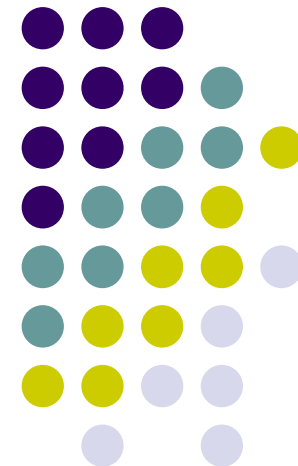


Lekcija 13: *Neuronski sistemi upravljanja*

Prof.dr.sc. Jasmin Velagić
Elektrotehnički fakultet Sarajevo

Kolegij: Mehatronika

2012/2013



13. Neuronske mreže

- Veliki interes za razvoj neuronskih mreža leži u činjenici da one nastoje ***oponašati glavne funkcije rada ljudskog mozga***, koje pružaju nevjerojatno velike mogućnosti u rješavanju složenih problema.
- **Učenje** i **pohrana znanja** (memorija) su dva glavna atributa bioloških neuronskih procesa.
- **Umjetne neuronske mreže** (*engl. artificial neural networks*) imaju masivnu paralelnu i distribuiranu strukturu sastavljenu od mnoštva jednostavnih procesnih elemenata (neurona) sa nelinearnim aktivacijskim funkcijama.
- Zbog toga se neuronske mreže nazivaju i ***paralelni distribuirani procesni sistemi***.



Neuronske mreže

- Glavna svrha neuronske mreže jest modeliranje osnovnih organizacijskih principa funkcioniranja centralnog nervnog sistema.
- Neuron predstavljaju osnovnu ćeliju centralnog nervnog sistema koja obrađuje i povezuje informacije iz različitih dijelova tijela.
- Neuron imaju važnu ulogu u ljudskoj obradi osjetilima dobivenih informacija, kretanju, upravljanju i kognitivnim sposobnostima (razmišljanje, učenje, adaptacija, percepcija, itd.).
- Može se slobodno reći da su ljudsko ponašanje i njegove aktivnosti direktna posljedica djelovanja neurona.



Neuronske mreže

- Prvi rad iz područja neuronskih mreža objavili su McCulloch i Pitts [McCulloch & Pitts, 1943] 1943 godine dajući prikaz apstraktnog modela jednostavnog biološkog neurona.
- Ovaj neuron je imao konačan broj ulaza i jedan izlaz. Ulazi su karakterizirani **pobuđujućim** (+1) i **umirujućim** (-1) stanjima, neuron ima **unutarnji prag osjetljivosti** i **prijenosnu (aktivacijsku) funkciju** koja je binarna.
- Bilo je jasno da je sa mnoštvom ovakavih neurona moguće modelirati ljudski mozak.
- Premda je njihov model bio prejednostavan da oponaša ljudske sposobnosti, on je bio inspiracija i poticaj drugima da koriste neuronsku mrežu logičkih elemenata za gradnju nečega što se danas naziva digitalni računar.



Neuronske mreže

- Sistemi upravljanja u kojima ulogu regulatora obavljaju neuronske mreže nazivaju se **sistemi upravljanja temeljeni na učenju**, ili kraće **sistemi upravljanja s učenjem** (engl. Learning Control Systems).
- Opće svojstvo upravljačkih neuronskih struktura je **neovisnost o modelu kojim se upravlja** (engl. model-free control), kao i kod neizrazitih sistema.
- U ovom slučaju, sistem upravljanja može **promijeniti tip upotrebljenog regulatora** ili **njegove parametre nakon faze učenja** kada postojeći regulator ne obavlja zadovoljavajuće određene radnje.
- Ovo ima posebnu važnost i primjenu kod sistema čije **karakteristike procesa nisu unaprijed poznate** ili kada se **djelovanje okoline mijenja tijekom rada** (nepoznato djelovanje okoline).



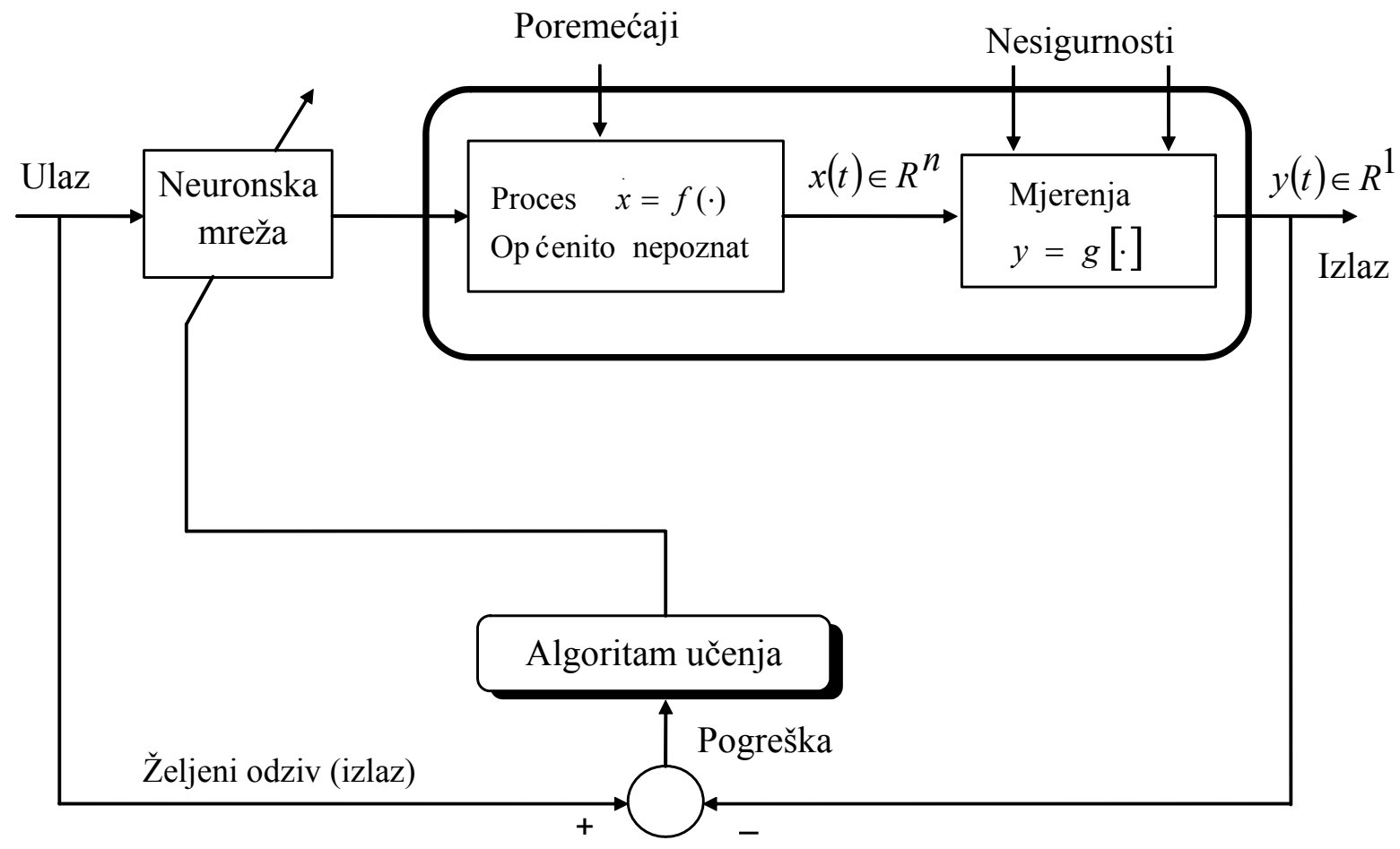
Neuronske mreže

- S druge strane, sistem temeljen na učenju određuje vrijednosti parametara neuro regulatora s ciljem **postizanja optimalnih performansi za zadane radne uvjete.**
- Neuronski upravljački mehanizmi su također korisni u upravljanju složenim sistemima i izvršavanju zadataka u nestrukturiranoj okolini.
- **Sistemi s učenjem imaju sposobnost poboljšavanja vlastitih performansi tokom budućeg rada na osnovu informacija koje su se dogodile u prošlosti.**
- Struktura neuronskog sistema učenja prikazana je na sljedećem slajdu.



Neuronske mreže

Model neuronskog učenja i upravljanja



Neuronske mreže

- Neuronski algoritmi učenja temelje se na **podešavanju sinaptičkih težina u skladu s odgovarajućim kriterijem**.
- Postoje općenito dva kriterija, prvi temeljen na **minimizaciji pogreške nastale zbog odstupanja stvarnog izlaza u odnosu na onaj koji se želi postići**, a drugi **u odnosu na izlaz sistema upravljanja**.
- U prvu grupu algoritama učenja spada metoda *najmanjih kvadrata* (engl. *least-mean square*, LMS), a u drugu grupu *Hebbian* metoda.
- Postoji mnogo vrsta neuronskih mreža koje se međusobno mogu razlikovati po **modelu neurona od kojih su građene**, po **načinu organizacije neurona unutar neuronske mreže** i **primijenjenom algoritmu učenja**.



Neuronske mreže

- Najopćenitija podjela neuronskih mreža jest na:
 - **Statičke**
 - **Dinamičke**
 - **Neizrazite (Fuzzy)**
 - **Nekonvencionalne**
- Statičke neuronske mreže sadrže skalarne težinske koeficijente povezane samo u **unaprijednoj vezi**, odnosno vezi gdje **nema elemenata kašnjenja**.
- Zbog toga se ove mreže nazivaju i **unaprijedne** (*engl. feedforward*).
- Kod takvih mreža, budući da nemaju dinamičke memorije, odziv (izlaz) mreže ovisi samo od **trenutnih ulaza i skalarnih težinskih koeficijenata**.
- Zbog nepostojanja povratnih veza ove mreže su inherentno stabilne.



Neuronske mreže

- Za razliku od statičkih, **dinamičke neuronske mreže u svojoj strukturi sadrže povratne veze**, odnosno, u povratnim vezama se nalaze skalarne težine zajedno s elementima kašnjenja (memorijski elementi).
- Izlaz dinamičkih mreža ovisi i od **prošlih izlaza**, a ne samo od trenutnih što je slučaj sa statičkim mrežama. Iz kratkog opisa statičkih i dinamičkih mreža jasno je da se one razlikuju po modelu gradivnih neurona i načinu prostiranja signala kroz mrežu.
- **Neizrazite neuronske mreže** su mreže u kojima je ugrađena neizrazita logika.
- Neizrazite neuronske mreže mogu biti statičke i dinamičke. Razlog njihovog izdvajanja iz statičkih, odnosno dinamičkih mreža jest nagli trend istraživanja integracije neizrazite logike i neuronskih mreža.



Neuronske mreže

- Glavnu novost koju unosi neizrazita logika je **mehanizam zaključivanja** što zajedno sa karakteristikama neuronskih mreža, kao što su učenje, adaptacija, paralelizam, tolerancija pogreške, daje dodatna poboljšanja.
- Ova poboljšanja omogućuju rješavanja problema složenosti, promjenjivosti i nelinearnosti sustava upravljanja.
- **Nekonvencionalne neuronske mreže** temelje se na konceptu fenomena histereze (*engl. hysteresis phenomen*) i na principu rada maloga mozga (*engl. Cerebellar Model Articulation Controller-CMAC*).
- CMAC mreže aproksimiraju nelinearnu funkciju uz pomoć kodiranja.



Neuronske mreže

- Moguća je i druga podjela neuronskih mreža po načinu prostiranja sinaptičkih veza:
 - **samo unaprijedno** (statičke neuronske mreže),
 - **samo lateralno** (Aditivne, Hopfieldove i shuntirajuće neuronske mreže),
 - **topološki određeno** (LVQ mreže),
 - **unaprijedno/povratno** (BAM i ART mreže)
 - **mješovito** (cellularne, mreže sa elemtima kašnjenja (time delay) i counterpropagation) prostiranje sinaptičkih veza.



