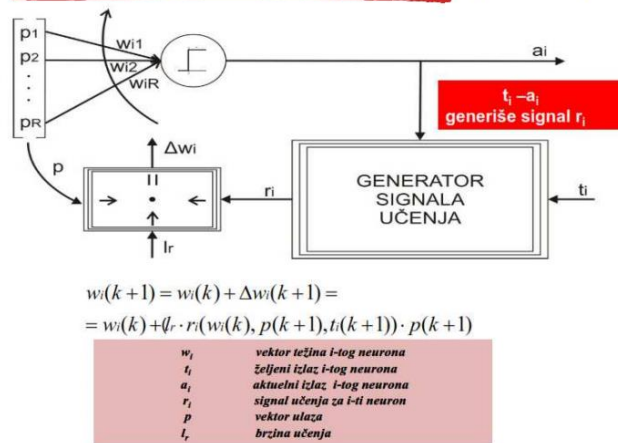
17. Perceptron - aktivacija i prag aktivacije?

Perceptron - aktivacija i prag aktivacije



18. Generalno pravilo učenja primjenjeno na perceptron?

Generalno pravilo učenja primjenjeno na perceptron



19. Perceptronsko pravilo učenja?

Perceptronsko pravilo učenja

Za vrijednost $b=0$ slijedi $n=w \cdot p$

1. Na izlazu imamo da je $a=t \Rightarrow e=t-a=0$

Znači da je aktivacija $w \cdot p$ jednaka pragu aktivacije pa vektor težina ne moramo mijenjati.

2. Na izlazu imamo $a=0$, Želja $t=1 \Rightarrow e=t-a=1$

To znači da je aktivacija manja od praga aktivacije tako da treba vektor težina treba povećati za neki priraštaj Δw .

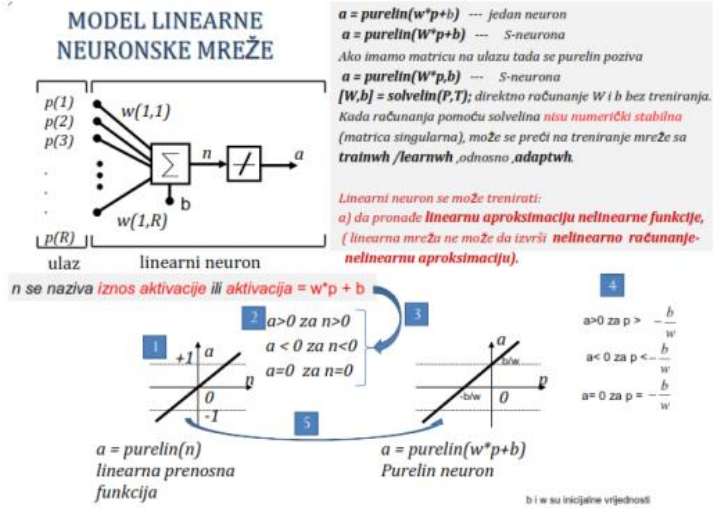
3. Na izlazu imamo $a=1$, Želja $t=0 \Rightarrow e=t-a=-1$

To znači da je aktivacija veća od praga aktivacije tako da treba vektor težina treba umanjiti za neki priraštaj Δw .

