



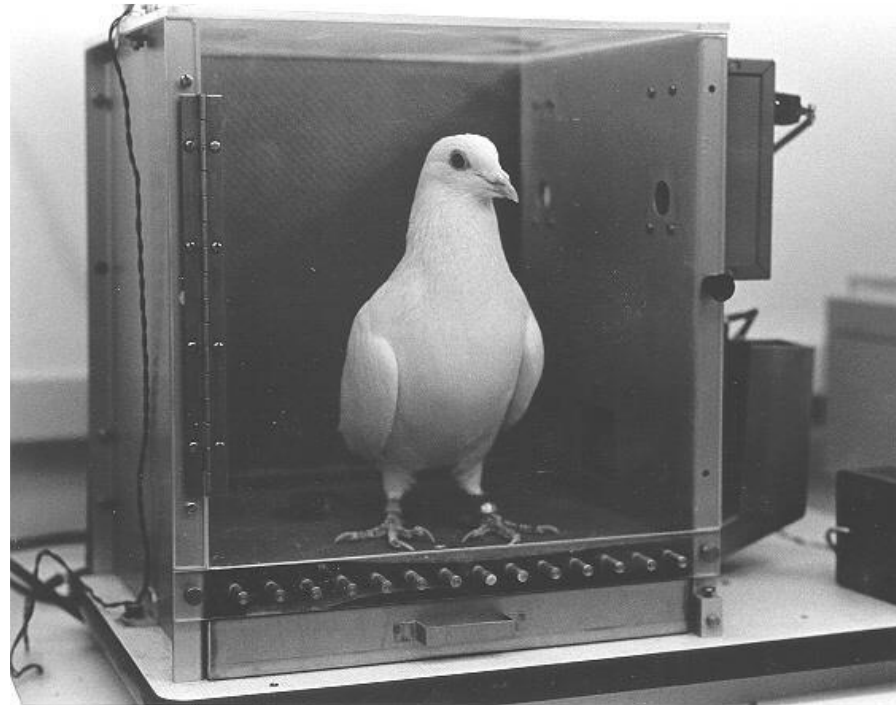
Mašinsko učenje

Neuronske mreže

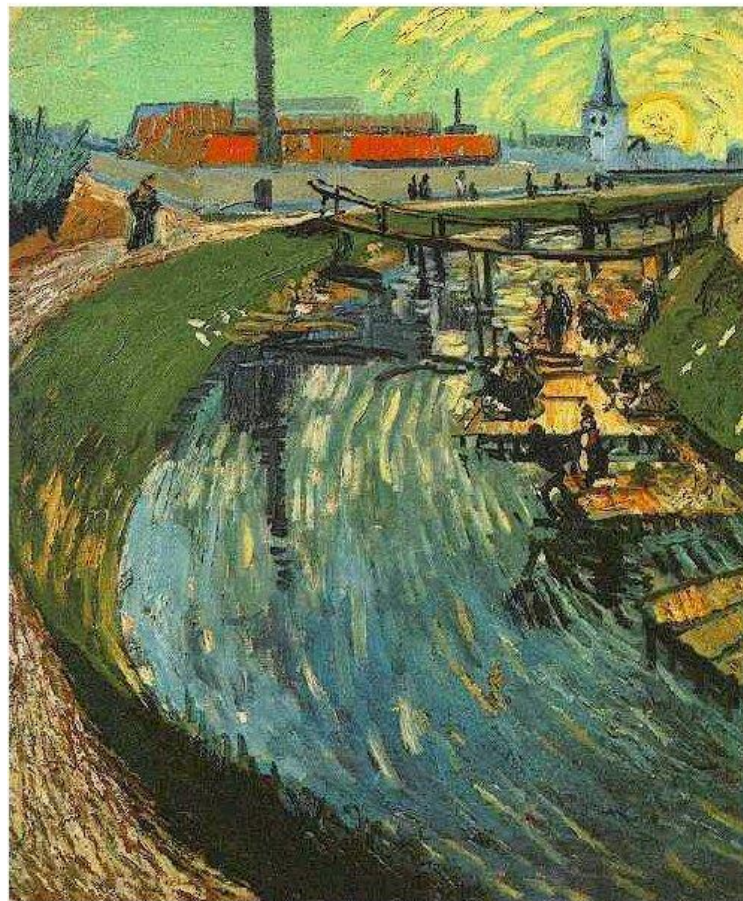
Nemanja Maček

- Biološka inspiracija
- Definicija neuronskih mreža
- Svojstva neuronskih mreža
- Modeli neurona
- Aktivacione funkcije
- Arhitekture neuronskih mreža
- Prezentacija znanja u neuronskim mrežama
- Obučavanje neuronskih mreža

- **Golub.**



- **Van Gog.**



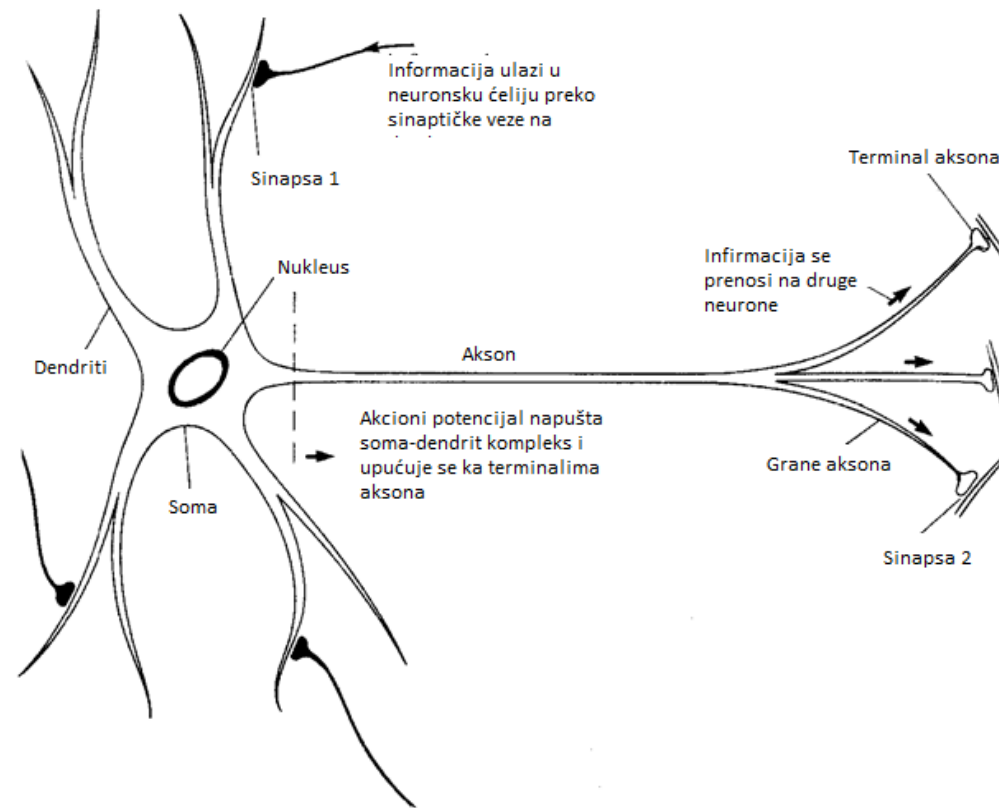
- Šagal.



- **Diskriminatorsna svojstva bioloških neuronskih mreža.**
- Golub je u stanju da diskriminiše sa tačnošću od 95% između Šagala i Van Goga, na skupu viđenih primera.
- Ova tačnost je još uvek visoka, oko 85%, na skupu neviđenih primera.
- Očigledno da golub ne vrši jednostavno memorisanje, već izdvaja i prepoznaje oblike, koji mu omogućavaju dobru generalizaciju.

- **Zašto učimo od našeg neuronskog sistema?**
- Naš mozak je još uvek superioran u odnosu na savremene računare u mnogim aspektima.
- Posедуje svojstven način procesiranja:
 - paralelno distribuirano procesiranje informacija,
 - adaptivnost i mogućnost učenja novog znanja,
 - univerzala računarska arhitektura – ista struktura izvršava mnogo različitih funkcija.

- Funkcionisanje jednog neurona.



- **Neuron kao osnovna računarska jedinica.**
- Neuron provodi kada je aktivacioni potencijal veći od praga.
- Neuron se može naći u dva stanja: provođenje i neprovođenje.

- **Šta su neuronske mreže?**
- Neuronske mreže simuliraju način rada ljudskog mozga pri obavljanju datog zadatka ili neke funkcije.
- Neuronska mreža je masovno paralelizovan distribuirani procesor sa prirodnom sposobnošću memorisanja iskustvenog znanja i obezbeđivanja njegovog korišćenja.
- Veštačke neuronske mreže podsećaju na ljudski mozak u dva pogleda:
 - neuronska mreža zahvata znanje kroz proces obučavanja,
 - težine medjuneuronskih veza (jačina sinaptičkih veza) služe za memorisanje znanja.