Neuronske mreže

Glavne značajke neuronskih mreža

- Neuronske mreže u svojoj strukturi imaju veliki broj neurona povezanih preko prilagodljivih skalarnih težina, organiziranih u čvrstoj paralelnoj strukturi. Zbog ovog visokog paralelizma neuspjeh nekoliko neurona ne uzrokuje odgovarajuće djelovanje na performanse sistema u cjelini. Ta karakteristika je poznata kao **tolerancija na kvarove** (*engl. fault-tolerance*).
- Glavna snaga neuronskih mreža leži u njihovoj sposobnosti **učenja** i **adaptacije** (prilagođavanja). Sposobnost učenja i adaptacije u odnosu na okolinu znači da se neuronski modeli mogu baviti sa nepreciznim podacima i slabo definiranim situacijama.



Neuronske mreže

Glavne značajke neuronskih mreža

- Najvažnija karakteristika neuronskih mreža je njihova sposobnost da **aproksimiraju bilo koju nelinearnu kontinuiranu funkciju do željenog stupnja tačnosti**. Ova sposobnost ima korisno djelovanje kod modela nelinearnih sistema u sintezi nelinearnih regulatora.
- Neuronske mreže mogu imati **više ulaza i više izlaza**, te su jednostavno primjenjive kod multivarijabilnih sistema.
- **Sklopovska realizacija** neuronskih mreža je moguća u VLSI tehnologiji.



Neuronske mreže

Primjena neuronskih mreža

- Neka od područja primjene neuronskih mreža su:
 - **Prepoznavanje uzoraka i klasifikacija.**
 - **Obrada slika.**
 - **Identifikaciju sistema.**
 - **Upravljanje sistemima.**
 - **Obradu signala.**



13.1. Model neurona

Bioški model neurona

- Ljudski mozak se sastoji od 10^{11} neurona, koji su međusobno povezani u složenu mrežu sa otprilike 10^{15} međusobnih veza.
- Ovako gusto povezana mreža neurona osigurava izuzetno veliku računarsku i memorijsku moć ljudskog mozga.
- Sve čovjekove aktivnosti i njegovo ponašanje uvjetovane su procesima koji se zbivaju unutar ove moćne biološke neuronske mreže.
- Biološki neuron, kao osnovna gradivna jedinica neuronske mreže, ima mogućnost **primanja signala izvana** (od drugih neurona i/ili osjetilnih organa), **obrade signala** i **slanja rezultata obrade** prema drugim neuronima i/ili osjetilnim organima.



Model neurona

Biološki model neurona

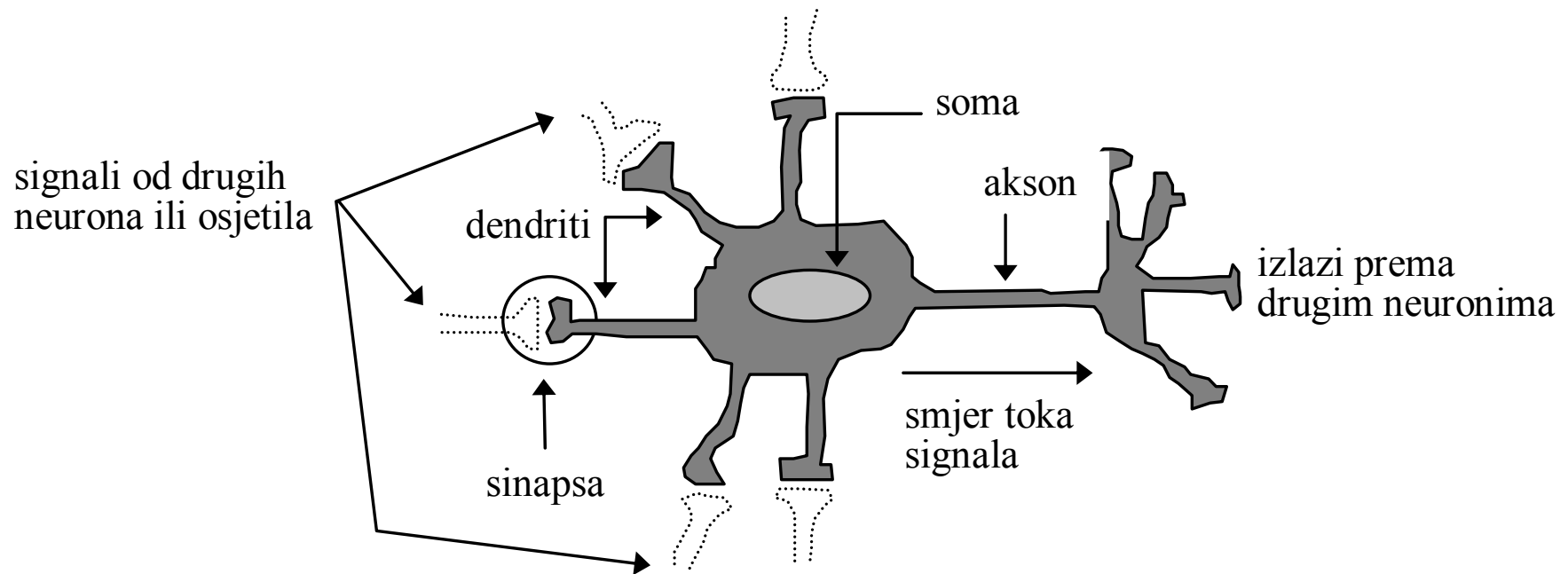
- Sa stajališta obrade informacija (signala), neuron se sastoji od :
 - **dendrita** - područje primanja informacija iz drugih neurona,
 - **tijela stanice** (soma) - skuplja i kombinira informacije koje se primaju iz drugih neurona,
 - **aksona** - predstavlja vlakno (nit) preko koje neuron prenosi informacije ka drugim neuronima.
- Tačka spoja aksona jednog neurona sa dendritama drugih neurona zove se **sinapsa**.
- Akson jednog neurona formira **sinaptičke veze** sa mnoštvo drugih neurona.
- Drugim riječima, neuroni su međusobno povezani sinapsama



Model neurona

Biološki model neurona

- Impulsi, koji se generiraju u tijelu neurona, putuju kroz akson do sinapsi.
- Ovisno o efikasnosti svakoga pojedinačnoga sinaptičkoga prijenosa, signali različita intenziteta dolaze do dendrita.



Model neurona

Biološki model neurona

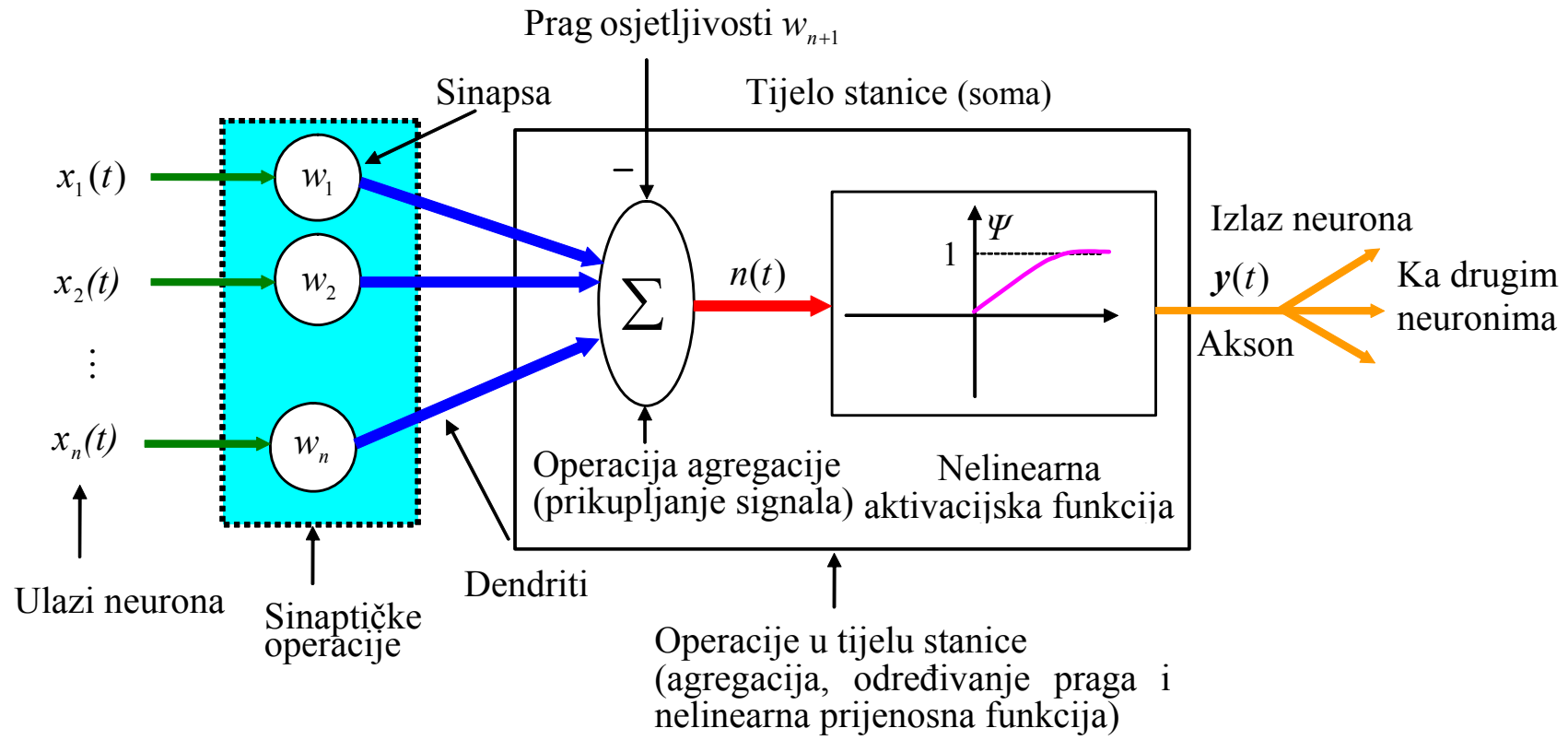
- Signali se od sinapse dendritima prosljeđuju do tijela neurona, gdje se prikupljaju i obrađuju.
- Ovi signali mogu za tijelo neurona biti **pobuđujući** (excitatory) ili **smirujući** (inhibitory).
- Matematički gledano, pobuđujući i smirujući signali imaju suprotan predznak.
- Ako je njihova kumulativna vrijednost tokom kratkog vremenskog intervala **veća od praga osjetljivosti neurona** (threshold value), **tijelo neurona generira impulse**, tzv. **aktivacijske potencijale**, koji se šalju duž aksona prema drugim neuronima, a ako je manja, neuron ostaje nepobuđen i ne generira impulse.
- Drugim riječima, **tijelo neurona prima paralelno informacije iz drugih neurona preko sinapsi i dendrita, zatim ih prenosi na zajednički izlaz preko aksona i dalje prema drugim neuronima.**



Model neurona

Matematički model neurona

- Na temelju prethodnih definicija načinjen je matematički model neurona.



Dvije vrste matematičkih operacija: sinaptičke i somatske (u tijelu stanice neurona)

Model neurona

Matematički model neurona

- Sinapsa prima ulazne signale izvana ili od drugih neurona i otežava ih težinskim koeficijentima w_i , odnosno **sinaptička operacija** je predstavljena *množenjem svakog ulaznog signala sa sinaptičkim težinskim koeficijentom w_i .*
- Tijelo neurona obavlja tri operacije (somatske operacije): *prikupljanje (zbrajanje) otežanih ulaznih signala, uspoređivanje zbroja otežanih signala sa pragom osjetljivosti i generiranje nelinearne aktivacijske funkcije.*
- Sinaptička operacija + prve dije somatske operacije = operacija konfluencije
- Ako je zbroj otežanih signala veći od praga osjetljivosti nelinearna aktivacijska funkcija generira izlazni signal y , a ako je manji, izlaz neurona je jednak nuli.