20. Algoritam treniranja/učenja perceptrona-batch pristup?

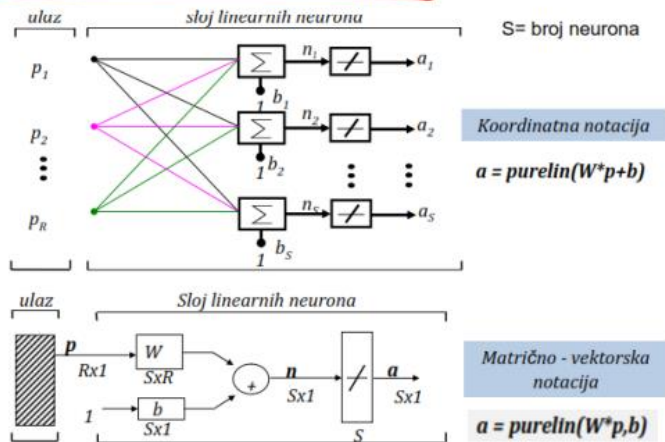
48 str prez

21. Model linearne neuronske mreže



22. Arhitektura linearne mreže i notacija?

Arhitektura mreže i notacija

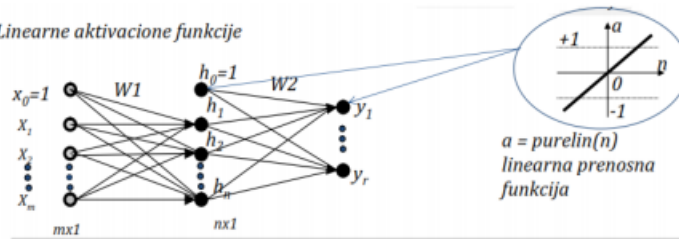


23. Prenosna funkcija višeslojne linearne mreže?

Prenosne funkcija višeslojne mreže

- Imaju jedan i više skrivenih slojeva
- Svaki aktivni sloj koristi linearne aktivacijske funkcije
- Prvi sloj je pasivni i nema prenosnu aktivacijsku funkciju

Linearne aktivacione funkcije



$$\mathbf{h} = \mathbf{W1} * \mathbf{x} \quad (\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{h})$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{W2} * \mathbf{h} \quad (\mathbf{h} \rightarrow \mathbf{y})$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{W1} * \mathbf{W2} * \mathbf{x}$$

Pošto je \mathbf{y} linearan izlaz nastao kaskadom linearnih transformacija proizilazi da $\mathbf{W} = \mathbf{W1} * \mathbf{W2}$ vrši linearanu transformaciju \mathbf{x} u \mathbf{y} .

24. Widrow-Hoff pravilo?

Widrow-Hoff pravilo

Diagram illustrating the Widrow-Hoff rule for a linear symmetric transfer function. The input p_1 is multiplied by w_1 and the input p_2 is multiplied by w_2 . These products are summed to produce the output $n = \sum_{j=1}^2 w_j p_j$. The output n is then compared with the target t to produce the error $e = t - n$. The error e is used to update the weights w_1 and w_2 according to the Widrow-Hoff rule.

Equations (1.1) to (1.3) show the relationship between the input, weights, and output:

$$n = \sum_{j=1}^2 w_j p_j \quad (1.1)$$

$$n = a \quad (1.2)$$

$$a = \sum_{j=1}^2 w_j p_j \quad (1.3)$$

Equation (2) shows the error $e = t - a$.

Equation (3) shows the squared error $e^2 = (t - a)^2$.

Equation (4) shows the squared error $e^2 = (t - \sum_{j=1}^2 w_j p_j)^2$.

Equation (4.1) shows the squared error $e^2 = [t - w_1 p_1 - w_2 p_2]^2$.

Equation (4.2) shows the squared error $e^2 = t^2 + w_1^2 p_1^2 + w_2^2 p_2^2 - 2 t w_1 p_1 - 2 t w_2 p_2 + 2 w_1 p_1 w_2 p_2$.

Equation (5.1) shows the squared error $e^2 = w_1^2 [p_1^2] + w_1 [-2 p_1 (t - w_2 p_2)] + (t - w_2 p_2)^2$.

Equation (5.2) shows the squared error $e^2 = w_2^2 [p_2^2] + w_2 [-2 p_2 (t - w_1 p_1)] + (t - w_1 p_1)^2$.

Minimalna kvadratna greška se dešava kada su parcijalni izvodi kvadratne greške u odnosu w_1 i w_2 jednaki nulama

Iz (4) sledi $\frac{\partial e^2}{\partial w_1} = -2 (t - a) p_1 \quad (6)$

$\frac{\partial e^2}{\partial w_1} = -2 [t - w_1 p_1 - w_2 p_2] * p_1 = 0 \quad (7)$

$\frac{\partial e^2}{\partial w_2} = -2 [t - w_1 p_1 - w_2 p_2] * p_2 = 0 \quad (8)$

