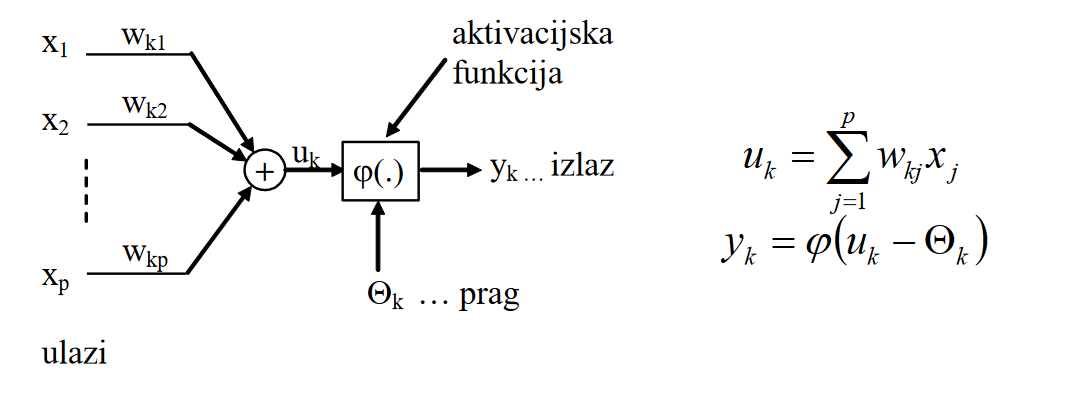
**NEURONSKE MREŽE**



**UVOD U NEURONSKE MREŽE**

Svojstva neuronskih mreža

• Nelinearnost

• Preslikavanje ulaz-izlaz (učenje s nadzorom)

• Adaptivnost

• Tolerancija na greške (fault tolerance)

• Mogućnost VLSI implementacije

• Neurobiološka analogija

Elementi modela neurona:

• Skup sinapsi tj. ulaza od kojih svaki ima svoju jačinu tj. težinu. (Notacija:

Signal xj na ulazu j neurona k ima težinu wkj )

• Sumator za zbrajanje otežanih ulaza. Ove operacije računaju linearnu

kombinaciju ulaza

• Nelinearna aktivacijska funkcija koja ograničava izlaz neurona na interval [0,1]

* AKTIVACIJSKE FUNKCIJE :

Prag fukcija, linearna po odsječcima, sigmoidna, rectified linear (reFi),

Neuronske mreže mogu se prikazati pomoću orijentiranih grafova slično grafu toka signala.

U grafu imamo dvije vrste grana:

• Sinaptička grana koja označava linearnu ulazno-izlaznu relaciju (množenje s

težinom)

• Aktivacijska grana koja predstavlja nelinearnu ulazno-izlaznu karakteristiku

aktivacijske funkcije

Postoje četiri glavne vrste mreža:

• Jednoslojne mreže bez povratnih veza (single-layer feedforward networks)

• Višeslojne mreže bez povratnih veza (multi-layer feedforward networks)

• Mreže s povratnim vezama (recurrent networks)

• Ljestvičaste mreže (lattice structures)