Model neurona

Matematički model neurona

- Ulazni signal aktivacijske funkcije jednak je:

$$n(t) = \sum_{i=1}^n w_i(t)x_i(t) - w_{n+1}$$

gdje su:

$\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_n(t)]$ - vektor ulaznih signala

$\mathbf{w}(t) = [w_1(t), \dots, w_n(t)]$ - vektor sinaptičkih težinskih koeficijenata

w_{n+1} - prag osjetljivosti neurona

$n(t)$ - izlaz operacije konfluencije, odnosno mjera sličnosti ulaznih signala sa sinaptičkim težinskim koeficijentima



Model neurona

Matematički model neurona

- Izlaz neurona je opisan aktivacijskom funkcijom:

$$y(t) = \Psi(n(t))$$

- Nelinearna aktivacijska funkcija je najčešće sigmoidnog oblika – **ovo je nužno jer sa linearnim preslikavanjem nema učenja!!!**
- Ako je zbroj otežanih signala w_{n+1} veći od praga osjetljivosti nelinearna aktivacijska funkcija Ψ generira izlazni signal y , a ako je manji, izlaz neurona je jednak nuli.
- Ako se vektor ulaza proširi članom $x_{n+1} = 1$, moguće je napisati:

$$n(t) = \mathbf{w}^T(t) \mathbf{x}(t)$$

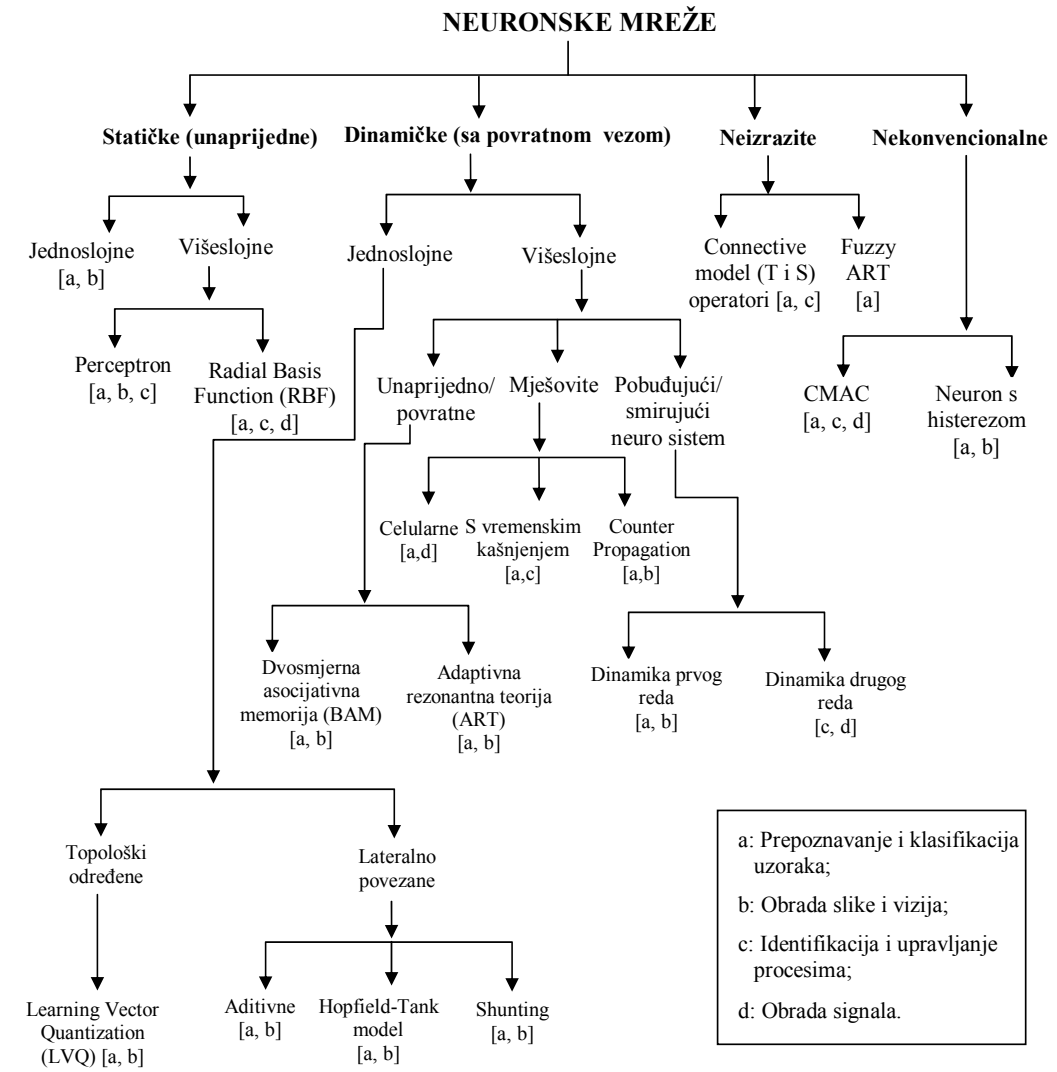
$$\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_n(t), x_{n+1}]$$

$$\mathbf{w}(t) = [w_1(t), \dots, w_n(t), -w_{n+1}]$$



13.2. Model neuronske mreže

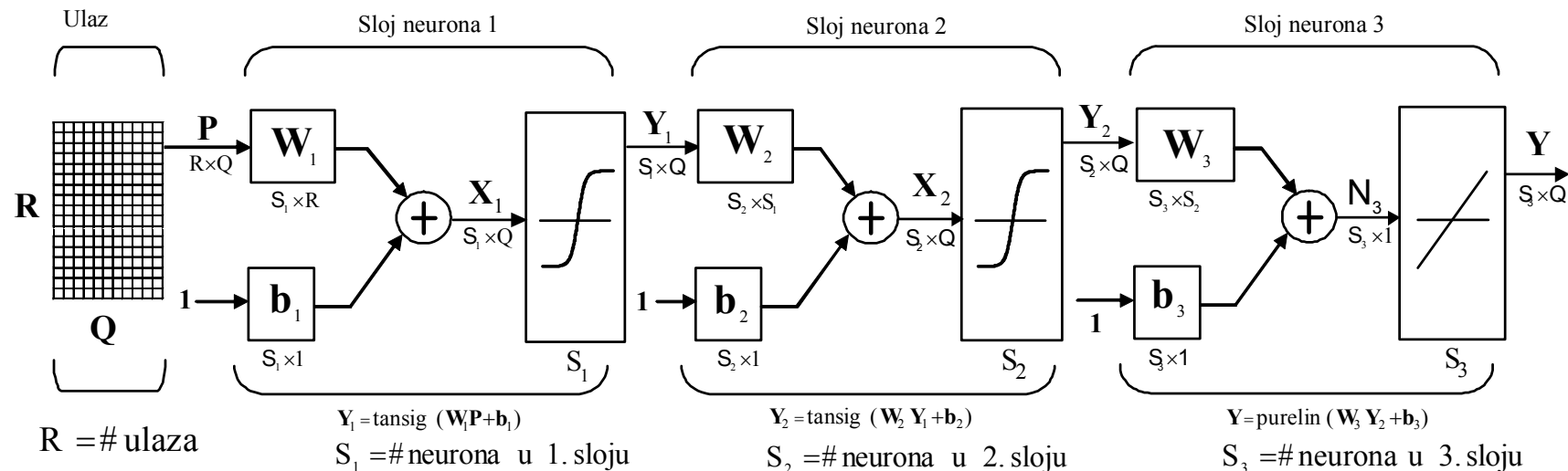
Klasifikacija neuronskih mreža



Model neuronske mreže

Višeslojna statička mreža

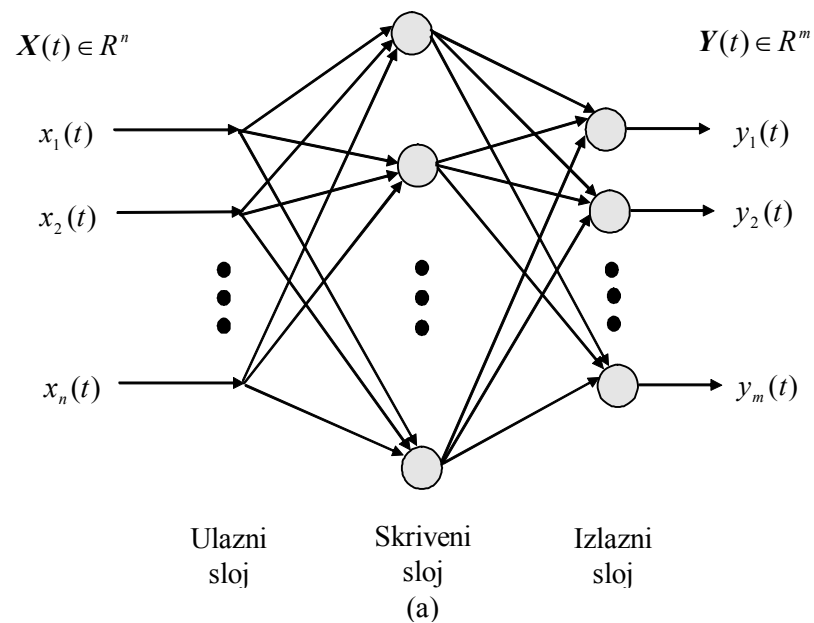
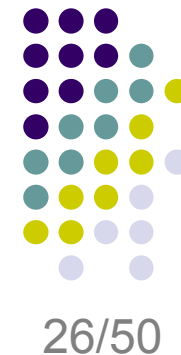
- U nastavku će se razmatrati višeslojna statička mreža koja koristi BP (Backpropagation) algoritam učenja ili algoritam povratnog prostiranja izlazne pogreške.
- Primjer troslojne statičke mreže sa dva skrivena i jednim izlaznim slojem.
- U skrivenom sloju se koriste tansigmoidalni, a u izlaznom linearni neuroni.



Model neuronske mreže

Višeslojna statička mreža

- Računanje izlaza mreže

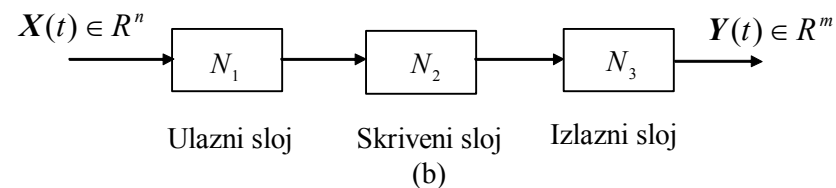


Izlaz mreže:

$$Y(t) = N_3[N_2[N_1[X(t) \in R^n]]] \in R^m$$

Odnosno, korištenjem operacija konfluencija i nelinearnog preslikavanja:

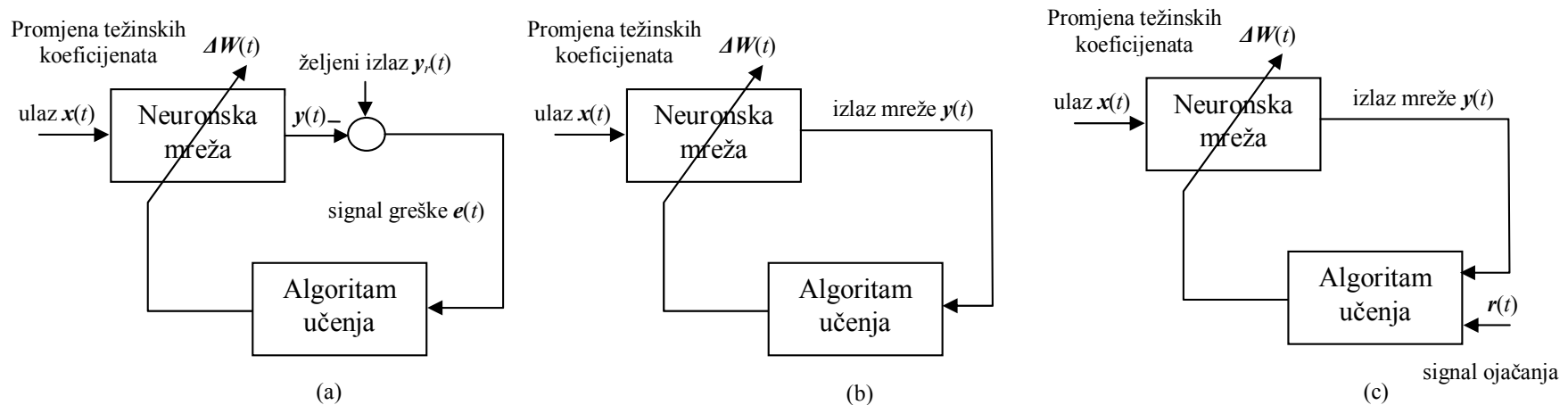
$$Y(t) = \Psi^3[W_a^3(t) \odot \Psi^2[W_a^2(t) \odot \Psi^1[W_a^1(t) \odot X_a(t)]]]$$