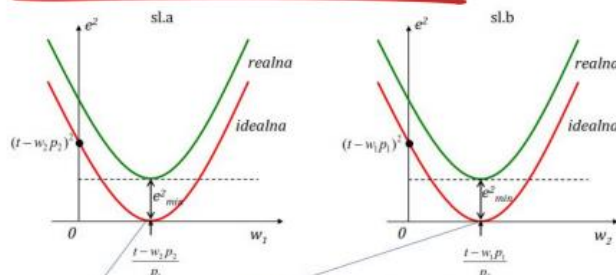
Za dokazivanje ne bi imalo smisla da p_1 i p_2 budu jednaki nulama iz čega sledi da veličine u zagradama moraju biti jednake nulama

$t - w_1 p_1 - w_2 p_2 = 0 \quad (9)$

$w_2 = \frac{t - w_1 p_1}{p_2} \quad (10) \rightarrow 5.1 \quad (sl.a)$

$w_1 = \frac{t - w_2 p_2}{p_1} \quad (11) \rightarrow 5.2 \quad (sl.b)$

Widrow-Hoff pravilo



(10) \rightarrow (5.1) sledi (sl.a) i (11) \rightarrow (5.2) sledi (sl.b).

Iz rezultujućih krivih (crvene) sledi da je minimalna kvadratna greška jednaka nuli.

* Tehnički ovo je korektno, ali u realnom svijetu minimalna kvadratna greška nije nikada jednaka nuli zbog kompleksnog problema koji aproksimiramo jer uključuje nelinearnosti, šum i neprecizne podatke pa se zato (prilikom našeg treniranja/učenja) uzima za minimalnu kvadratnu grešku e_{min}^2 čineći tako da mreža koju primijenimo bude robusna (neosjetljiva) ne te pojave.

25. Algoritam treniranja/učenja batch pristup?

23.03 ...slikaKraj prez

26. Kakva nam je arhitektura mreže potrebna za aproksimaciju bilo koje nelinearne funkcije s konačnim brojem diskontinuiteta?

27. Šta je univerzalni aproksimator?

Mreža sa sigmoidalnim skrivenim slojem i linearnim izlaznim slojem je sposobna za aproksimaciju bilo koje funkcije s konačnim brojem diskontinuiteta i naziva se univerzalni aproksimator.

28. Kakav nam algoritam treba?

Kakav nam algoritam treba?

- Backpropagation (BP) = **prostiranje unatrag** greške, odnosno, članova greške pri računanju matrica $\Delta W, W$ (izlaznog i skrivenog sloja) i vektora b (izlaznog i skrivenog sloja), ako se radi o aktivnoj dvoslojnoj mreži.
- Opšta metoda za **iterativno rješavanje** težina i pomaka u višeslojnoj mreži.
- Koristi **Tehniku najbržeg spusta** (Steepest Descent) s karakteristikama:
 - a) stabilnost,
 - b) spora konvergentnost

29. Osnovne karakteristike Backpropagation algoritma?

1. Stabilitnost

2. Spora konvergentnost

30. Modifikacije BP algoritma?

Modifikacije backpropagation algoritma:

- Backpropagation algoritam - učenje sa momentumom (inercijom) 1
- Backpropagation algoritam- učenje sa inercijom 2
- Rezilientno učenje (resilient backpropagation)

II GENETICKI ALGORITMI

31. Šta su evolucionarni algoritmi?

Evolucionarni algoritmi su postupci optimizacije, učenja i modeliranja, koji se baziraju na biološkoj i fizikalnoj evoluciji.

- Ovi algoritmi odgovaraju inženjerskom načinu razmišljanja, tj. polazeći od nekog početnog rješenja kompleksnog problema, potrebno je pronaći poboljšano, ali ne i bezuslovno teoretsko optimalno rješenje.

32. Pristupi rješavanja problema pomoću genetičkog algoritma?

- Rješavanju problema pomoću genetičkog algoritma, može se pristupiti kroz dva pristupa:
- genetički algoritam prilagoditi specifičnostima problema ili
- prilagoditi problem genetičkom algoritmu.

33. Šta su Genetički algoritmi?