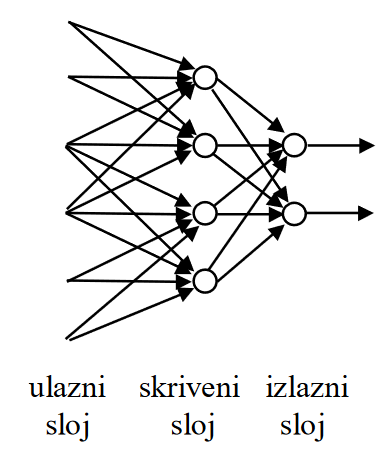
Primjer: svaki neuron u skrivenom

sloju spojen je samo na ulazne

neurone u svom susjedstvu

• Takav skup lokaliziranih ulaza zove se

receptivno polje



Mreže s povratnom vezom

• engl. recurrent networks

• Ove mreže imaju bar jednu povratnu vezu

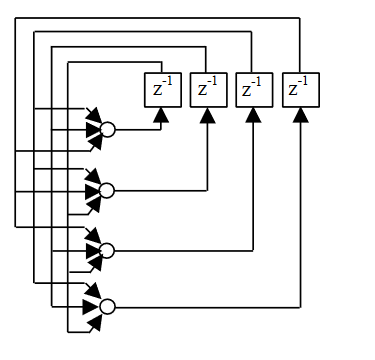
• Mogu imati i skrivene neurone

• Prisutnost povratnih veza daje dodatnu kvalitetu ovim mrežama

• Veća složenost za analizu rada mreže

• U kombinaciji s elementima za kašnjenje dobivamo nelinearne

dinamičke sustave što je ključno za sposobnost memoriranja u mreži

Mreže s povratnom vezom

• Primjer mreže s povratnom vezom

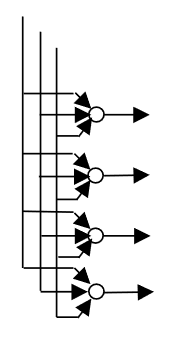
bez skrivenih neurona gdje svaki

neuron dobiva na ulaz izlaze ostalih

neurona osim samog sebe

• Ovakva mreža je jedan nelinearni

vremenski diskretni sustav

Ljestvičaste mreže

• Ljestvičaste mreže se sastoje od 1-D, 2-D ili višedimenzionalnog polja

neurona s skupom izvornih čvorova koji daju ulazne signale

• Svaki ulaz spojen je na sve neurone u polju

• Ova mreža je zapravo mreža bez povratne veze gdje su neuroni

raspoređeni u polje

Općenito, sustav za prepoznavanje mora biti neosjetljiv (invarijantan)

na određene transformacije ulaznog signala

• Rezultat klasifikacije ne smije ovisiti o ovakvim transformacijama

ulaznog signala

Postoje bar tri tehnike koje omogućuju da realiziramo neuronske

mreže za klasifikaciju koje će biti invarijantne na određene

transformacije:

• Invarijantnost pomoću strukture (topologije) mreže

• Invarijantnost treniranjem mreže (učenjem)

• Invarijantnost upotrebom ekstrakcije značajki

Invarijantnost strukturom

• Struktura mreže može biti odabrana tako da omogućuje

invarijantnost na neke transformacije

Invarijantnost učenjem

• Invarijantnost se može postići učenjem na taj način da se mreža

trenira različitim primjerima koji odgovaraju transformiranim

verzijama istog objekta

Nedostaci ovog pristupa su:

• Nije nužno da će invarijantnost postojati i za rotirane verzije nekog drugog

objekta za kojeg mreža nije trenirana

• Računski zahtjevi na mrežu mogu biti preveliki naročito ako je dimenzija

ulaznog vektora previsoka

Invarijantnost značajkama

• Invarijantnost se može postići i odabirom značajki (features) koje su

invarijantne na željene transformacije

Invarijantnost značajkama

• Korištenje invarijantnih značajki ima slijedeće prednosti:

• Može se smanjiti dimenzija ulaznog vektora

• Zahtjevi na samu mrežu su manji

• Osigurana je invarijantnost za sve objekte (a ne samo za trenirane)

• Zbog toga je ova metoda najpogodnija za neuronske klasifikatore

Dvije metode vizualizacije procesa učenja su:

• Hinton dijagram, Rumelhart i McClelland, 1986

Hinton dijagram

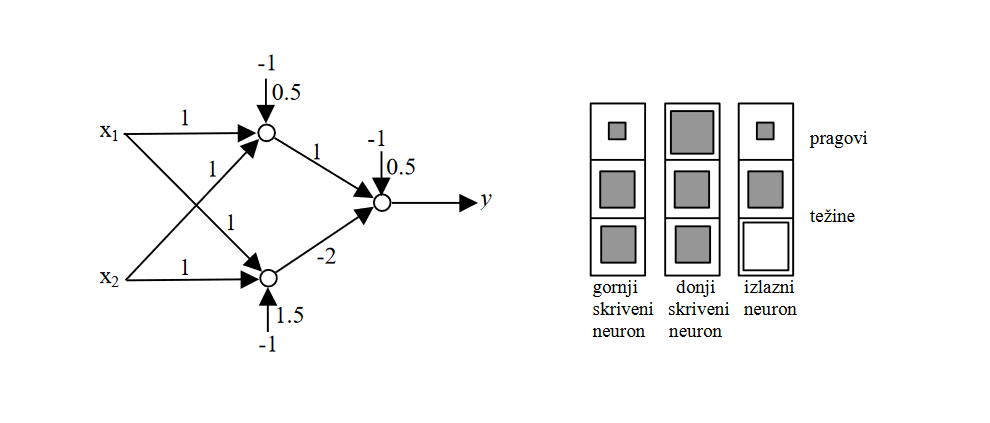
• Hinton dijagram sastoji se od stupaca koji se sastoje od kvadrata

• Svaki stupac ima jedan kvadrat za iznos praga i ostale kvadrate za

iznose sinaptičkih težina

• Veličina kvadrata je proporcionalna iznosu veličine

• Boja kvadrata (crna i bijela) označava predznak (1, -1)



Ograničenja Hinton dijagrama

• Nedostatak Hinton dijagrama je da samo prikazuje iznose težina i

pragova ali ne prikazuje njihov odnos prema topologiji mreže

• Poželjno je imati prikaz vrijednosti težina i pragova integriran u

grafički prikaz topologije mreže

• Tako se može vidjeti za određeni problem kako se vrijednosti težina

mijenjaju i formiraju prilikom učenja

• Ovaj nedostatak Hinton dijagrama prevladan je pomoću dijagrama

veza

dijagram veza (bond diagram), Wejchert i Tesaro, 1991

• Iznosi težina su prikazan pomoću “veza” između neurona

• Duljina veze je proporcionalna iznosu težine

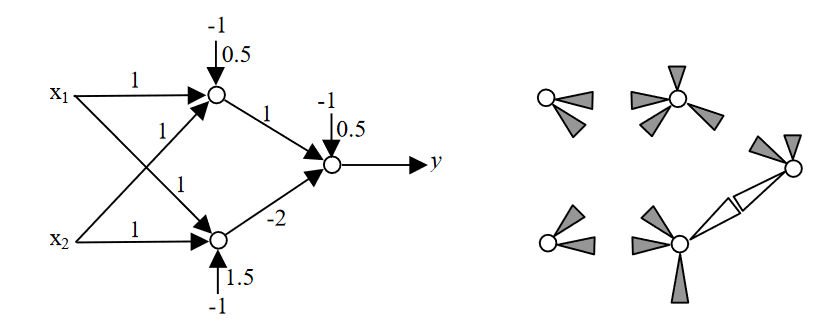
• Polaritet težine je prikazan pomoću boje veze (crna ili bijela)

• Prednosti u odnosu na Hinton dijagram su:

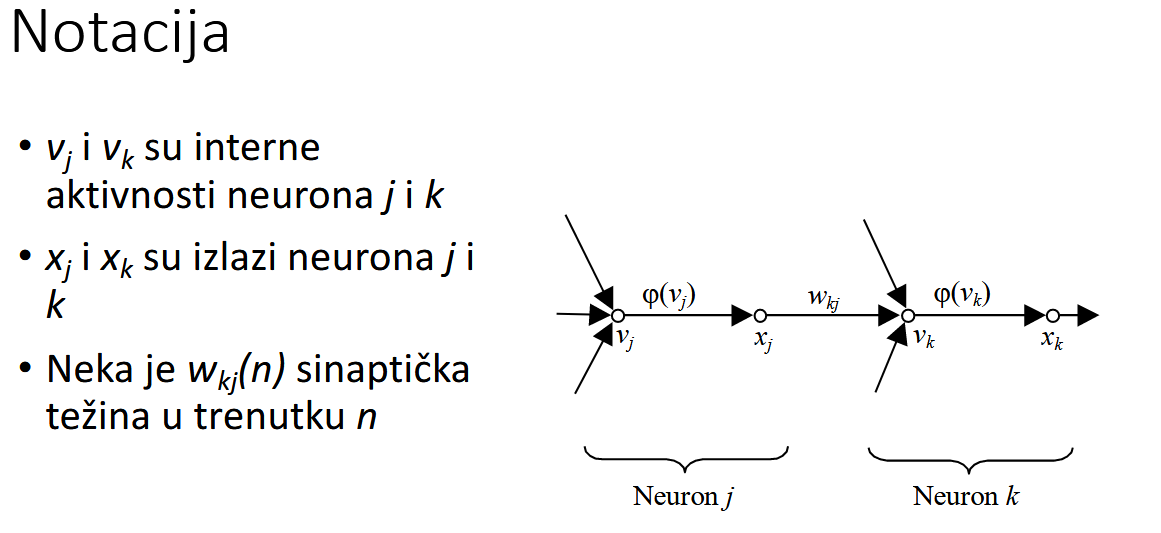
• Dijagram prikazuje smjer veze (s kojim je neuronom povezan)

• Skup težina prikazanih vezama predstavljaju određeni uzorak za promatrača

koji može izvesti globalne zaključke gledajući takav dijagram



**PROCES UČENJA**



**Algoritmi i paradigme učenja**

• Učenje pod nadzorom (nadzor vanjskog učitelja)

• Učenje podrškom (reinforcement learning) (pokušaji i pogreške uz ocjenu

suca)

• Učenje bez nadzora (samoorganizirano - nije potreban učitelj)

Podjela metoda učenja

• Prema algoritmu učenja:

**• Učenje korekcijom pogreške**

Pogreška je razlika između željenog i dobivenog odziva neurona k u

trenutku n i jednaka je:

ek(n) = dk(n) - yk(n)

cilj - minimizira funkcija pogreške temeljena na pogreškama ek(n) tako da se dobiveni odziv svih neurona približava željenom odzivu u nekom statističkom smislu

srednja kvadratna pogreška kao funkcija pogreške – wtf je to u skripti – to je krivo.

Delta pravilo učenja

• Minimizacija pogreške J s obzirom na težine wkj(n) daje zakon učenja

korekcijom pogreške (delta pravilo):

Dwkj(n) =

h ek(n) xj(n)

gdje je

h pozitivna konstanta koja određuje brzinu učenja

• Promjena težine proporcionalna je pogrešci na izlazu i iznosu

pripadnog ulaza

• Konstanta

h mora se pažljivo odabrati

• mali

h daje stabilnost ali je učenje sporo

• veliki

h ubrzava učenje ali donosi rizik nestabilnosti

• Hebbovo učenje

Hebbov princip učenja kaže (Hebb, The Organization of Behavior,

1942):

• Kad je akson neurona A dovoljno blizu da aktivira neuron B i to ponavlja veći

broj puta dolazi do metaboličkih promjena tako da se povećava efikasnost

neurona A u aktiviranju neurona B

• Ekstenzija ovog principa (Stent, 1973) kaže:

• Ako jedan neuron ne utječe na drugog (tj. neuroni se aktiviraju asinkrono)

onda sinapsa među njima postaje slabija ili se potpuno eliminira

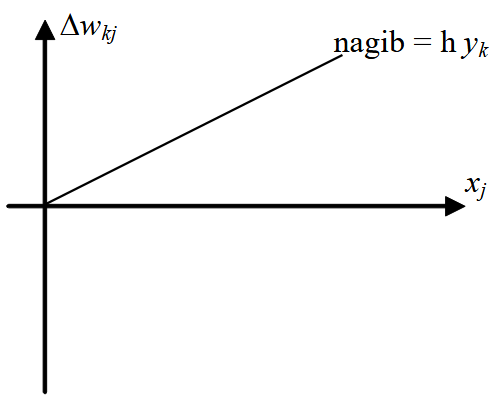
Prema Hebbovu principu učenja težine se mijenjaju na slijedeći način:

Dwkj(n) = F(yk(n), xj(n))

gdje su yk(n) i xj(n) izlaz i j-ti ulaz od k-tog neurona

• Jedan specijalni slučaj ovog principa je:

Dwkj(n) =

h yk(n) xj(n)

gdje konstanta

h određuje brzinu učenja

• U ovom slučaju promjena težine proporcionalna je produktu ulaza i izlaza iz

neurona

• Ovo pravilo zove se pravilo produkta aktivnosti (engl. activity product rule)

Promjena težine

proporcionalna je ulaznom

signalu: Dwkj(n) =

h yk(n) xj(n)

• Mana je da uzastopno

ponavljanje ulazne pobude i

postojanja izlaza dovodi do

rasta težine wkj i konačno

zasićenja

Ovaj cilj može se postići npr. uvođenjem nelinearnog faktora zaboravljanja

(Kohonen, 1988):

Dwkj(n) = h yk(n) xj(n) -

a yk(n) wkj(n)

gdje je a pozitivna konstanta

• Gornji izraz može se pisati i kao:

Dwkj(n) =

a yk(n)[cxj(n) - wkj(n)]

gdje je c = h/

a

• Ovo pravilo zove se generalizirano pravilo produkta

• **Kompetitivno učenje**

• Učenje bez nadzora

• Neuroni se natječu za priliku da se aktiviraju

• Samo jedan neuron može biti aktivan u bilo kojem trenutku

• Pogodno za probleme klasifikacije

• Tri osnovna elementa kompetitivnog učenja su:

• Skup jednakih neurona koji imaju slučajno raspoređene težine i zbog toga

reagiraju različito na dani skup ulaza

• Ograničenje “jačine” svakog neurona

• Mehanizam koji omogućuje natjecanje neurona za pravo na odziv na danu

pobudu, tako da je samo jedan neuron (ili jedan po grupi) aktivan u jednom

momentu (engl. winner-takes-all neuron)

**• Boltzmannovo učenje**

• Koristi se kod Boltzmannovog stroja

• Boltzmannov stroj sastoji se od stohastičkih neurona koji mogu

poprimiti jedno od dva stanja: -1 ili +1

• Neuroni su međusobno povezani i postoje povratne veze

• Boltzmannovo pravilo učenja je stohastički algoritam temeljen na

teoriji informacija i termodinamici

• **Thorndikeovo učenje**

engl. Thorndike’s law of effect

• Princip učenja podrškom:

• ako akcije sustava za učenje izazivaju pozitivni efekt tada je veća vjerojatnost

da će sustav i ubuduće poduzimati iste akcije

• inače se vjerojatnost da sustav poduzme te akcije smanjuje

Prema paradigmi učenja:

• Učenje pod nadzorom

• Učenje podrškom

• Učenje bez nadzora

**Usporedba učenja sa i bez nadzora**

• Najpopularniji algoritam za učenje s nadzorom je povratna

propagacija pogreške

• Nedostatak ovog algoritma je problem skaliranja koji se sastoji u

tome da s povećanjem broja slojeva mreže i broja neurona vrijeme

učenja eksponencijalno raste

• Jedno moguće rješenje ovog problema je da se koristi mreža s više

slojeva gdje svaki sloj neovisno uči bez nadzora