Model neuronske mreže

Algoritmi učenja

- Algoritmi učenja neuronskih mreža temelje se na podešavanju sinaptičkih težina u skladu s odgovarajućim kriterijem.
- Tri vrste algoritama učenja:
 - algoritmi temeljeni na pogreški (npr. LMS),
 - algoritmi temeljeni na izlazu mreže (npr. Hebbian učenje)
 - algoritmi s pojačanim učenjem (RL)



Model neuronske mreže

BP algoritam učenja

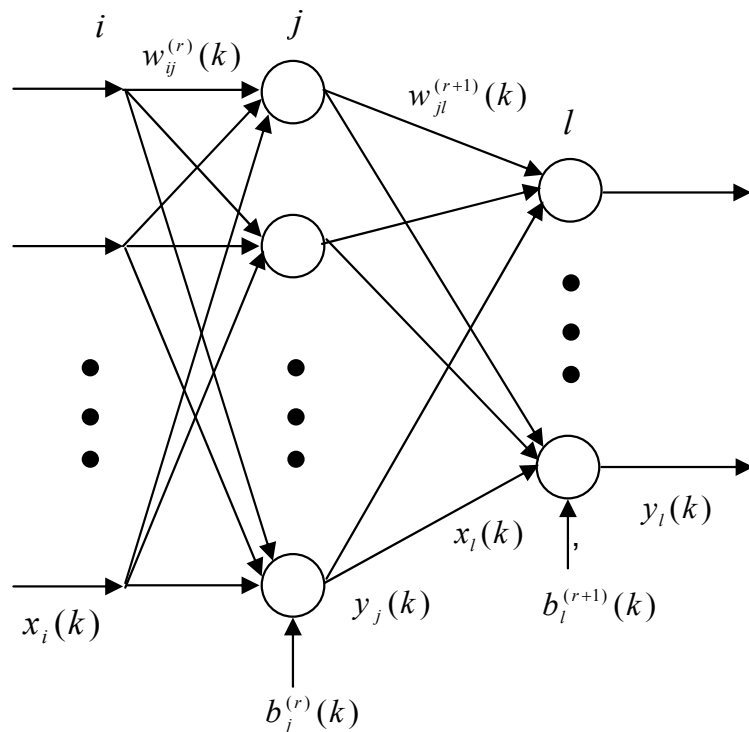
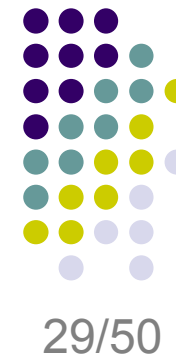
- BP metoda predstavlja generalizaciju metode najmanjih kvadrata za višeslojne statičke mreže.
- BP algoritam provodi se kroz niz epoha, pri čemu se u svakoj epohi provodi niz iteracija u kojima se mreži dovode uzorci iz skupa za učenje, a svaka iteracija je sastavljena od slijedećih koraka:
 - **Korak 1.** Računanje izlaznih vrijednosti neurona; smjer računanja je od prvog sloja prema zadnjem sloju.
 - **Korak 2.** Računanje greški svakog neurona; smjer računanja je od zadnjeg sloja prema drugom sloju (ne računa se za prvi sloj).
 - **Korak 3.** Korigiranje vrijednosti skalarnih težina; smjer provođenja korekcija je proizvoljan.



Model neuronske mreže

BP algoritam učenja

- BP metoda predstavlja generalizaciju metode najmanjih kvadrata za višeslojne statičke mreže.



Dvoslojna statička neuronska mreža.

Mjera za grešku učenja definira se kao:

$$E(\mathbf{w}, k) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{l=1}^m (y_{dl}(k) - y_l(k))^2$$

Podlašavanje vektora skalarnih težina u smjeru najbržeg spusta niz površinu E :

$$w = w + \Delta w = w - \eta \Delta E(w)$$

$$\Delta E(w) = \left[\frac{\partial E}{\partial w_0}, \frac{\partial E}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_n} \right]$$

Model neuronske mreže

BP algoritam učenja



30/50

- 1) Inicijalizacija sinaptičkih težinskih koeficijenata i pomaka u svim slojevima mreže.
- 2) Postavljanje ulaznih i ciljnih željenih izlaza:

$$\mathbf{x} = x_1, \dots, x_n$$

$$\mathbf{y}_d = y_{d1}, \dots, y_{dm}$$

- 3) Za svaki par $(\mathbf{x}, \mathbf{y}_d)$ primjera za učenje potrebno je provesti slijedeću proceduru:

- a) Izračunati izlaznu vrijednost mreže y_l za zadani vektor ulaznih vrijednosti \mathbf{x} :

$$y_l(k) = f_l(x_l(k))$$

x_l ulaza l -tog neurona izlaznog sloja: $x_l(k) = \sum_{i=1}^n w_{il}^{(r+1)}(k)y_j(k) + b_l^{(r+1)}(k)$

izlaz neurona skrivenog sloja: $o_j(k) = \varphi_j\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}^{(r)}(k)x_i(k) + b_j^{(r)}(k)\right)$

Model neuronske mreže

BP algoritam učenja



b) Za svaki izlazni neuron l izračunati pogrešku:

$$\varepsilon_l^{(r+1)}(k) = (y_{dl}(k) - y_l(k)) f_l'(x_l(k))$$

c) Za svaki j -ti neuron skrivenog sloja izračunati pogrešku:

$$\varepsilon_j^{(r)}(k) = \varphi_j'(x_j(k)) \sum_l \varepsilon_l^{(r+1)}(k) w_{jl}^{(r+1)}$$

4) Modifikacija sinaptičkih težinskih koeficijenata i pomaka:

a) za izlazni sloj

$$w_{jl}^{(r+1)}(k+1) = w_{jl}^{(r+1)}(k) + \eta \varepsilon_l^{(r+1)}(k) y_l(k)$$

$$b_l^{(r+1)}(k+1) = b_l^{(r+1)}(k) + \eta b_l^{(r+1)}(k)$$

b) za skriveni sloj

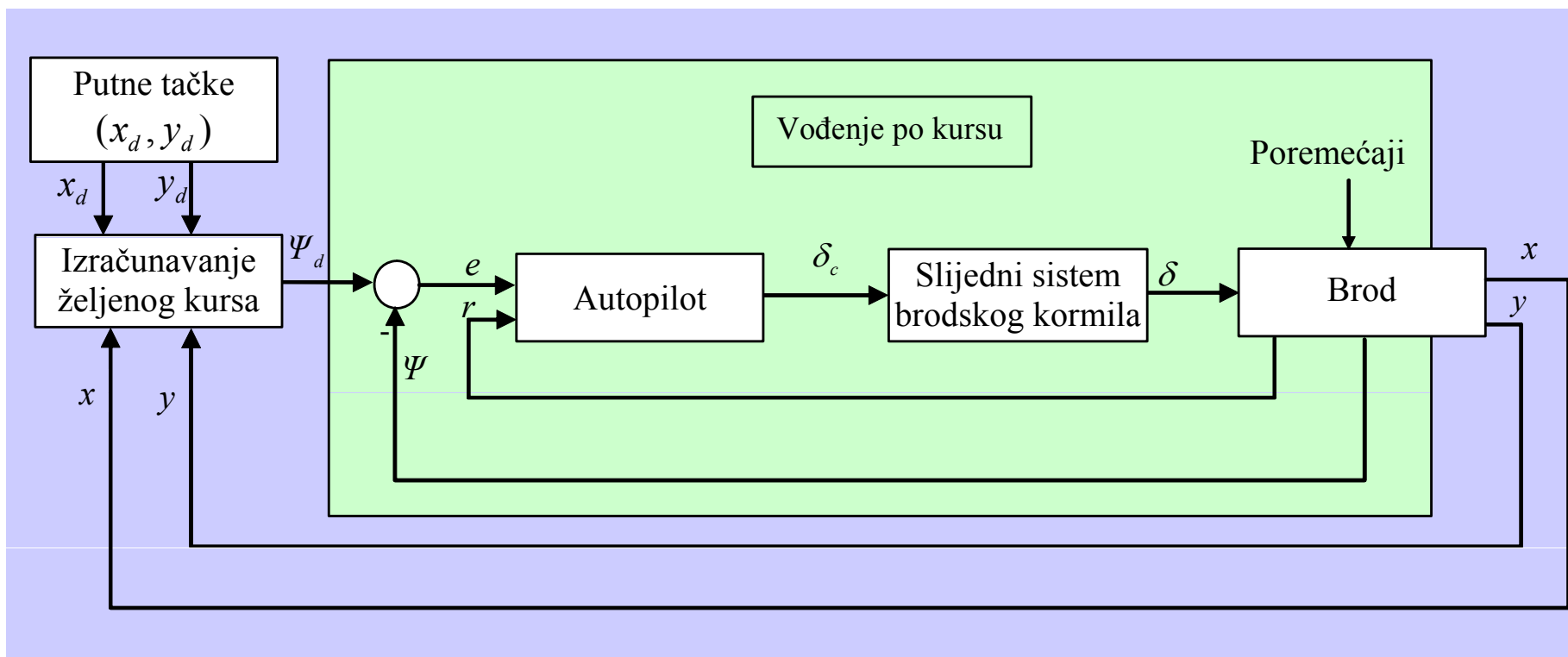
$$w_{ij}^{(r)}(k+1) = w_{ij}^{(r)}(k) + \eta \varepsilon_j^{(r)}(k) x_i(k)$$

$$b_j^{(r)}(k+1) = b_j^{(r)}(k) + \eta \varepsilon_j^{(r)}(k)$$

5) Postupak se ponavlja dok mreža ne klasificira sve vektore iz skupa za učenje.

13.3. Sinteza neuronskog regulatora

Primjer vođenja broda po kursu i trajektoriji

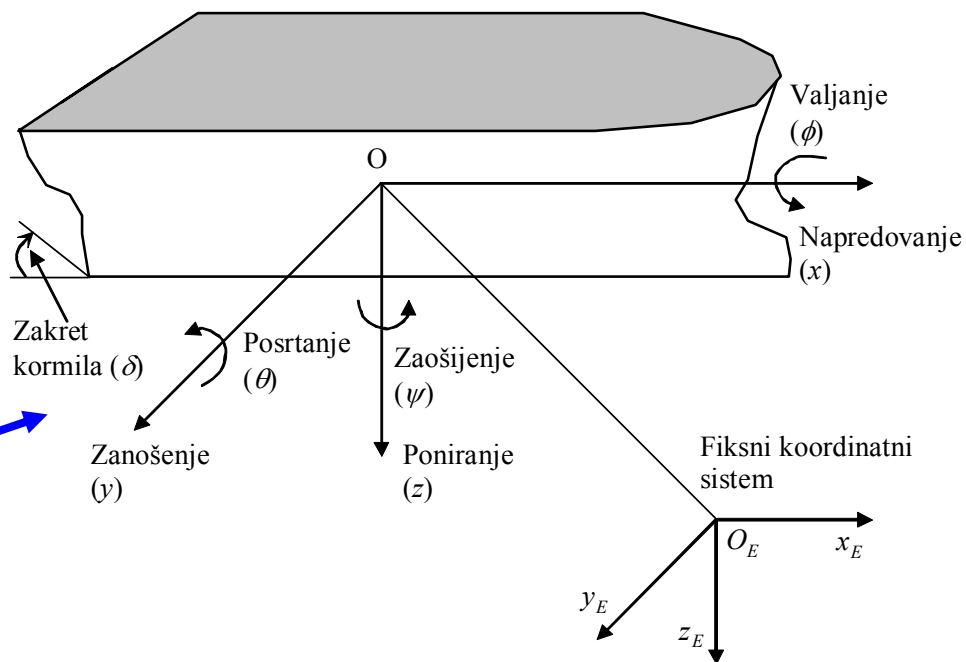


Sinteza neuronskog regulatora

Model broda

Brod kao plovni objekat - 6 DOF

Koordinatni sistemi vezani za brod i za Zemlju.



| STUPNJEVI SLOBODE | | SILE I MOMENTI | LINIJSKE I UGAONE BRZINE | POZICIJE I EULEROVI UGLOVI |
|-------------------|---|----------------|--------------------------|----------------------------|
| 1 | kretanje u pravcu x osi (<i>napredovanje - surge</i>) | X | u | x |
| 2 | kretanje u pravcu y osi (<i>zanošenje - sway</i>) | Y | v | y |
| 3 | kretanje u pravcu z osi (<i>poniiranje - heave</i>) | Z | w | z |
| 4 | rotacija oko x osi (<i>valjanje - roll</i>) | K | p | ϕ |
| 5 | rotacija oko y osi (<i>posrtanje - pitch</i>) | M | q | θ |
| 6 | rotacija oko z osi (<i>zaošijenje - yaw</i>) | N | r | ψ |