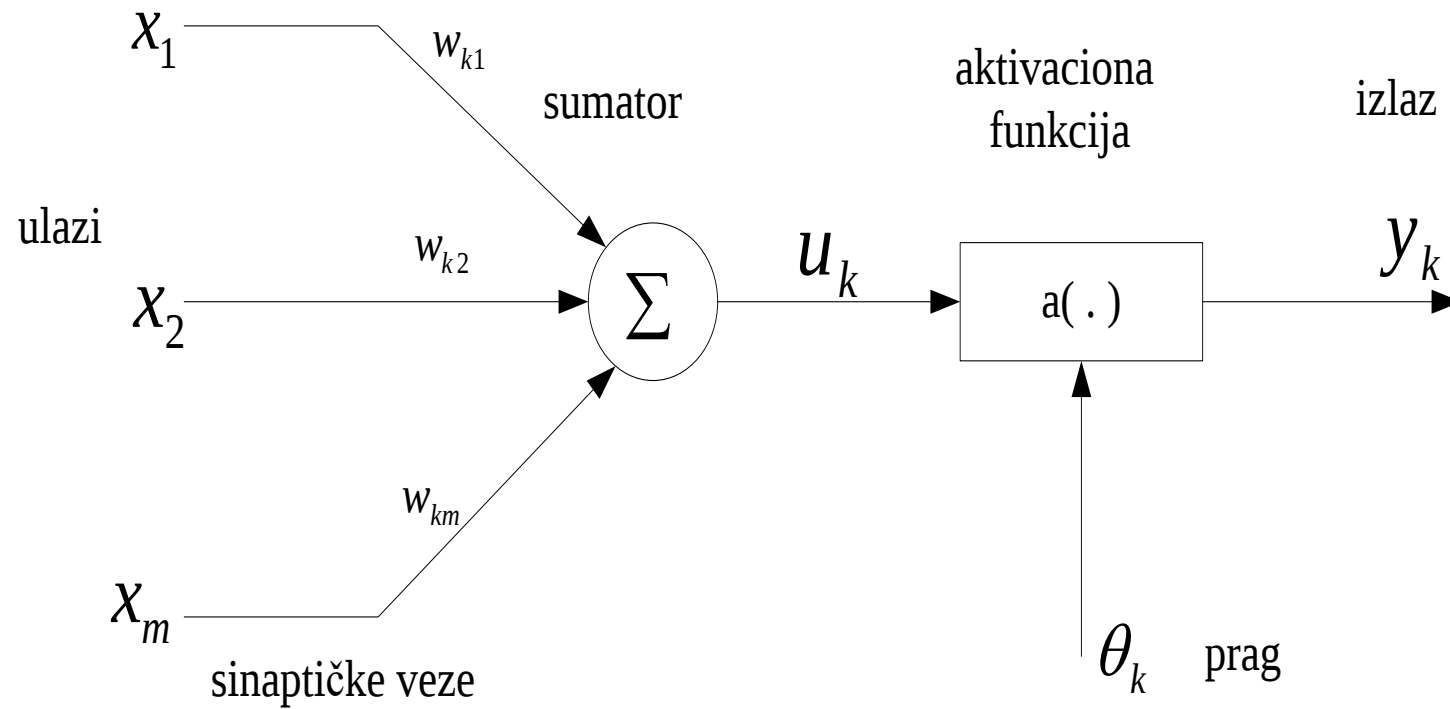
- **Šta su neuronske mreže?**
- Procedura kojom se obavlja obučavanje je algoritam obučavanja.
- Kroz ovu se proceduru se na algoritamski (sistematičan) način menjaju sinaptičke težine u cilju dostizanja željenih performansi mreže.
- Osnovnu računarsku snagu neuronskih mreža čini:
 - masivni paralelizam,
 - sposobnost obučavanja i
 - generalizacija.

- **Osnovna svojstva neuronskih mreža.**
- Nelinearnost, koja je u osnovi distribuirana.
- Ulazno-izlazno preslikavanje, koje se restauriše kroz proces obučavanja.
- Adaptivnost, tj. sposobnost menjanja jačine sinaptičkih veza.
- Evidencionalni odziv.
 - Neuronska mreža kao izlaz može da produkuje i stepen uverenja o datoj odluci.
- Kontekstualna informacija.
 - Svaki neuron u neuronskoj mreži je pod uticajem globalne aktivnosti ostalih neurona.
 - Stoga je kontekstualna informacija prirodno imanentna ovim strukturama.
- Otpornost na otkaz.

- **Osnovna svojstva neuronskih mreža.**
- Mogućnost realizacije u VLSI (Very Large Scale Integration) tehnologiji.
- Uniformnost analize i sinteze.
 - Neuron je zajednički element za sve tipove neuronskih mreže.
 - Modularne neuronske mreže se mogu formirati integracijom pojedinih celina-modula.
 - Za rešavanje različitih praktičnih problema koriste se iste teorijske postavke i algoritmi obučavanja.
- Neurobiološke analogije.
 - Neurobiolozi gledaju na neuronske mreže kao istraživački alat za interpretaciju neurobioloških fenomena.
 - Obrnuto, inženjeri gledaju na neurobiologiju kao oblast iz koje mogu da izvlače nove ideje za rešavanje kompleksnijih problema od onih koji se mogu rešiti klasičnim hardversko-softverskim tehnikama.

- **Osnovni elementi.**
- Model neurona čine tri bazična elementa:
 - skup sinaptičkih težina – pozitivne težine odgovaraju ekscitirajućim sinaptičkim vezama, a negativne inhibitornim,
 - sumator (linearni kombajner) – formira težinsku sumu ulaza,
 - aktivaciona funkcija – limitira amplitudu izlaznog signala neurona (tipično se uzima normalizacija izlaza na interval $[0,1]$ ili $[-1,1]$).

- Osnovni elementi.