- Pod pojmom genetičkog algoritma (GA) podrazumijevaju se heuristički postupci traženja i optimizacije koji pripadaju većem skupu evolucijskih algoritama (EA).
- Genetički algoritmi služe za rješavanje standardnih problema:

$$\underline{x}^* = \arg \sup_{\underline{x} \in S} \{F(\underline{x})\}, \quad \text{uz} \quad F(\underline{x}) \geq 0$$

tj. za pronalaženje supremuma nenegativne funkcije $F(x)$.

34. Šta je fenotip / genotip?

- Fenotip (eng. Phenotype): karakteristike jedinke koje se mogu interpretirati na nivou problema.
- Genotip (eng. Genotype): kodiranje fenotipa na gene; u pravilu se primjenjuje binarno kodiranje.

35. Šta je hromozom (u području GA)?

Hromozom (eng. Chromosome): hromozom (niz ili lanac) predstavlja u području GA jedinku: sastoji se od gena linerano poredanih jedan iza drugoga

36. Šta je populacija?

- Populacija (eng. Population): skup svih hromozoma iste dužine niza u generaciji

37. Šta je generacija?

- Generacija (eng. Generation): populacija u diskretnom trenutku

38. Šta je Fitness funkcija?

- Fitness funkcija ili funkcija dobrote ili dobroti ili funkcija preživljavanja - svakom rješenju dodjeljuje se određena mjera kvalitete, tj. vrši se vrednovanje sposobnosti preživljavanja jedinki u određenim uslovima okruženja

39. Šta su genetičke transformacije?

- Reprodukcijska i manipulacijska genetičkim materijalom (prijelaz s generacije roditelja na generaciju djece), odvija se kroz niz transformacija nad jedinkama.

40. Navesti vrste genetičkih transformacija?

Transformacije:

- ukrštanje ili rekombinacija
- mutacije jedinki

41. Osnovna algoritamska struktura Genetičkog algoritma?

1. Postavljanje slučajne početne populacije P koja je sastavljena od jedinki x_i , $i=1,2,\dots,N$
2. Određivanje sposobnosti F svih jedinki iz P
3. Selekcija parova roditelja iz P za stvaranje sljedeće generacije $P' := \text{Selekcija}(P)$.
4. Stvaranje populacije potomaka (djece) pomoću genetičkih operatora:
 - Ukrštanje $P'' := \text{Ukrštanje}(P')$; (sa vjerovatnoćom p_c)
 - Mutacija $P''' := \text{Mutacija}(P'')$; (sa vjerovatnoćom p_m)
5. Određivanje sposobnosti svih jedinki u $P := P'''$
6. Povratka na 3. sve dok se ne ispune uslovi prekida

42. Operator genetičke selekcije

Selekcija ($P \rightarrow P'$)

- Metode selekcije koriste se da bi se izabrale sposobne jedinke na početku generacijskog ciklusa za reprodukciju, a u skladu s njihovom sposobnošću kao roditelja (Darwinovo načelo).
- Metode selekcije - čuvanje dobrog genetičkog materijala i prenošenje u sljedeće populacije.
- Operator selekcije se može zvati i operator reprodukcije (selektira jedinke za reprodukciju)

43. Vrste (sheme) genetičkih selekcija?

Sheme selekcije:

- a) Selekcija zasnovana na slučajnim brojevima
- b) Selekcija zasnovana na igri ruleta

44. Genetička selekcija zasnovana na slučajnim brojevima?

- U svakom selekcijskom koraku primjenjuju se dva cijela slučajna broja $z_1, z_2 \in [1,2,\dots,N]$ za izbor dviju jedinki iz populacije P i potom se preuzima za međupopulaciju P' ona jedinka $x_i \in \{z_1$

, z_2 } koja ima veću sposobnost $F(x_i)$.

- Ovaj proces se ponavlja N puta. Postupak je lagan za implementaciju s obzirom da je izračunavanje sposobnosti jednostavno.

45. Genetička selekcija zasnovana na igri ruleta?

Selekcija zasnovana na igri ruleta

- Ova selekcijska metoda provodi se analogno igri ruleta. Najprije se izračunavaju vrijednosti sposobnosti svih x_i u populaciji P :
$$F(x_i) = i=1,2,\dots,N$$
- Iz sume ovih vrijednosti sposobnosti $F(x_i)$ dobije se **ukupna vrijednost sposobnosti populacije**
$$F_\Sigma = \sum_{i=1}^N F(x_i) \quad F(x_i) > 0$$
- Ako se $F(x_i)$ normira na F_Σ , dobija se diskretna vjerovatnoća selekcije:

$$p_i = p(x_i) = \frac{F(x_i)}{F_\Sigma} \quad \text{gdje je } 0 < p_i < 1$$

Ima jos..