Sinteza neuronskog regulatora

Model broda

Nelinearna jednačba kretanja broda (6DOF):

$$\mathbf{B}\dot{\mathbf{v}} + \mathbf{C}(\mathbf{v})\mathbf{v} + \mathbf{D}(\mathbf{v})\mathbf{v} + \mathbf{g}(\boldsymbol{\eta}) = \boldsymbol{\tau}$$

odnosno,

$$\begin{aligned} m[\dot{u} - vr + wq - x_G(q^2 + r^2) + y_G(pq - \dot{r}) + z_G(pr + \dot{q})] &= X \\ m[\dot{v} - wp + ur - y_G(r^2 + p^2) + z_G(qr - \dot{p}) + x_G(qp + \dot{r})] &= Y \\ m[\dot{w} - uq + vp - z_G(p^2 + q^2) + x_G(rp - \dot{q}) + y_G(rq + \dot{p})] &= Z \\ I_x \dot{p} + (I_z - I_y)qr + m[y_G(\dot{w} - uq + vp) - z_G(\dot{v} - wp + ur)] &= K \\ I_y \dot{q} + (I_x - I_z)rp + m[z_G(\dot{u} - vr + wq) - x_G(\dot{w} - uq + vp)] &= M \\ I_z \dot{r} + (I_y - I_x)pq + m[x_G(\dot{v} - wp + ur) - y_G(\dot{u} - vr + wq)] &= N \end{aligned}$$

Jednačbe kretanja u horizontalnoj ravnini (3DOF):

$$\begin{aligned} \text{Napredovanje (surge):} & \quad m(\dot{u} - vr - x_G r^2) = X \\ \text{Zanošenje (sway):} & \quad m(\dot{v} + ur - x_G \dot{r}) = Y \\ \text{Zaošijanje (yaw):} & \quad I_z \dot{r} + mx_G(\dot{v} + ur) = N \end{aligned}$$



Sinteza neuronskog regulatora

Model brodskog kormila

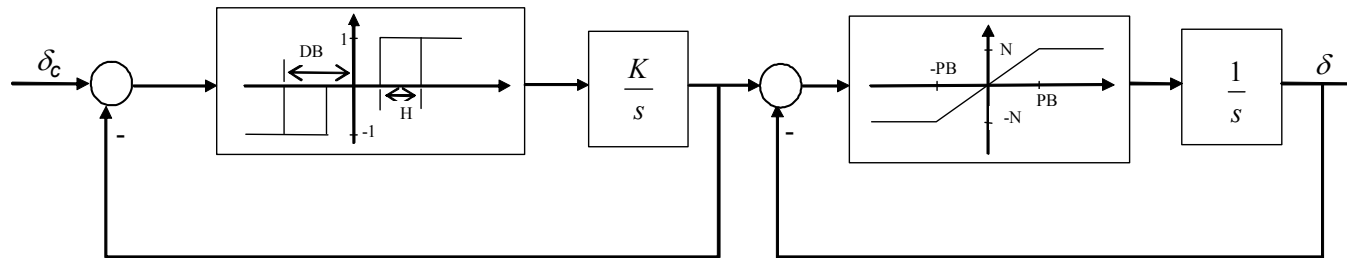
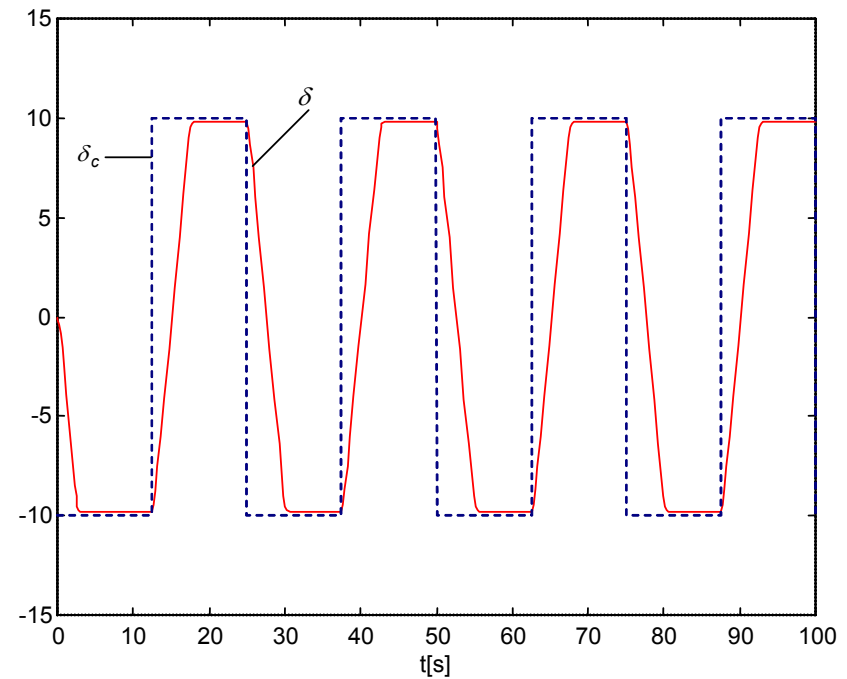


Tabela 1. Parametri kormilarskog stroja

| Telemotor | Servo pojačalo kormila |
|-----------|------------------------|
| DB=1° | PB=7° |
| H=0.8° | N=5° |
| K=4°/s | |

$$\delta_{\max} = 35^\circ$$

$$2 \frac{1}{3} \left[\frac{\circ}{s} \right] \leq \left. \frac{d\delta}{dt} \right|_{\max} < 7 \left[\frac{\circ}{s} \right]$$

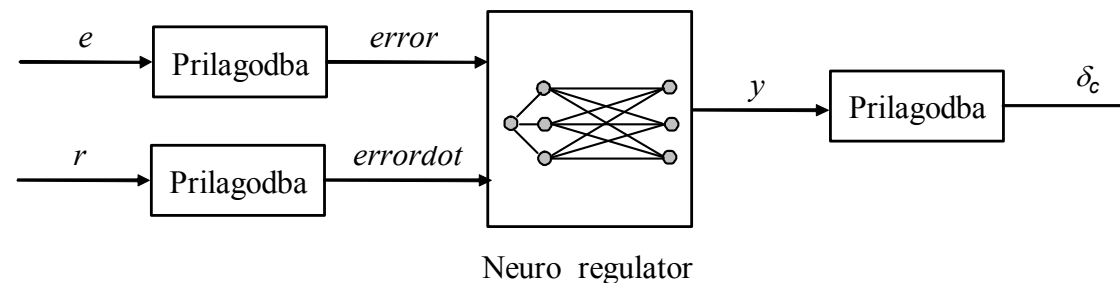
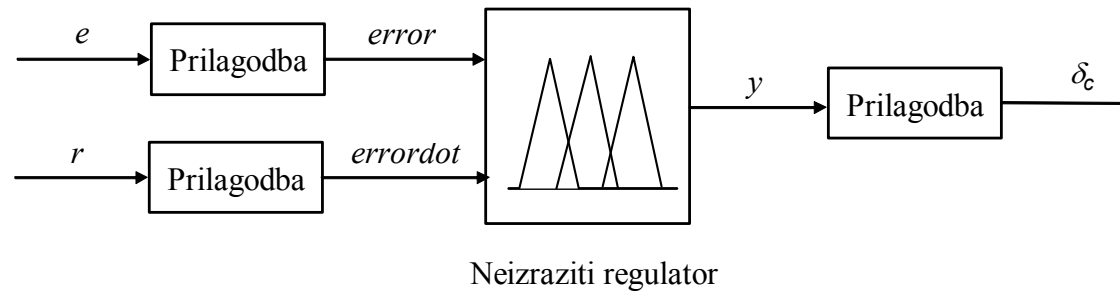


Vremenski odziv zakreta kormila.

Sinteza neuronskog regulatora

Treniranje (učenje) neuronske mreže

- Pronalaženje vektora trenirajućih uzoraka (ulaz, izlaz) na temelju ponašanja već postojećeg neizrazitog regulatora.



Sinteza neuronskog regulatora

Treniranje (učenje) neuronske mreže

Struktura neuronskog regulatora

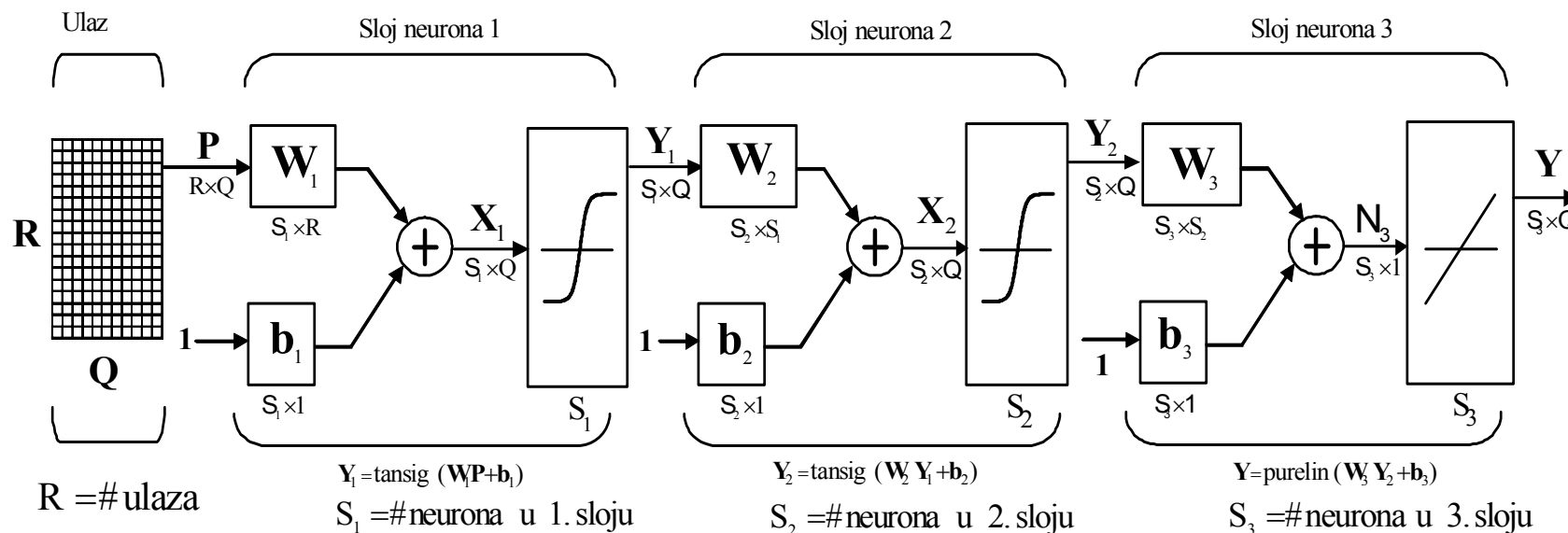
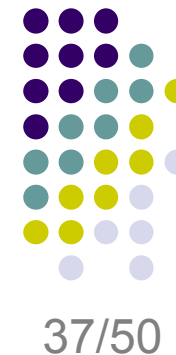