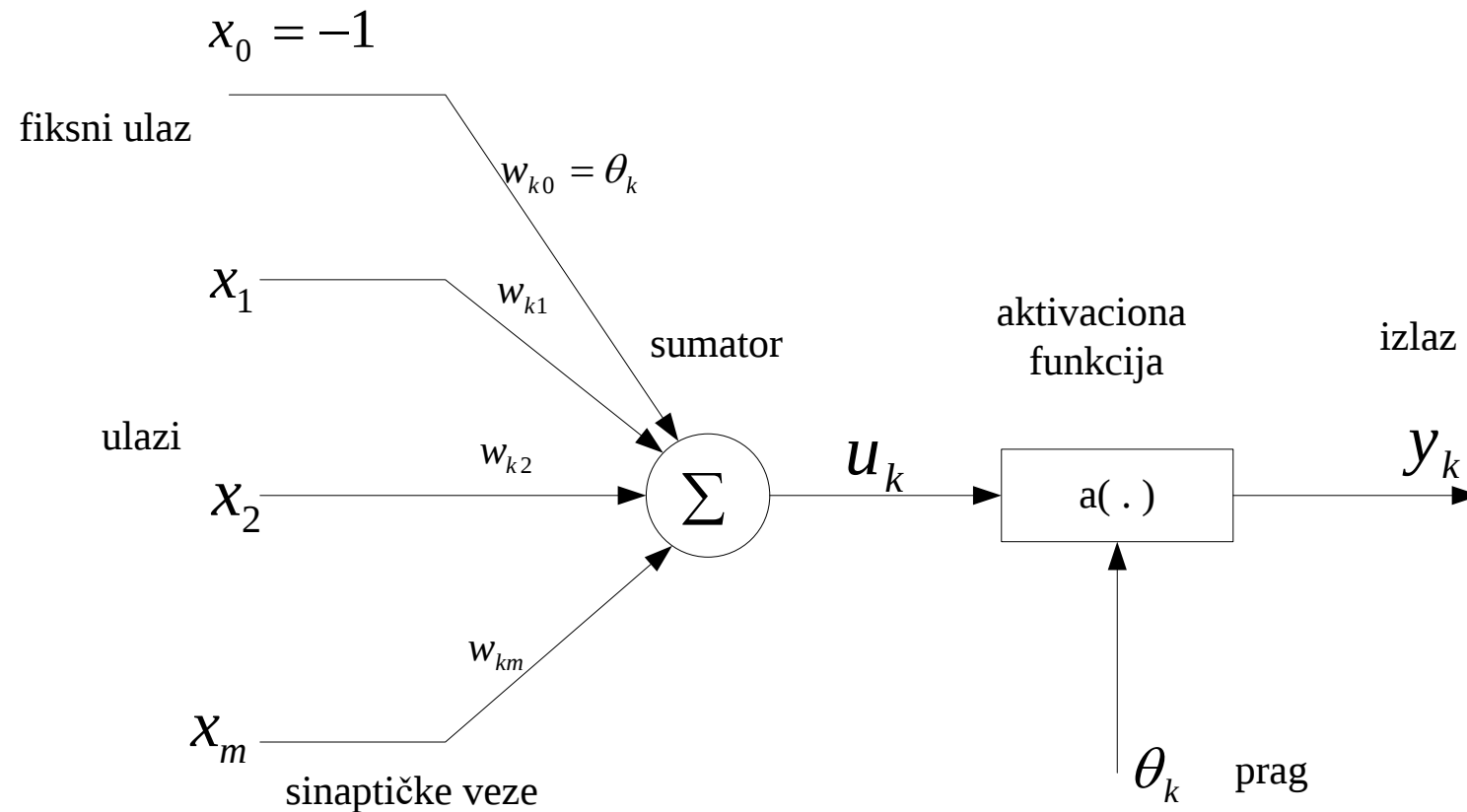


- **Jednačine modela.**

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

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

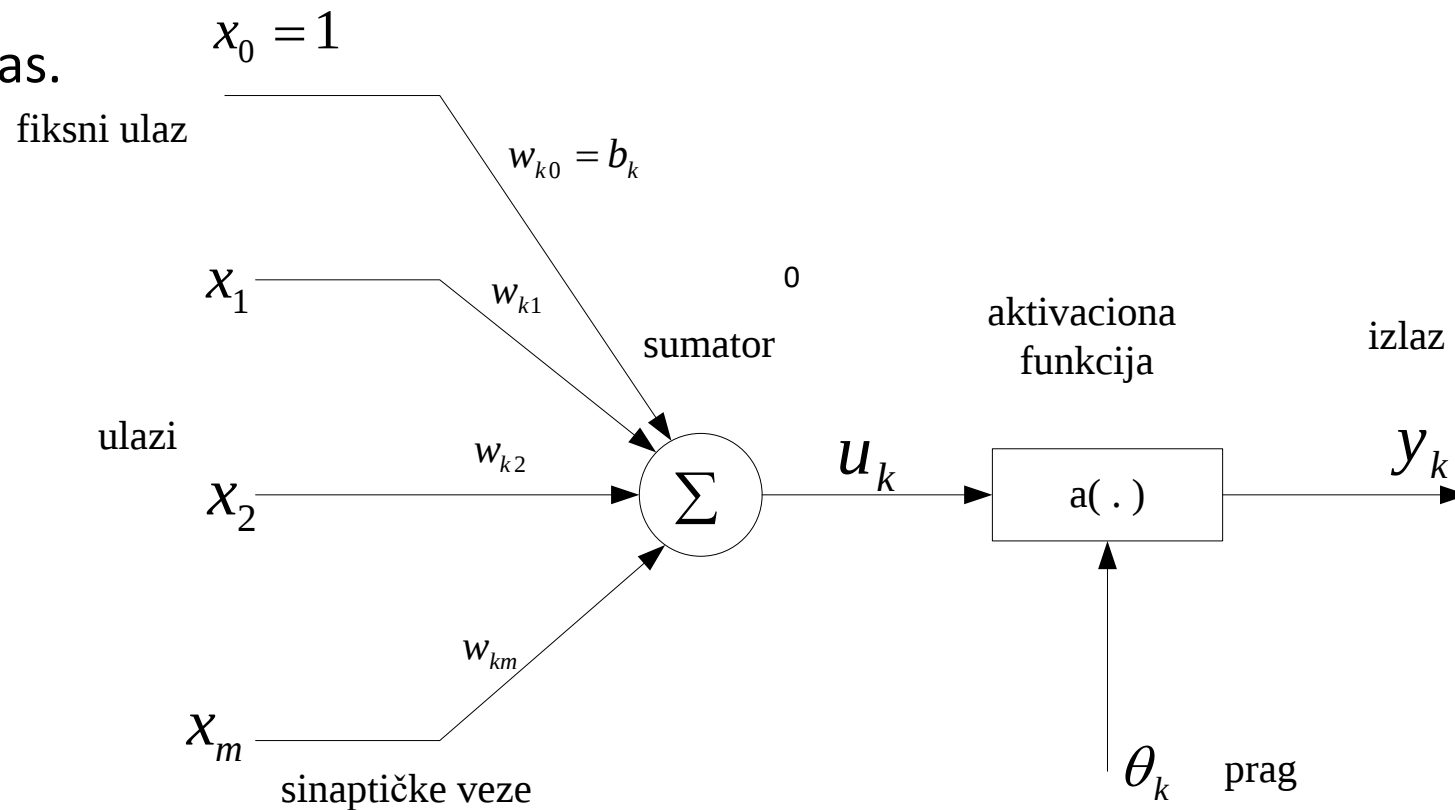
- Nelinearni model neurona sa proširenim ulazom i prenosom praga u sinaptičku težinu.



- Nelinearni model neurona sa proširenim ulazom i bajasom u obliku sinaptičke težine.

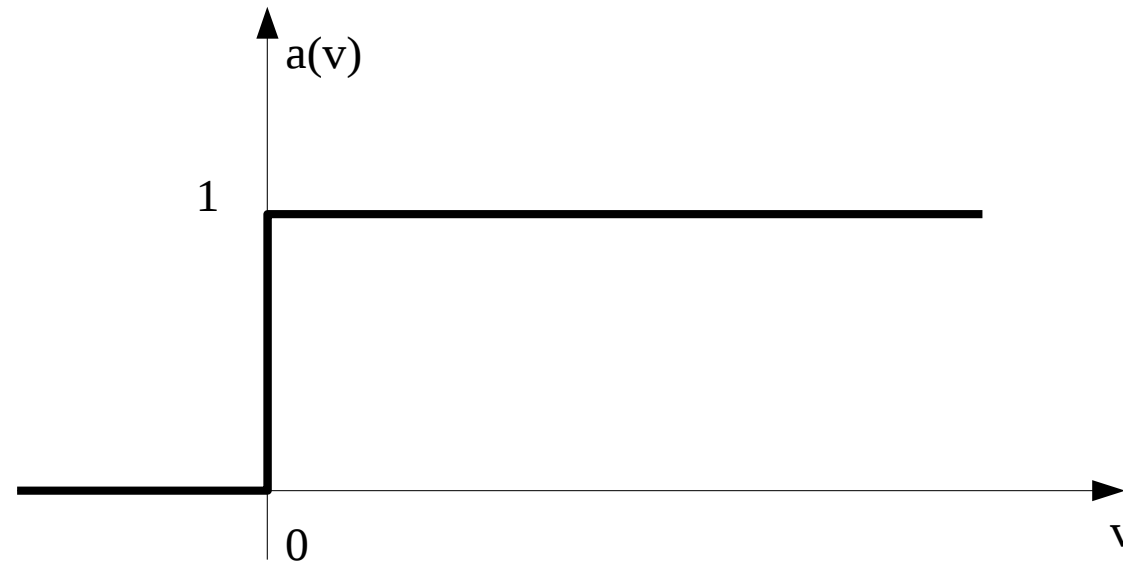
- $x_0=1$

- $w_{k0}=b_k$ je bajas.



- **Funkcija praga.**

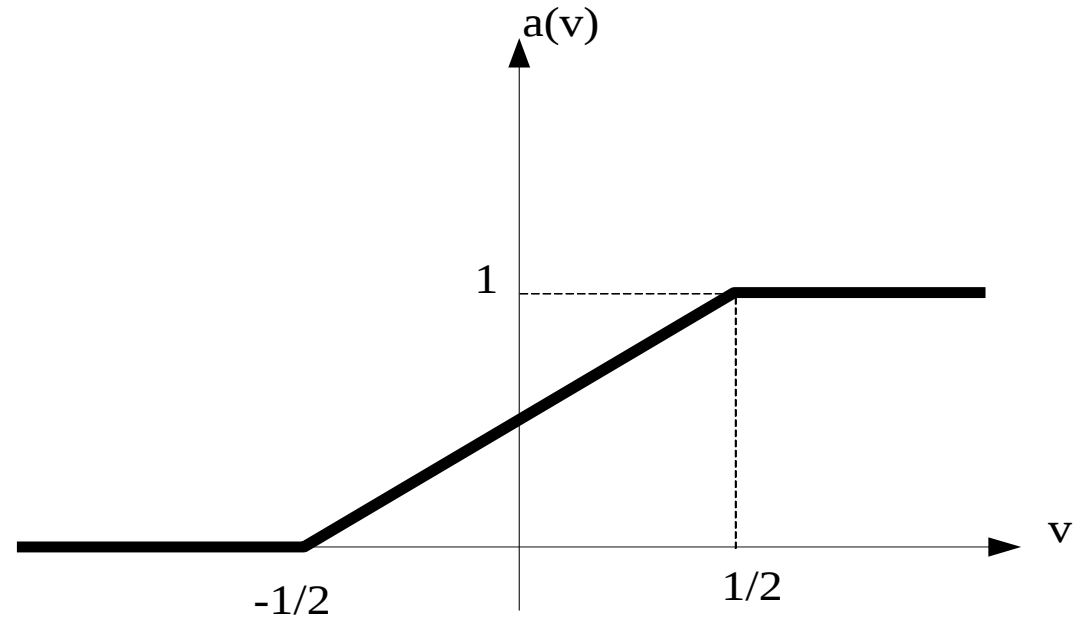
$$a(v) = \begin{cases} 1, & v \geq 0 \\ 0, & v < 0 \end{cases}$$



- Neuron sa ovom aktivacionom funkcijom je poznat kao Mek Kuloč – Pitasov model neurona (1943).