46. Šta je Genetičko ukrštanje?

Ukrštanje - miješanje genetičkog materijala dvije jedinke, kao rezultat nastaje jedna ili dvije nove jedinke.

Genetičko ukrštanje

- Ukrštanje ($P' \rightarrow P''$)
- Iz međupopulacije P' dobivene selekcijom izaberu se potencijalni roditelji za ukrštanje (rekombinaciju).
- Izbor se obavlja u skladu sa vjerovatnoćom p_c
- Pri tom se generiše za svaku jedinku x_i iz populacije P' realni slučajni broj $z \in [0,1]$ i ako je $z < p_c$, x_i se podvrgava parenju.
- Očekivani broj parova je $p_c \frac{N}{2}$

47. Kakva genetička ukrštanja mogu biti?

- Ukrštanje može biti:
A) jednotačkasto (one-point crossover) i
B) višetačkasto (multiple-point crossover)

48. Jednotačkasto ukrštanje

Jednotačkasto ukrštanje

- Za svaki par koji dolazi u obzir za ukrštanje, određuje se razdijelno mjesto u nizovima para (brojeno s lijeva).
- To se postiže tako da se generiše broj iz skupa jednakoraspodjeljenih cijelih slučajnih brojeva. $r \in [1, 2, \dots, m]$ ($m+1$) – dužina niza
- Zamjena desnih dijelova niza tada formira potomstvo za populaciju P'' .

49. Dvotačkasto ukrštanje?

Dvotačkasto ukrštanje

- Višetačkasto ukrštanje omogućava dobivanje kvalitetnijih potomaka u odnosu na jednotačkasto ukrštanje.
- Za dvotačkasto ukrštanje bira se $N_c=2$, tj. nizovi roditelja dijele se u tri dijela.
- To se postiže generisanjem dva slučajna broja z_1 i z_2 za određivanje mjesta dijeljenja

50. Šta je Genetička mutacija?

Iako selekcija i ukrštanje generišu nove nizove, oni ne uvode nove informacije u populaciju na nivou bita.

- Mutacija se uvodi kao izvor novih bitova, tj. pojedini bitovi jedinki u populaciji P'' mijenjaju se s vjerovatnoćom mutacije p_M .
- Mutacija predstavlja slučajnu promjenu jednog ili više gena (bita)

51. Koje su glavne karakteristike genetičke mutacije?

- Glavne karakteristike su:
 - vrsta mutacije i
 - vjerovatnoća mutacije p_M .

52. Uticaja vjerovatnoće ukrštanja (mjera rekombinacije) p_c na funkcionalnost GA?

Vjerovatnoća ukrštanja (mjera rekombinacije) p_c :

- Povećanjem vjerovatnoće ukrštanja povećava se stepen ukrštanja "starih" elemenata u nizovima u skladu sa tzv. teorijom shema. Međutim, pri tome se povećava stepen uništenja jedinki s većom sposobnošću

53. Uticaj vjerovatnoće mutacije (mjera mutacije) p_M na funkcionalnost GA?

Vjerovatnoća mutacije (mjera mutacije) p_M :

- Povećanjem vjerovatnoće mutacije remeti se ravnoteža između postupaka porasta i slučajnog traženja. Za $p_M=1$ obavlja se čisto slučajno traženje.

- Mala vjerovatnoća mutacije pomaže da se genetički materijal izgubljen tokom traženja ponovo stavi u proces evolucije. Time se povećava šansa da se pronađe globalni maksimum.

54. Uticaj veličine populacije N na funkcionalnost GA?

Veličina populacije N

- Povećanjem populacije povećava se raznovrsnost čime se smanjuje vjerovatnoća ulaska u lokalni maksimum. Veća populacija ima za posljedicu veće zahtjeve na računar i duže vrijeme traženja.