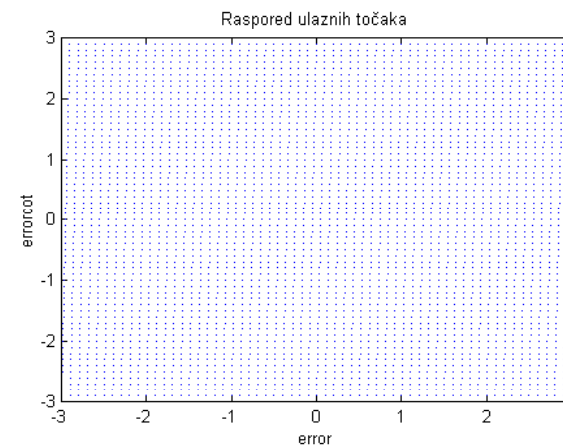
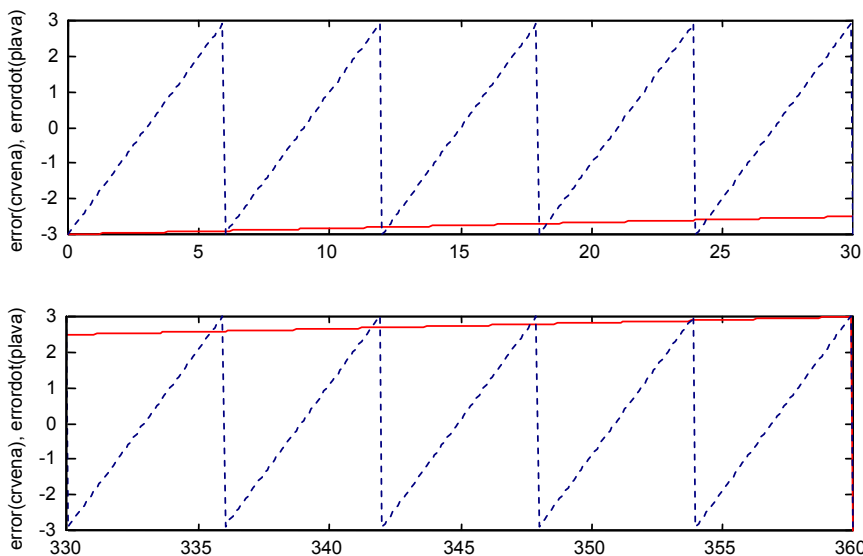
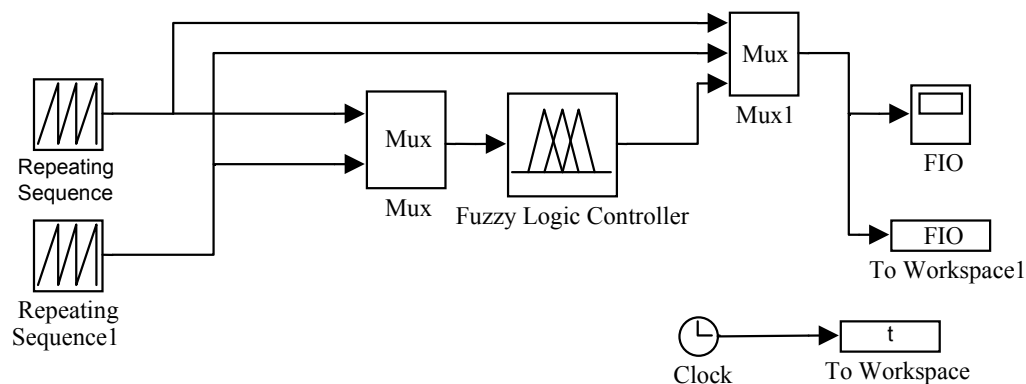
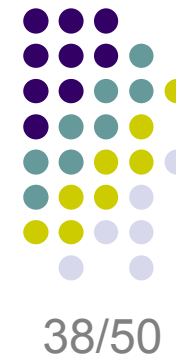
Tabela 2. Opis pojedinih slojeva predloženog autopilota

| Sloj | Prijenosna funkcija | Podesivi parametri | # Neurona | Tip sloja |
|------|---------------------|---------------------------------------|-----------|-----------|
| 1 | sigmoidna | $W_1(10 \times 4), b_1(10 \times 1)$ | $S_1=10$ | skriveni |
| 2 | sigmoidna | $W_2(10 \times 10), b_2(10 \times 1)$ | $S_2=10$ | skriveni |
| 3 | linearna | $W_3(1 \times 10), b_3(10 \times 1)$ | $S_3=1$ | izlazni |

Sinteza neuronskog regulatora

Treniranje (učenje) neuronske mreže

- Generiranje ulazno-izlaznih podataka

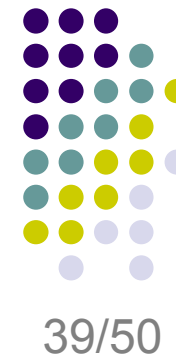


Vremenski dijagrami ulaznih signala error (-) i errordot(--).

Sinteza neuronskog regulatora

Treniranje (učenje) neuronske mreže

- Kreiranje neuronske mreže



```
P=delaysig([FIO(:,1)'; FIO(:,2)'], 1);    % Formiranje paketa ulaznih vektora (error (k),errordot(k),  
                                           error(k-1), errordot(k-1))  
T=FIO(:,3)';                            % Formiranje paketa izlaznih vektora  
P=P(:,2:3601);                          % Odbacivanje prvog stupca matrice P  
T=T(:,2:3601);                          % Odbacivanje prvog stupca matrice T  
[R, Q]=size(P);                          % R=4 -broj ulaza mreže, Q=3600 - broj vektora u paketu  
  
S1=10;    % Broj neurona u prvom sloju  
S2=10;    % Broj neurona u drugom sloju  
S3=1;     % Broj neurona u izlaznom sloju  
net=newff([-3 3; -3 3; -3 3; -3 3],[S1 S2 S3], {'tansig' 'tansig' 'purelin'},'traingdx');  
           %1. sloj-tansig, 2. sloj-tansig, 3. sloj-purelin, metoda učenja(treniranja) - traingdx
```

Sinteza neuronskog regulatora

Treniranje (učenje) neuronske mreže

- Treniranje neuronske mreže



```
net.performFcn = 'sse';           % funkcija performansi -SSE
net.trainParam.goal = 30;        % ukupna kvadratna pogreška izlaza (SSE)
net.trainParam.show = 10;       % Frekvencija prikaza rezultata u komandnom prozoru MATLAB-a
net.trainParam.epochs = 1000;   % Maksimalni broj epoha
net.trainParam.mc = 0.95;       % Momentna konstanta

[net,tr]=train(net,P,T);        % Treniranje mreže

W1=net.iw{1,1};
W2=net.lw{2,1};                 % Vektori skalarnih težina pojedinih slojeva mreže
W3=net.lw{3,2};

b1=net.b{1,1};
b2=net.b{2,1};                 % Vektori pomaka pojedinih slojeva mreže
b3=net.b{3,1};
```


Sinteza neuronskog regulatora

Treniranje (učenje) neuronske mreže

- Rezultati treniranja neuronske mreže – parametri mreže



| epoha | 996 | 997 | 998 | 999 | 1000 |
|--------------------|---------|---------|---------|---------|---------|
| SSE | 70.8816 | 70.8740 | 70.8661 | 70.8577 | 70.8489 |
| $lr \cdot 10^{-4}$ | 5.4893 | 5.7638 | 6.0520 | 6.3546 | 6.6723 |

| W_1 | | | |
|---------|---------|---------|---------|
| 0.5887 | 0.2896 | -0.5185 | 0.0317 |
| -1.0654 | -1.2292 | -1.1638 | -0.5045 |
| 0.1123 | 0.0094 | -0.8625 | -0.5401 |
| -0.5889 | -0.4955 | 0.0533 | -0.0428 |
| 0.5674 | -0.0975 | 0.3750 | 0.5900 |
| 1.0550 | -0.3547 | 0.6723 | -0.0986 |
| -0.4266 | 0.8188 | 0.4369 | 0.6680 |
| 0.4717 | -0.7346 | -0.1414 | 0.2317 |
| 0.7953 | 1.3550 | 1.5963 | 1.4861 |
| -0.5961 | -0.8289 | -0.6352 | 0.4874 |

| b_1 | b_2 | b_3 |
|---------|---------|--------|
| -2.4681 | -1.8438 | 1.1970 |
| 1.4106 | -1.0806 | |
| -1.6125 | -0.6124 | |
| 0.2511 | -0.3104 | |
| -0.1422 | 0.1332 | |
| 0.1613 | -0.0856 | |
| -0.1519 | -0.6162 | |
| 1.5571 | -0.9377 | |
| -1.2918 | 1.4027 | |
| -2.2391 | 1.1970 | |

Sinteza neuronskog regulatora

Treniranje (učenje) neuronske mreže

- Rezultati treniranja neuronske mreže – parametri mreže



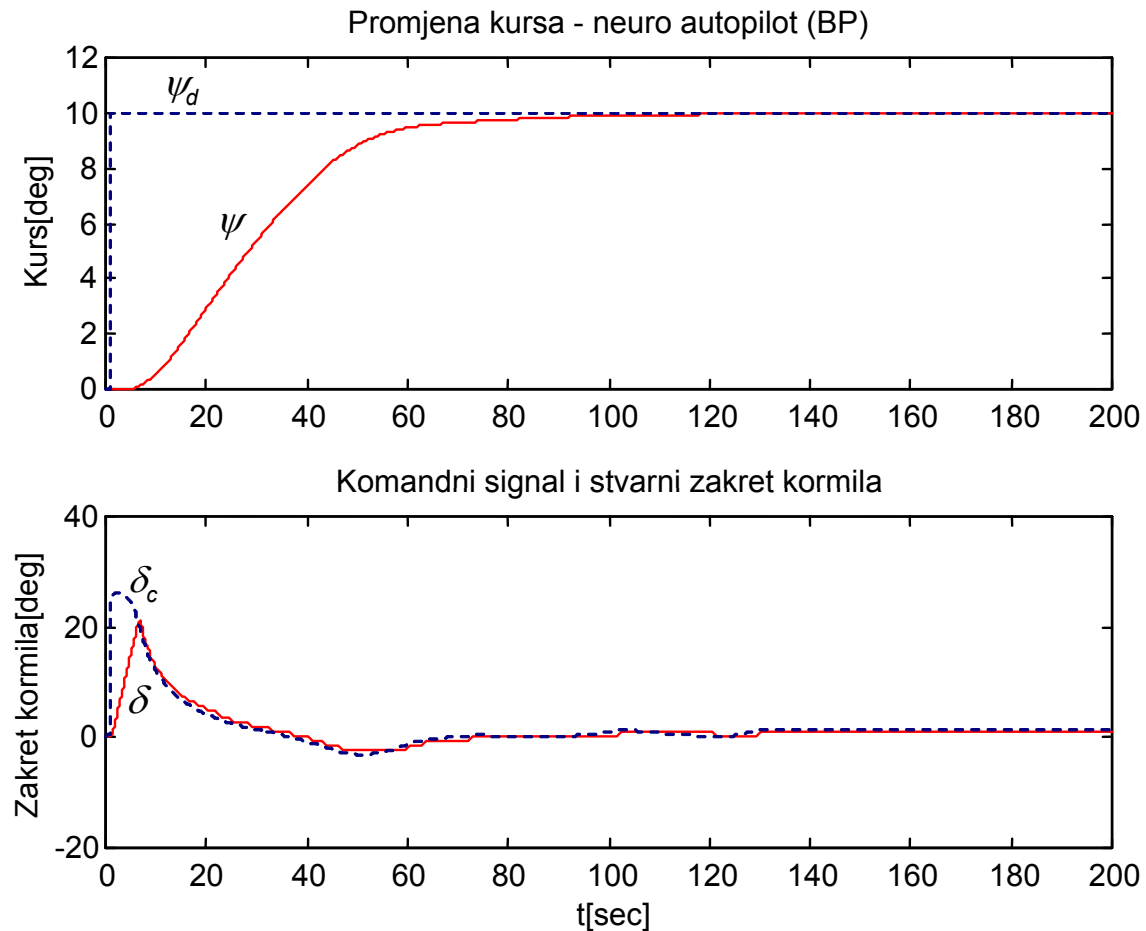
| W_2 | | | | | | | | | |
|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 0.7564 | 0.6706 | 0.8130 | 0.0006 | -0.8840 | -0.1647 | -0.7071 | 0.5140 | -0.2131 | -0.4557 |
| 0.7359 | 0.4849 | -1.0791 | -0.7041 | 0.6872 | 0.3423 | -0.7508 | 0.5288 | 0.6808 | -0.8198 |
| -0.0003 | 1.1776 | -0.5379 | 0.4421 | -0.9659 | 0.2933 | -0.0354 | -0.5899 | 0.4350 | 0.0780 |
| -0.0655 | 0.1946 | -0.4391 | -0.1976 | -0.1792 | -0.9855 | 0.7060 | -0.3825 | 0.9580 | -0.3093 |
| -0.1202 | 0.0865 | 0.4078 | -1.1172 | 0.0935 | 0.6032 | 0.1642 | -1.0209 | -0.0620 | -0.3942 |
| -0.7888 | -0.8230 | -0.0718 | 0.7298 | 1.0978 | 0.2049 | -0.0957 | 0.1546 | 0.7502 | 0.1946 |
| -0.2822 | -0.3592 | -0.0599 | -1.0497 | -0.3695 | -0.4358 | 0.7576 | 0.3542 | -0.1888 | -0.5226 |
| -0.1504 | -0.5084 | 0.6278 | 0.1050 | -0.3532 | 0.8745 | 0.5782 | -0.6796 | 0.7653 | -0.0254 |
| -0.0161 | 0.8516 | -0.5239 | 0.5367 | 0.5531 | -0.3581 | -0.1355 | -0.9543 | -0.4163 | -0.5284 |
| 1.0465 | -1.4822 | 1.4669 | -0.8998 | 0.4522 | -0.1495 | 0.4403 | -1.0342 | 1.4637 | 0.5102 |

| W_3 | | | | | | | | | |
|---------|--------|---------|--------|--------|---------|--------|---------|---------|---------|
| -0.2938 | 1.0180 | -0.5233 | 0.2775 | 1.3459 | -0.6431 | 0.8299 | -0.6501 | -0.2397 | -0.0589 |