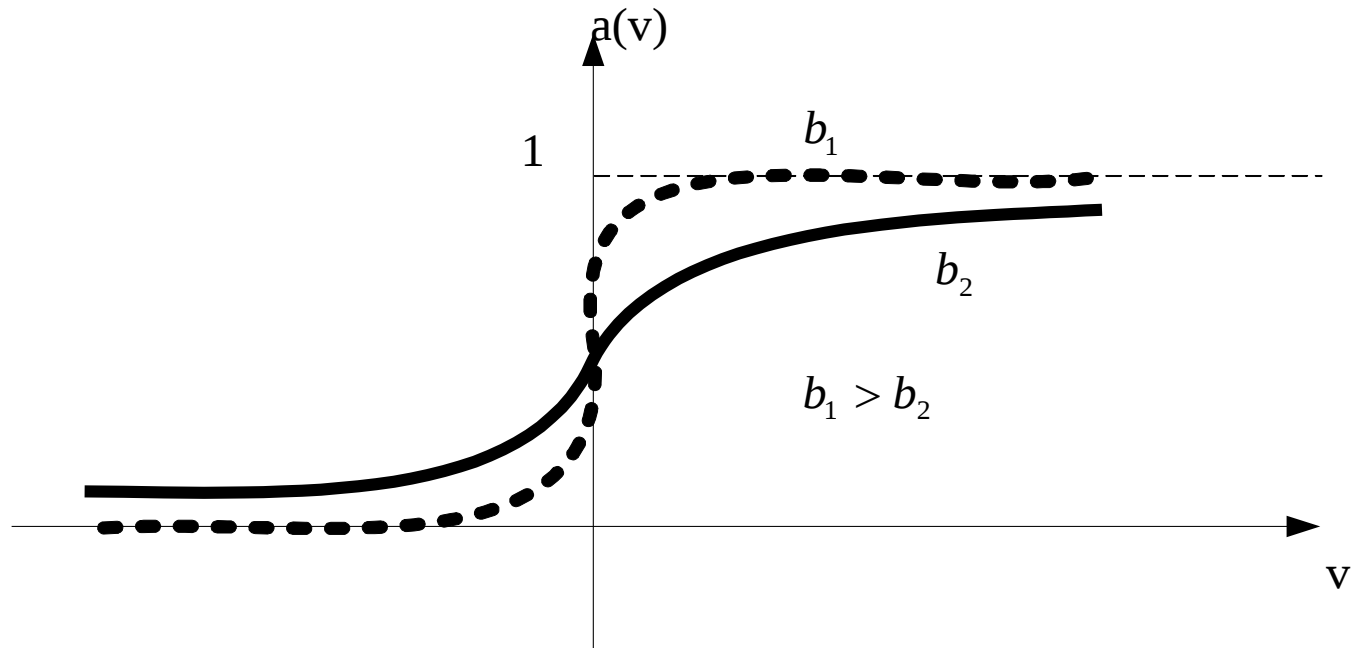
- U delovima linearna.

$$a(v) = \begin{cases} 1, & v \geq 1/2 \\ 1/2 + v, & -1/2 < v < 1/2 \\ 0, & v \leq -1/2 \end{cases}$$



- **Sigmoidna** (logistička).

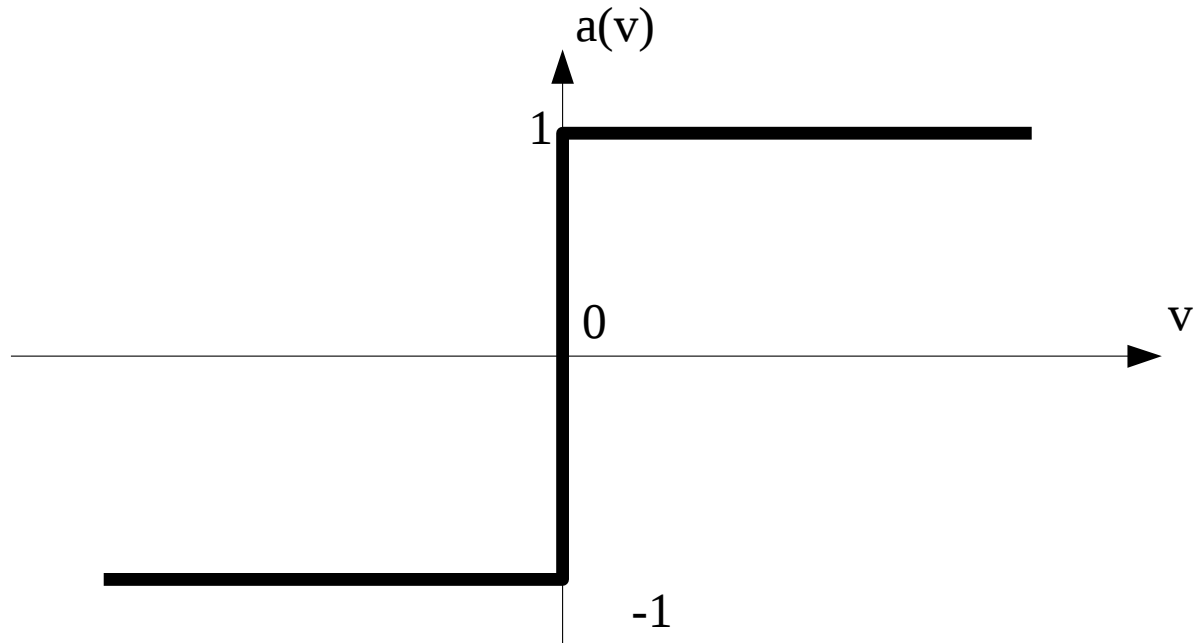
$$a(v) = \frac{1}{1 + \exp(-bv)}$$



- Parametar b je parametar nagiba.

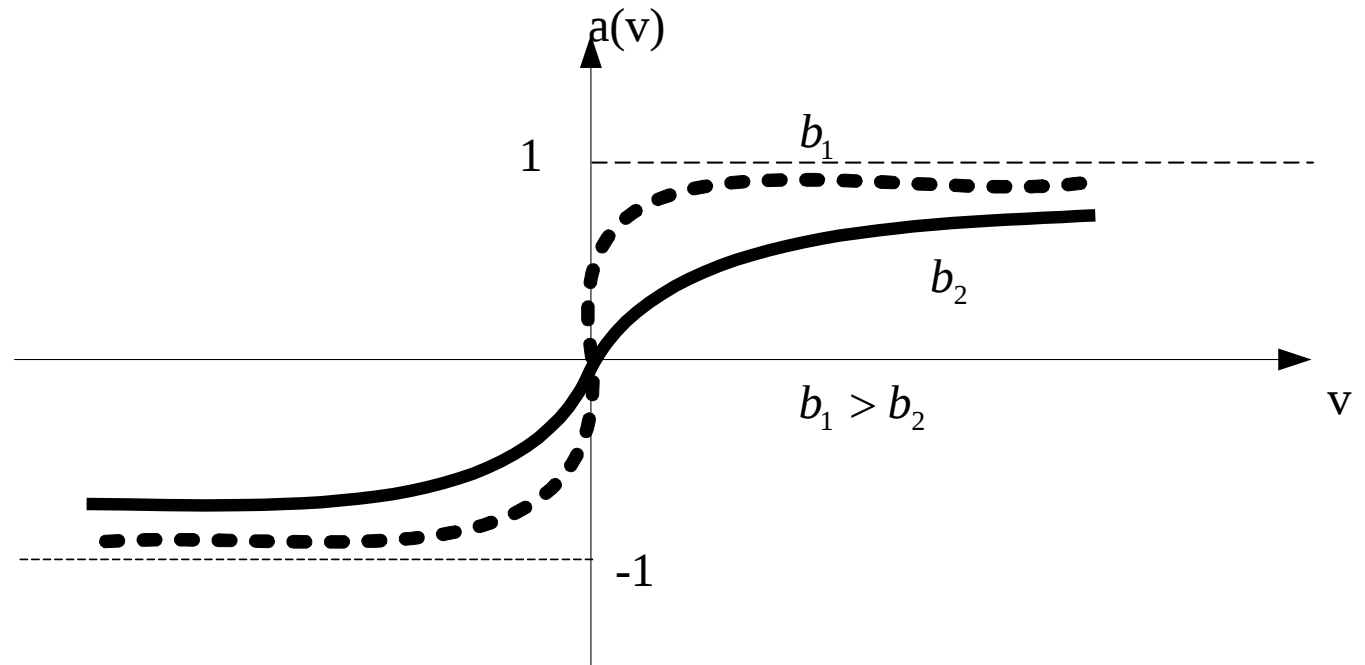
- Bipolarna aktivaciona funkcija tipa znaka ($\text{sgn}(v)$).