Sinteza neuronskog regulatora

Rezultati simulacija

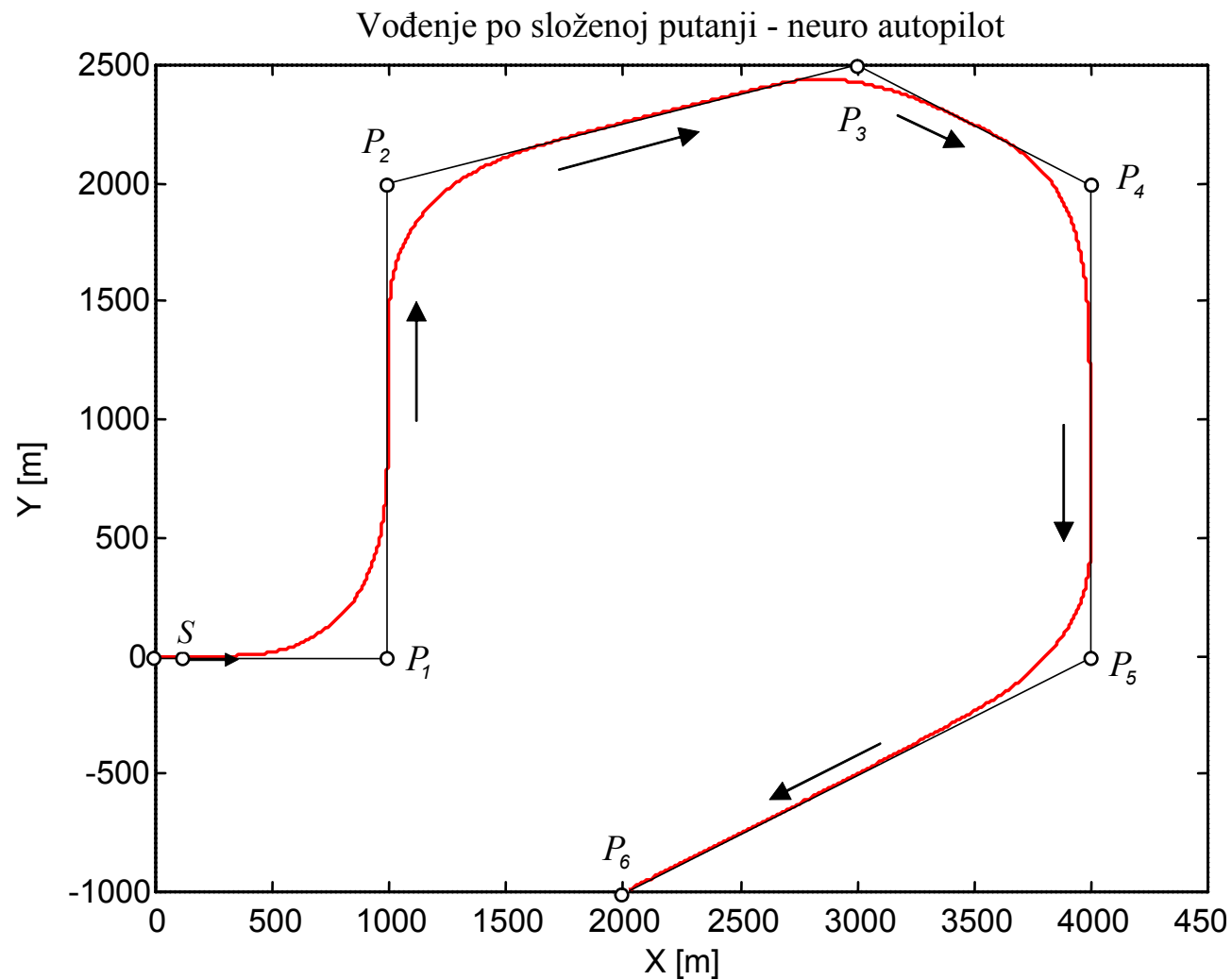
- Vođenje po kursu



Sinteza neuronskog regulatora

Rezultati simulacija

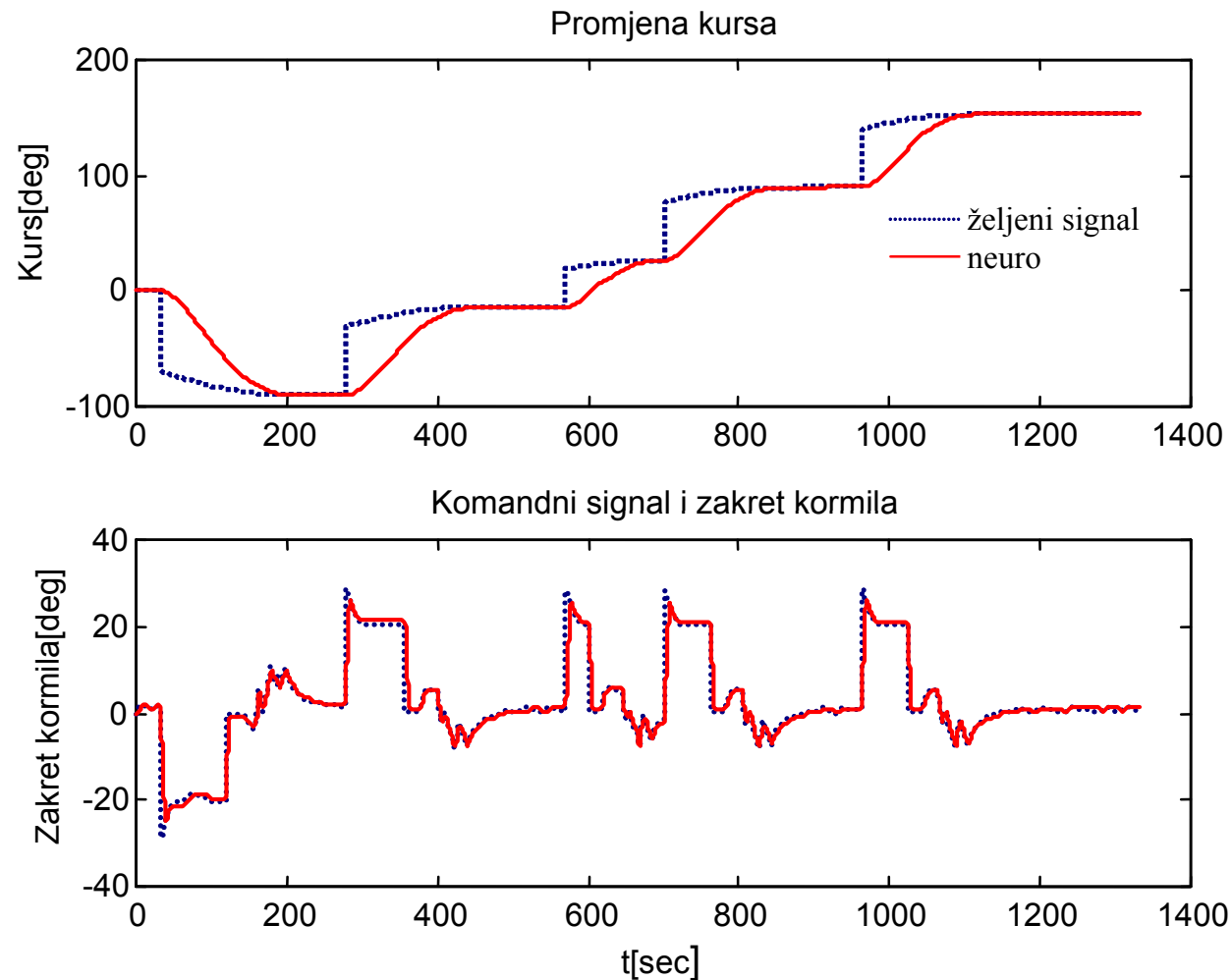
- Vođenje po trajektoriji



Sinteza neuronskog regulatora

Rezultati simulacija

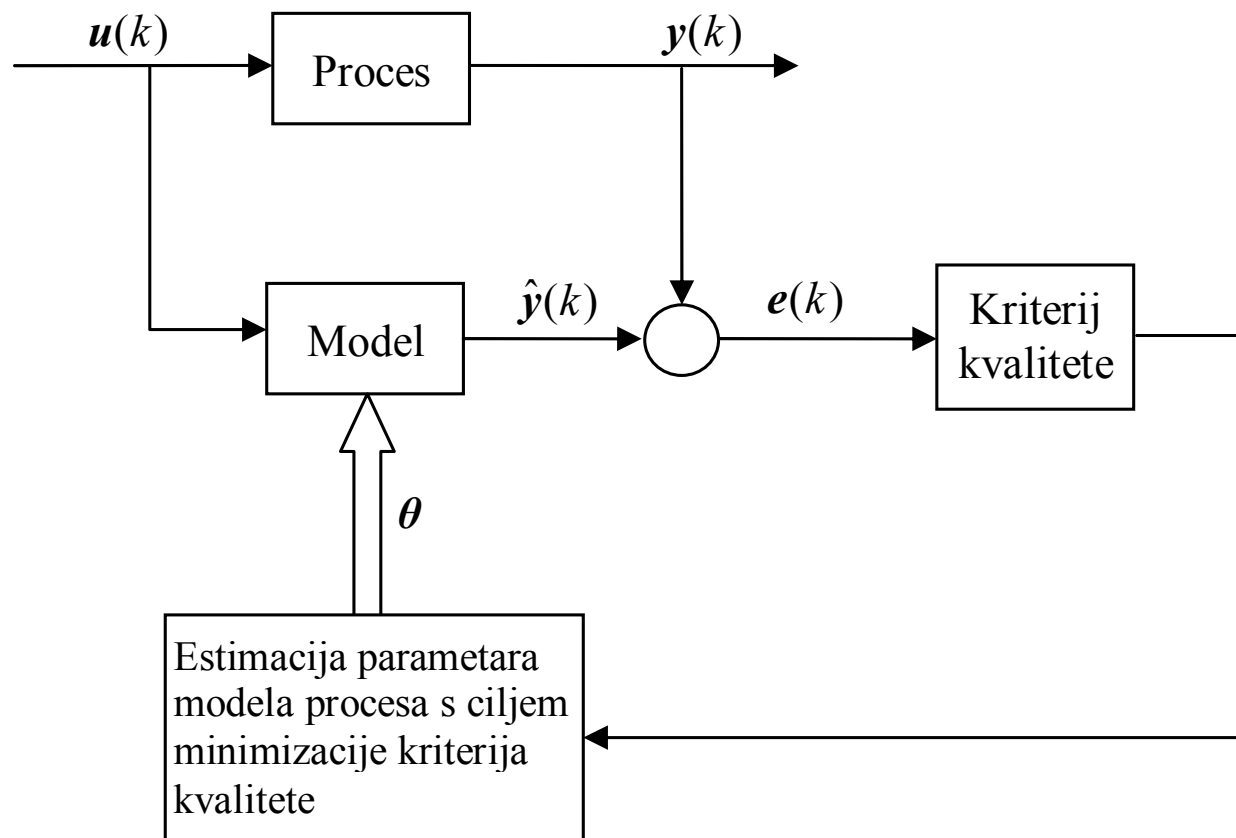
- Vođenje po trajektoriji



13.4. Identifikacija neuronskom mrežom

Postupak identifikacije procesa

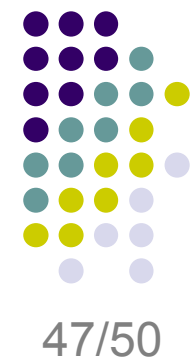
- Blok shema postupka identifikacije procesa



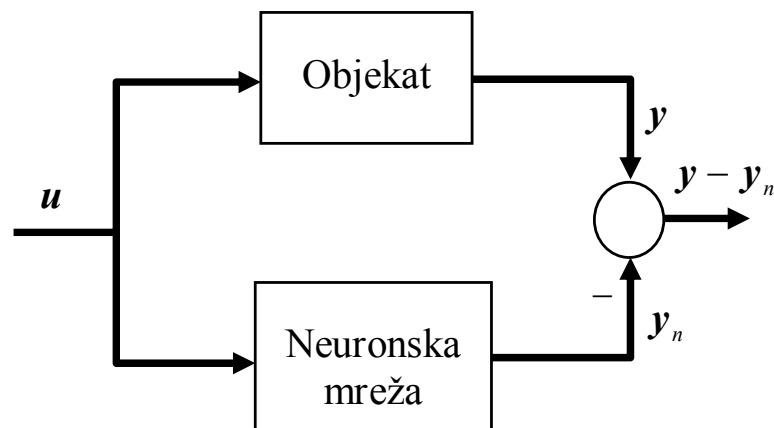
Identifikacija neuronskom mrežom

Sistem identifikacije sa neuronskom mrežom

- Neuronske mreže u novije vrijeme nalaze veliku primjenu u identifikaciji nelinearnih dinamičkih sistema zahvaljujući sposobnosti nadziranog učenja (supervised learning capabilities) na temelju ulazno-izlaznih podataka.