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

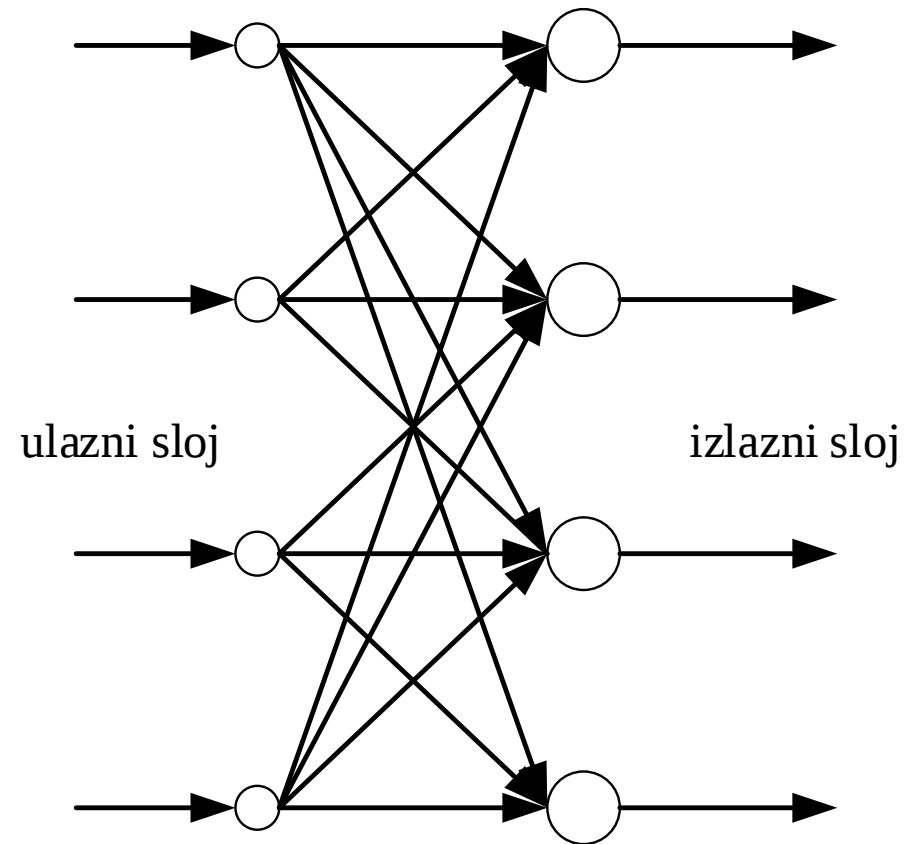


- **Bipolarna aktivaciona funkcija tipa tangensa hiperboličnog** (sigmoidalna aktivaciona funkcija).

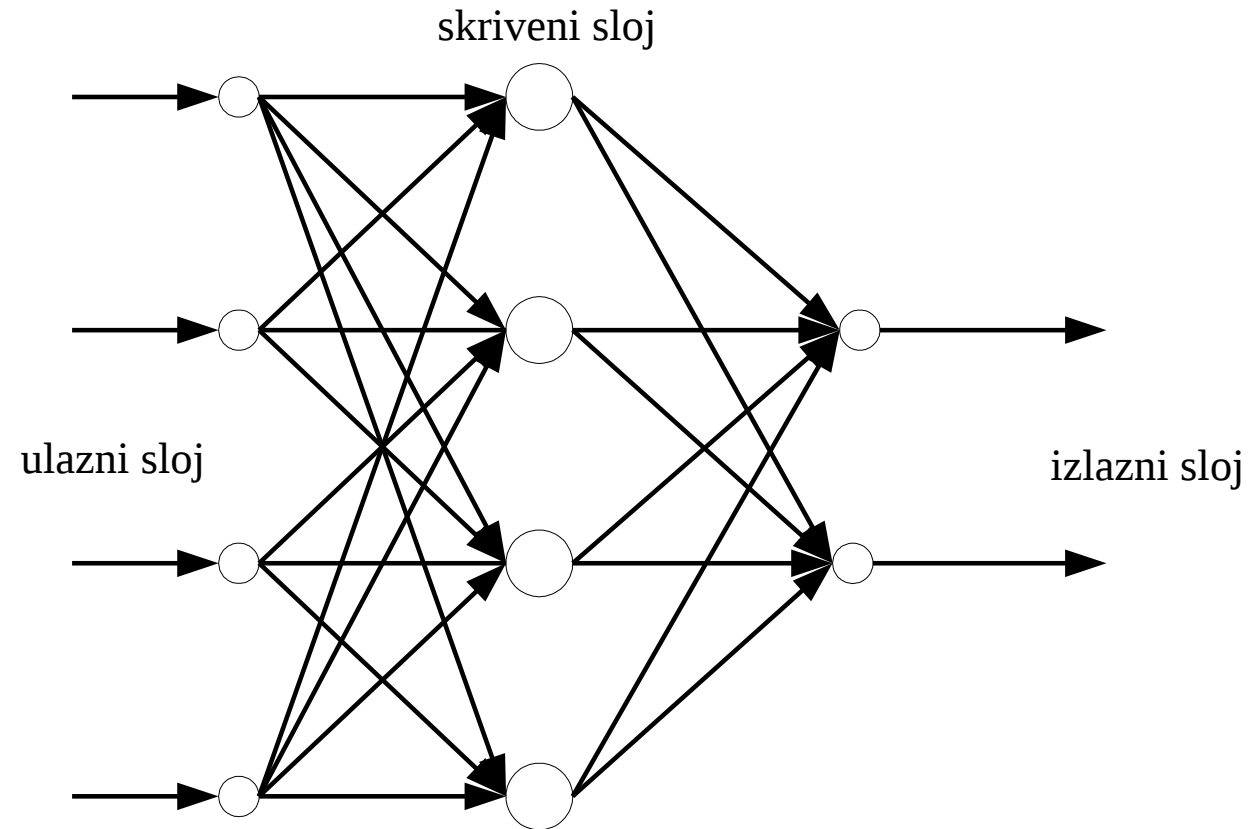
$$a(v) = \tanh\left(\frac{v}{2}\right) = \frac{1 - \exp(-v)}{1 + \exp(-v)}$$



- **Jednoslojni perceptron sa prostiranjem signala unapred.**

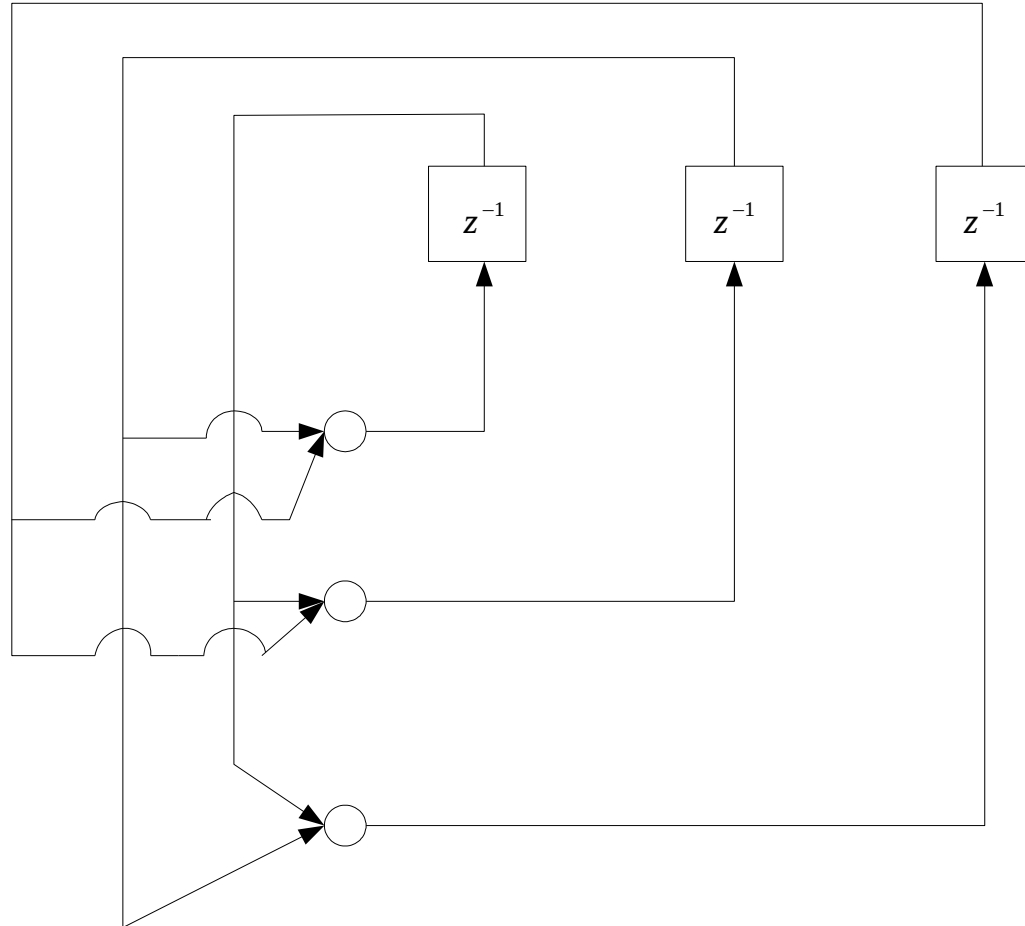


- **Višeslojna neuronska mreža sa prostiranjem signala unapred.**

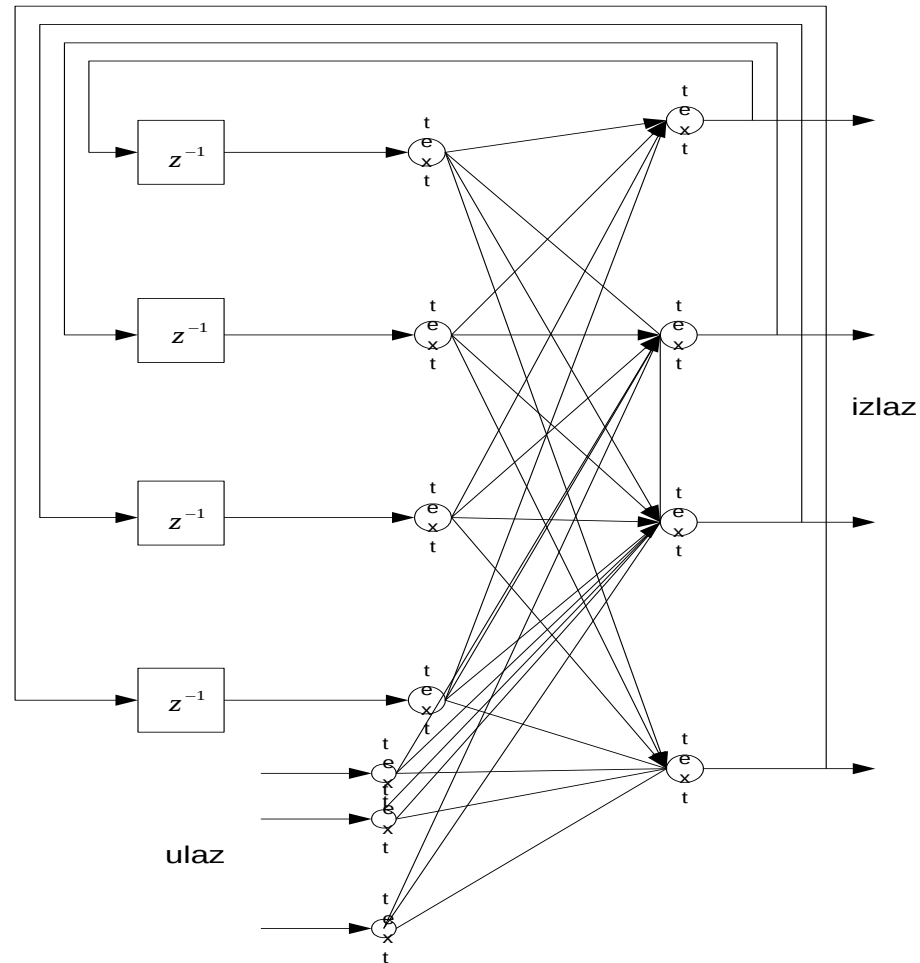


- **Rekurentne neuronske mreže.**
- Za razliku od višeslojnih neuronskih mreža, rekurentne neuronske mreže poseduju zatvorene petlje povratnih sprega.
- Operator z^{-1} ima značenje jediničnog vremenskog kašnjenja.

- **Rekurentna neuronska mreža bez skrivenih slojeva.**



- **Rekurentna neuronska mreža sa skrivenim slojem.**



Prezentacija znanja u neuronskim mrežama

- **Znanje o okruženju je dvojako.**
- Poznata znanja o okruženju, izražena kroz činjenice o tome šta je poznato – apriorno znanje.
- Observacije (merenja) – dobijena od različitih senzora kao odraz stanja okruženja.
 - Na osnovu ovih observacija se kreiraju obučavajući skupovi za obučavanje neuronskih mreža.
 - Svaki primer u njemu se sastoji od parova (ulaz, izlaz).
- Obučavajući skupovi predstavljaju znanje o okruženju od interesa.

Prezentacija znanja u neuronskim mrežama

- **Da li se nešto može reći o prezentaciji znanja unutar neuronske mreže?**
- U klasičnom procesiranju, prirodno je prvo kreirati matematički model observacija, izvršiti validaciju ovog modela na realnim podacima.
- Neuronske mreže su direktno bazirane na podacima i daju implicitni model okruženja uz istovremeno obavljanje željenog procesiranja.
- Znanje o okruženju u neuronskim mrežama je kodovano kroz konkretne vrednosti slobodnih parametara dobijenih kroz obučavanje.
- Teško je bilo šta konkretno reći o reprezentaciji samog znanja unutar neuronske mreže.

Prezentacija znanja u neuronskim mrežama

- **Pravila o reprezentaciji znanja u neuronskim mrežama, koji su opšte prirode.**
- Pravilo 1. Slični ulazi sličnih klasa prouzrokuju sličnu unutrašnju reprezentaciju.
- Pravilo 2. Primeri koji pripadaju različitim klasama treba da budu predstavljeni različitim unutrašnjim reprezentacijama.
- Pravilo 3. Apriorne informacije se ugradjuju direktno u neuronsku mrežu bez procesa obučavanja (specijalizacija strukture). Ovo se postiže:
 - restrikcijom arhitekture (lokalne konekcije) ili
 - restrikcijom izbora sinaptičkih težina (engl. *weight shearing* – metoda zajedničkih sinaptičkih težina).

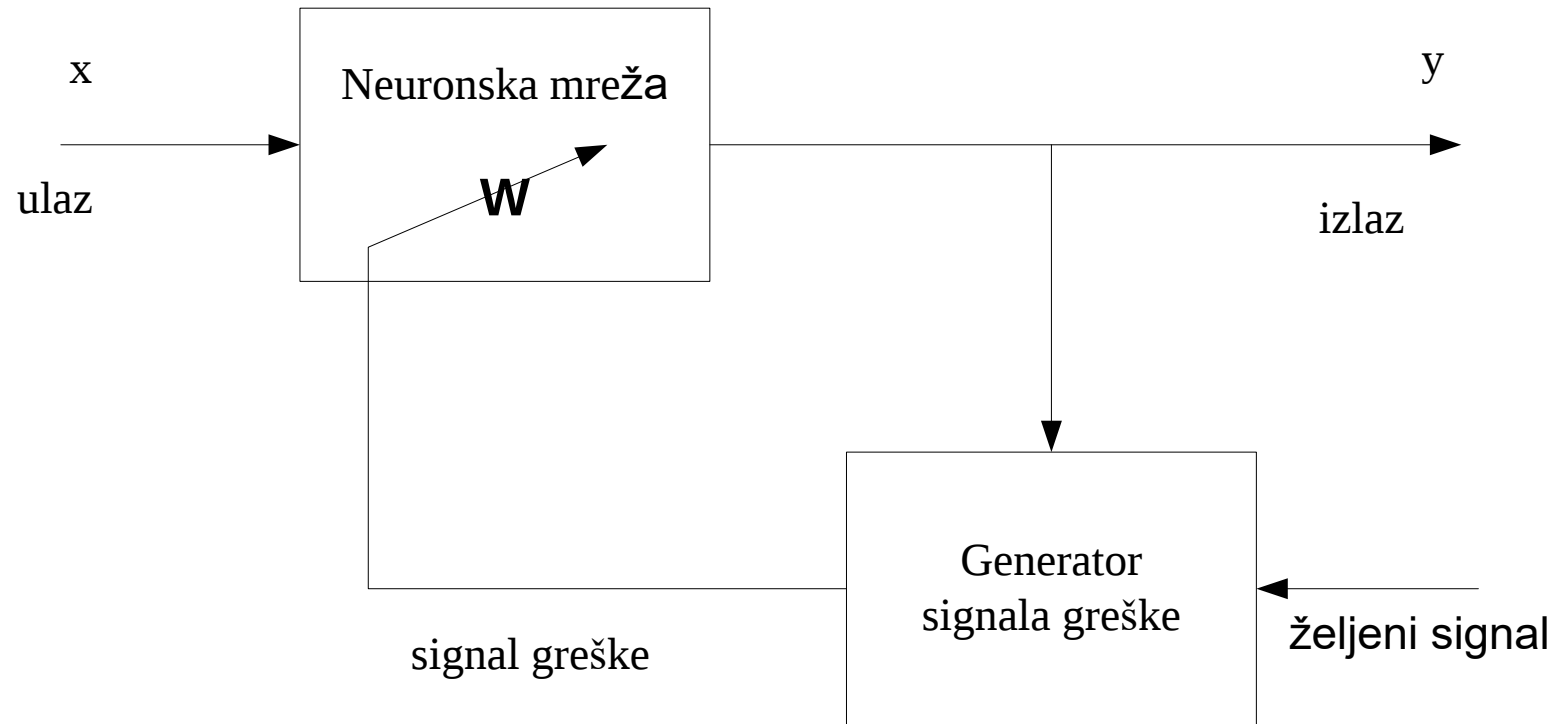
Prezentacija znanja u neuronskim mrežama

- **Specijalizacija strukture.**
- Specijalizacijom strukture se postiže:
 - manji broj slobodnih parametara,
 - manji potrebni obučavajući skupovi,
 - brže obučavanje,
 - bolja generalizacija,
 - ubrzan je prenos signala kroz restriktovanu neuronsku mrežu,
 - cena realizacije je manja.