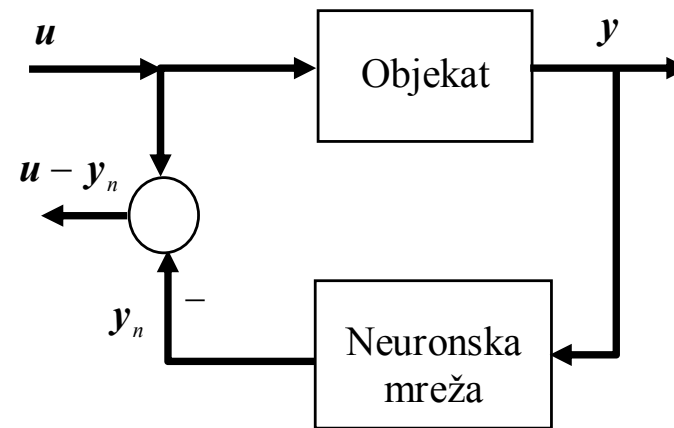
Direktni postupak identifikacije



(a)

Trenirajući signal predstavlja pogrešku između ulaza procesa i neuronske mreže.

Indirektni postupak identifikacije



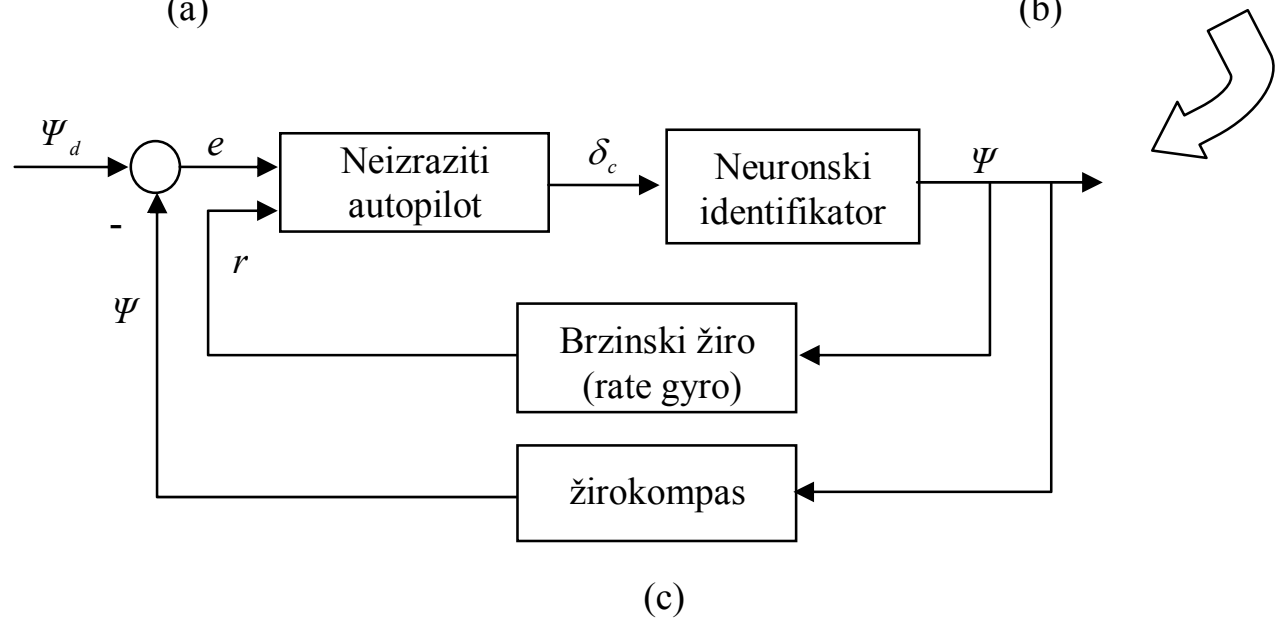
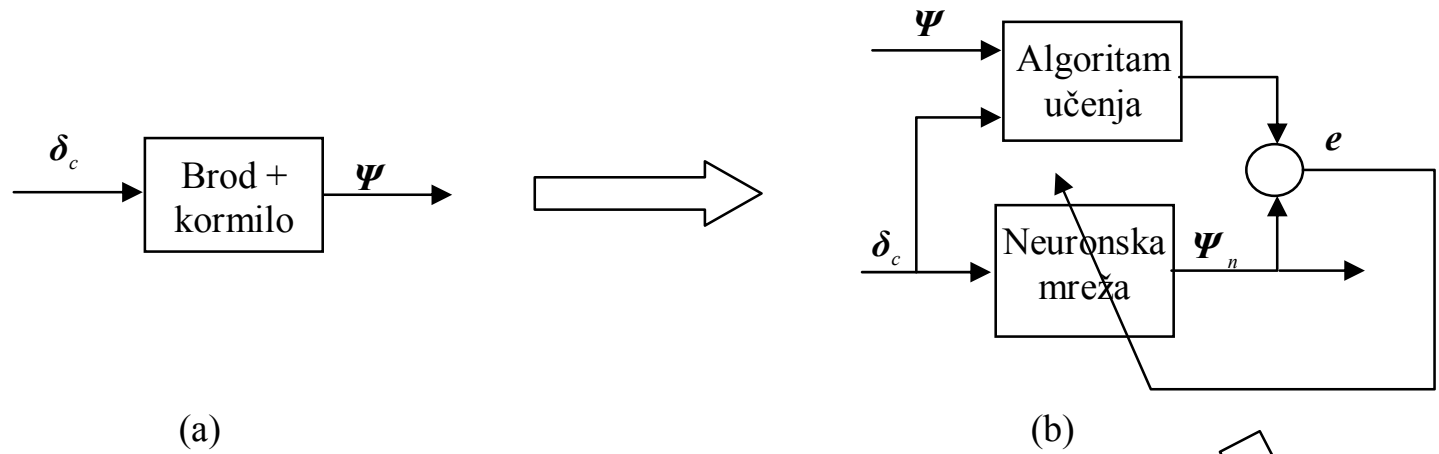
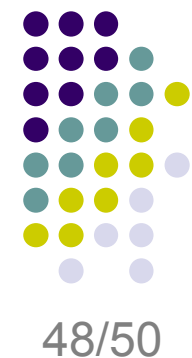
(b)

Trenirajući signal predstavlja razliku ulaza procesa i izlaza neuronske mreže. Daje ulaz sistema za zadani izlaz.

Identifikacija neuronskom mrežom

Primjer identifikacije broda i kormila

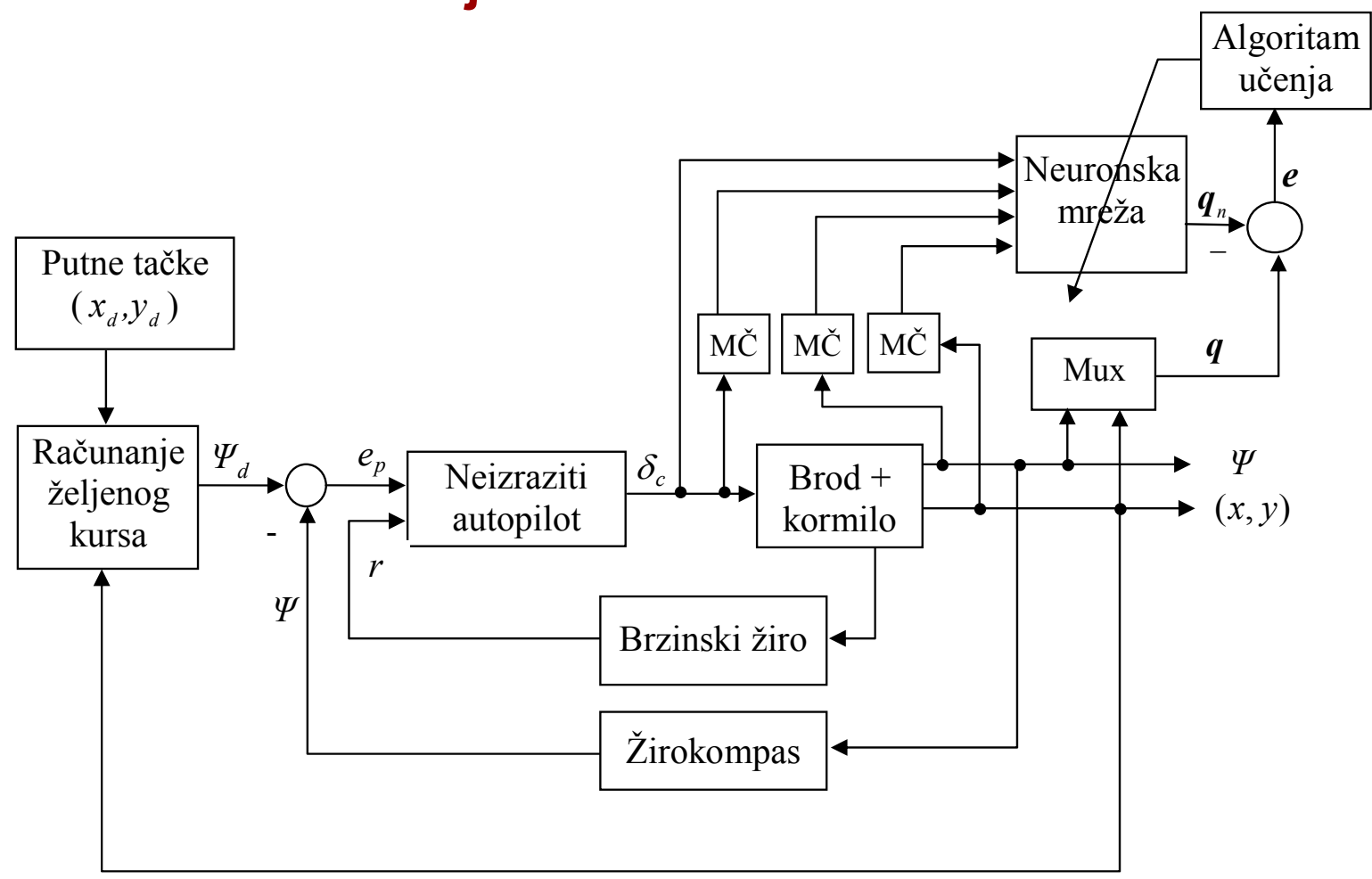
Off-line identifikacija



Identifikacija neuronskom mrežom

Primjer identifikacije broda i kormila

On-line identifikacija



Identifikacija neuronskom mrežom

Primjer identifikacije broda i kormila

On-line identifikacija u neizrazitom sistemu upravljanja