- **Tri kategorije.**
- Obučavanje je proces adaptiranja slobodnih parametara neuronske mreže, koji se obavlja kroz stimulaciju okruženja u kome se neuronska mreža nalazi.
- Proces obučavanja je klasifikovan u tri kategorije:
 - obučavanje sa učiteljem, odnosno nadzorom (engl. *supervised learning*),
 - obučavanje sa podsticanjem (engl. *reinforcement learning*),
 - samoobučavanje, odnosno obučavanje bez učitelja (engl. *unsupervised learning*).

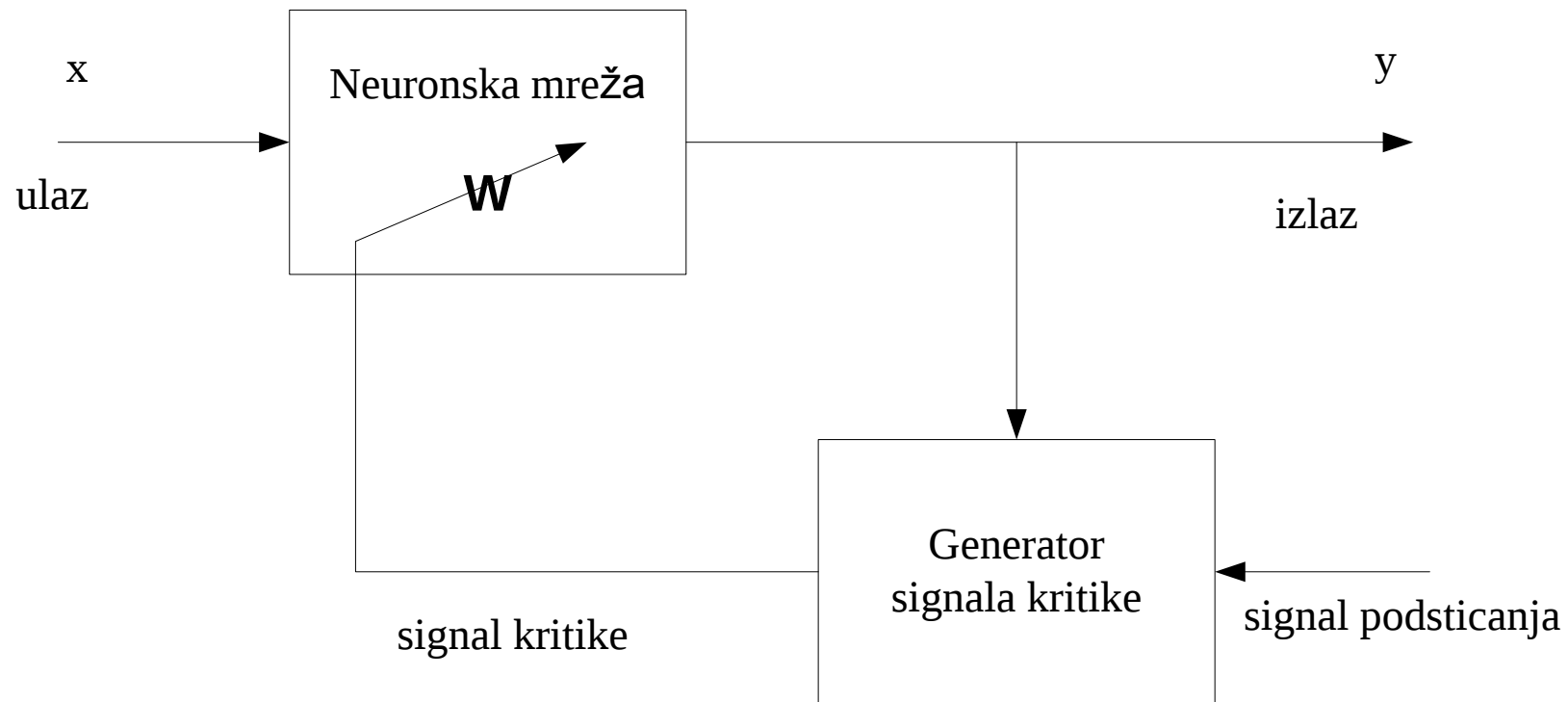
Obučavanje neuronskih mreža

- Obučavanje sa učiteljem.

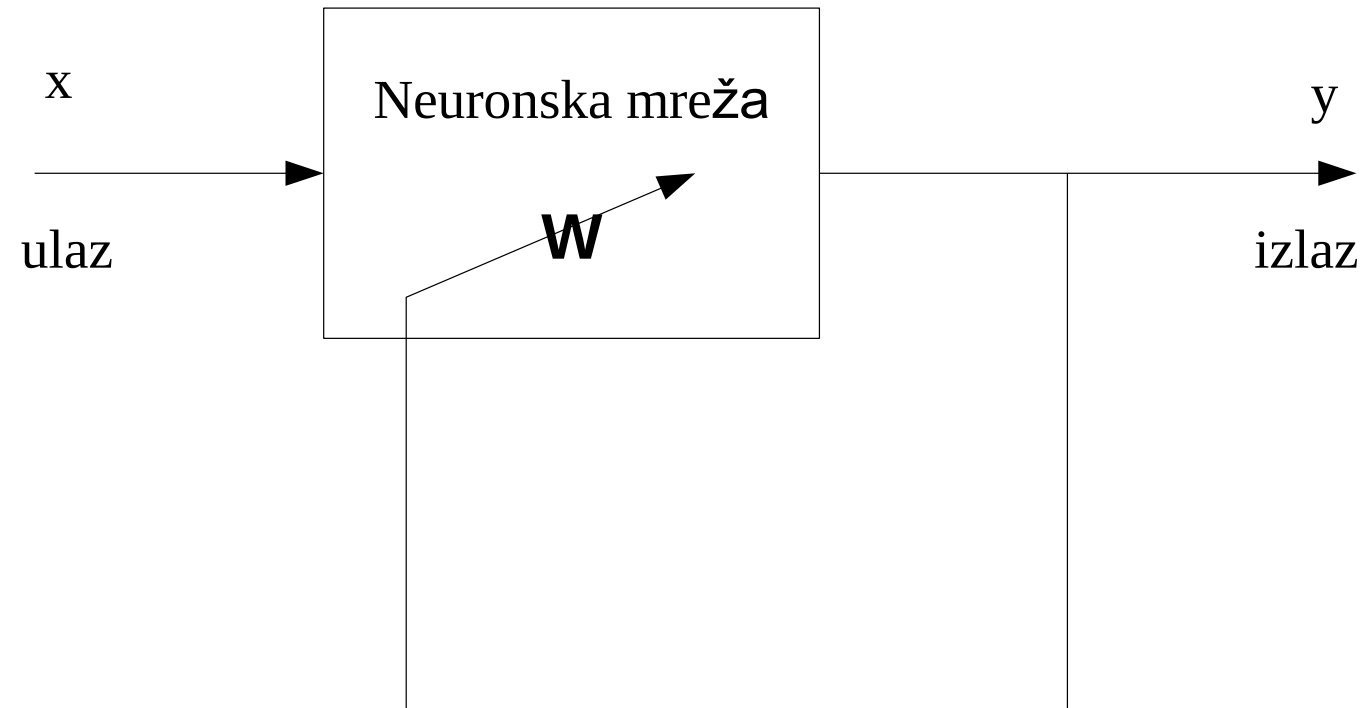


Obučavanje neuronskih mreža

- Obučavanje sa podsticajem.

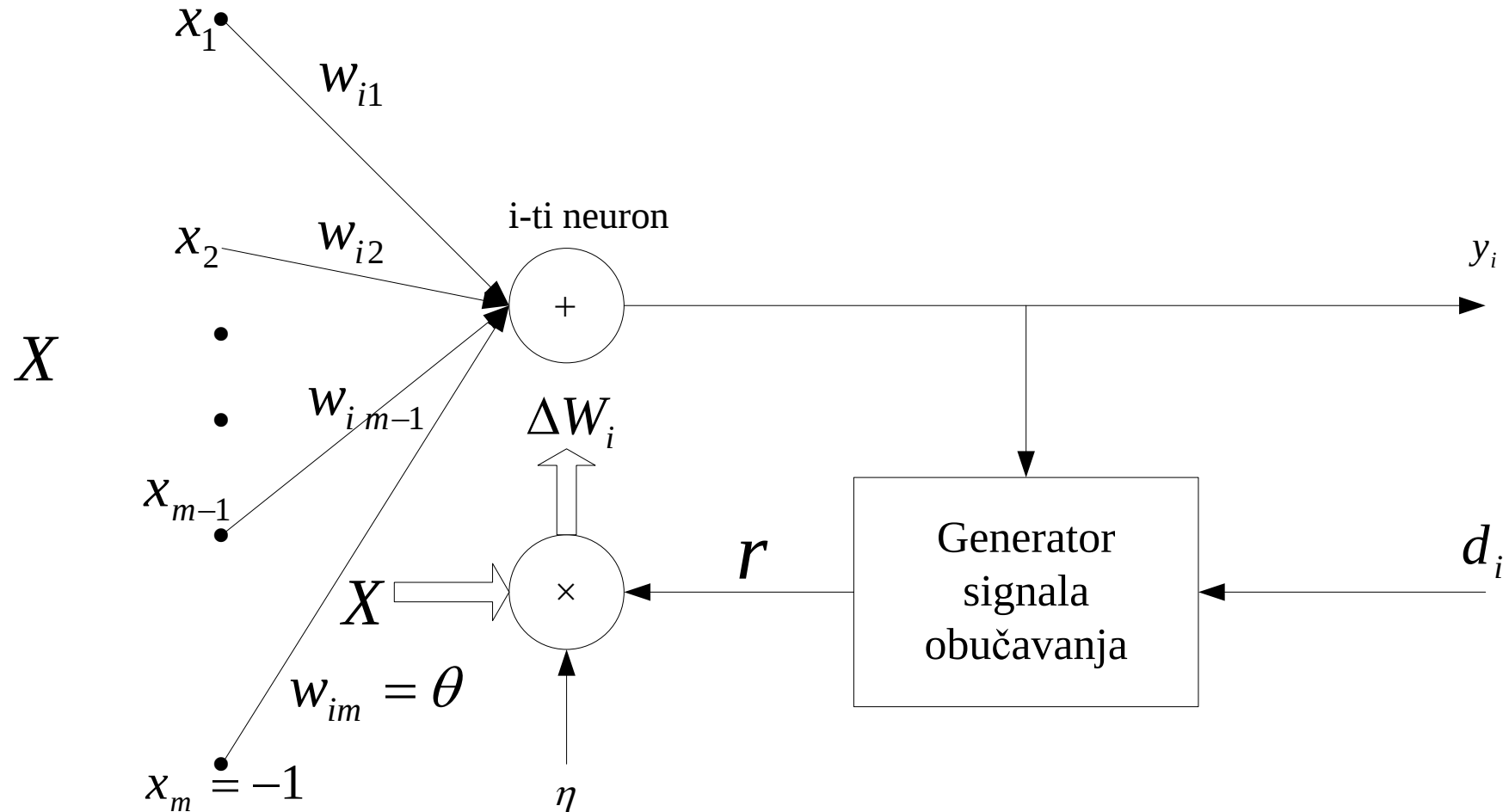


- Samoobučavanje.



- **Šta je gde dostupno?**
- Kod obučavanja sa učiteljem prisutan je obučavajući skup u formi parova {ulaz, željeni izlaz}.
- Kod obučavanja sa podsticanjem, neuronska mreža dobija rudimentirane informacije o tome kakav izlaz produkuje, najčešće samo u formi jednog bita informacije tipa {dobar, loš}.
 - Analogno obučavanju sa učiteljem, ova forma obučavanja se može tretirati na isti način s tim što umesto učitelja, koji egzaktno ukazuje kakav odziv neuronske mreže treba da bude, u ovom slučaju imamo „kritičara” koji daje grublju ocenu odziva neuronske mreže.
- Samoobučavanje je karakterisano odsustvom bilo kakve povratne sprege od okruženja.

- Opšta forma pravila obučavanja.



- **Opšta forma pravila obučavanja.**
- $w_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im})^T$, $i = 1, 2, \dots, n$ je vektor sinaptičkih težina i -tog neurona.

$$\Delta w_i(t) = \eta r x(t)$$

- gde je η koeficijent obučavanja (pozitivna konstanta) a r signal obučavanja, u opštem slučaju funkcija oblika:

$$r = f_r(w_i, x, d_i)$$

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \eta f_r(w_i(t), x(t), d_i(t)) x(t) ,$$

- Na osnovu opšte jednačine (poslednje na str. 39), generisani su mnogi zakoni obučavanja, dominantno variranjem načina generisanja signala obučavanja r .

- **Hebovo učenje.**
- Hebov princip učenja je jedan od najstarijih i najpoznatijih. Zasniva se na Hebovom postulatu:
 - Kada je akson neurona A dovoljno blizu neurona B, tako da ga može eksitovati, i ako se to ponavlja dovoljno često, dešavaju se takve promene i metabolički procesi u obe ćelije da je efikasnost uticaja neurona A na neuron B povećana.

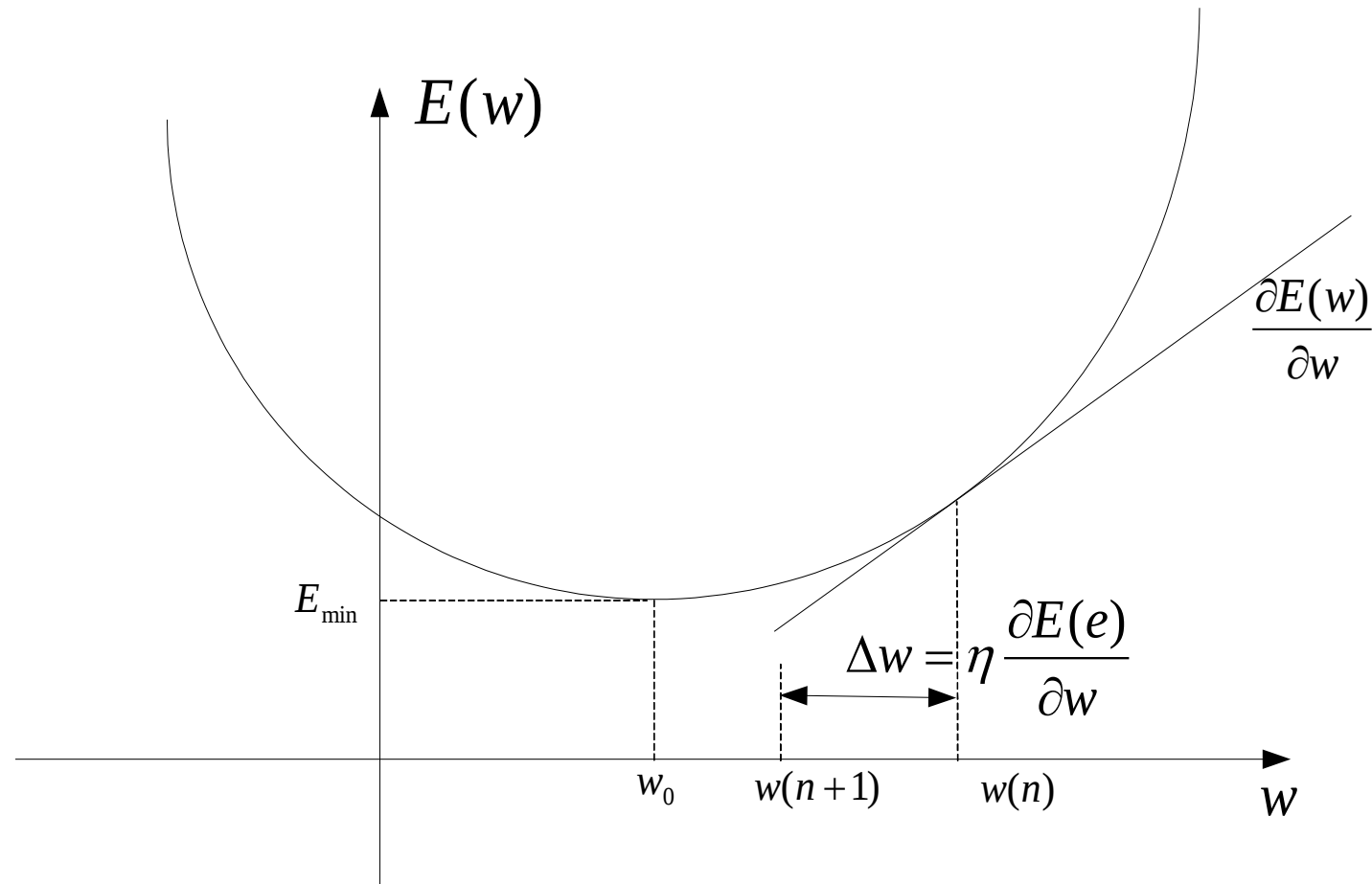
$$r = y_i, \Rightarrow \Delta w_i = \eta y_i x.$$

- Hebovo učenje je u osnovi samoobučavajuće, budući da nije prisutan signal željenog izlaza.
- U skalarnoj formi, ima oblik:

$$\Delta w_{ij} = \eta y_i x_j, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad j = 1, 2, \dots, m$$

- Ako je ulazno-izlazni korelacioni član $y_i x_j$ pozitivan, w_i se povećava, usled čega se povećava izlaz.
- Ulaz koji se najčešće pojavljuje, imaće najveći uticaj na promenu težina, i na kraju će proizvoditi najveći izlaz, što i jeste ideja Hebovog postulata.

- Ilustracija Vidrov-Hofovog pravila obučavanja za jedan koeficijent sinaptičkih težina w .



- Beleške pripremljene prema knjizi – Milan Milosavljević (2015): „Veštačka inteligencija“. Univerzitet Singidunum, Beograd.

Pitanja su dobrodošla.