ISU - STARI 21

12/13
15/16 1 OBJASNI DVA OSNOVNA POSTUPKA PROVJERE LINEARNOSTI MODELA:

1. NAČIN

1. Proces se dovede u radnu točku na sredini očekivanog radnog područja procesa $[u_0(k), y_0(k)]$
2. Ulazni se signal skokovito promjeni za iznos $\Delta u^{(1)}$ i snimi se odziv izlaznog signala procesa $y^{(1)}(k)$
3. Proces se ponovno vrati u početnu radnu točku pa se ulazni signal skokovito promjeni za iznos $\Delta u^{(2)}$ koji je f_u puta veći od prethodne promjene ($\Delta u^{(2)} = f_u \Delta u^{(1)}$) i snimi se odziv izlaznog signala procesa $y^{(2)}(k)$. Zatim se izračuna:

$$\boxed{f_y(k) = \frac{y^{(2)}(k) - y_0}{y^{(1)}(k) - y_0}}$$

4. Ako je $f_y(k)$ konstantan i jednak f_u, proces je LINEARAN!

- Zasniva se na međusobnoj usporedbi odziva procesa na više različitih skokovitih promjena ulaznog signala procesa.
- Postupak je potrebno provesti NAJMANJE DVA PUTA, jednom za POZITIVNU, a drugi put za NEGATIVNU PROMJENU UL. SIGNALA u odabranoj radnoj točki.
- Postupak je moguće primijeniti samo na procesima koji su STABILNI i mogu raditi u OTVORENOJ PETLJI!

2. NAČIN

1. Na ulaz procesa dovede se signal $u(k)$, koji se sastoji od istosmjernog offseta u_0 i njemu superponiranog pobudnog signala $\Delta u(k)$ i snimi se odziv izlaznog signala procesa $y(k)$
2. Zatim se iz izlaznog signala eliminira očekivanje $y'(k) = y(k) - E[y(k)]$ te se izračuna korelacijska funkcija višeg reda:

$$\boxed{R_{y'y'^2} = E\left[y'(k+\tau)\, y'^2(k)\right]}$$

3. Ako je ispunjen uvjet $R_{y'y'^2} = \emptyset \ \forall \tau$, proces je LINEARAN

- Zasniva se na izračunavanju korelacijske funkcije izlaznog signala višeg reda.

15/16 (2) OBJASNITI VAŽNOST ODABIRA DIMENZIJE NEURONSKOG MODELA PROCESA. ČIME MOŽE REZULTIRATI PREMALA, A ČIME PREVELIKA DIM?

· DIMENZIJA ovisi o broju prošlih vrijednosti ulaza i izlaza, broju neurona ... (tj br. kašnjenja ul. i izl. signala i br. neurona u skrivenom sloju)

> Postupak određivanja dim. NM-e se dijeli na POSTUPKE SMANJIVANJA DIMENZIJE MREŽE i na POSTUPKE POSTUPNOG POVEĆANJA DIMENZIJE MREŽE.
↳ izgradbeni algoritmi

=> OPTIMALNA DIM. MODELA je ona dimenzija koja model čini dovoljno fleksibilnim da može modelirati sva relevantnu dinamiku procesa, ali koja u isto vrijeme ne povećava previše iznos varijance predikcijske pogreške.

=> PREMALA DIMENZIJA - Može rezultirati podnaučenošću modela, odnosno da model ne može modelirati svu relevantnu dinamiku procesa.

=> PREVELIKA DIMENZIJA
- Može dovesti do prenaučenosti modela
- Može rezultirati povećanim numeričkim problemima pri estimaciji parametara modela
- Još gore: Može POVEĆATI VARIJANCU PREDIKCIJSKE POGREŠKE
↳ Ovo uzrokuje pogoršanje svojstava poopćivanja modela, odnosno može se izgubiti svojstvo GENERALIZACIJE jer se model previše prilagođava šumu u podacima.

* Premali br. kašnjenja - podnaučenost - ne može se modelirati relevantna dinamika sustava

↳ Izbor broja kašnjenja izravno povezan s ODABIROM VREMENA UZORKOVANJA.

↳ MANJE VRIJEME UZORKOVANJA → POTENCIJALNA PRENAUČENOST → POTREBNO KORISTITI VEĆI BROJ ZAKAŠNJELIH REGRESORA

(3) OBJASNI KAKO POVEĆANJE MREŽE UTJEČE NA VARIJANCU POGREŠKE (FORMULA SA SLIDEOVA I OPISATI REGULARIZACIJE)

REGULARIZACIJE → ① EKSPLICITNA → ② IMPLICITNA

① EKSPLICITNA REGULARIZACIJA

Potrebno minimizirati kriterij:

za $N \to \infty$, $\Theta^* = \Theta^\circ$

$$\boxed{\Theta^\circ = \text{argmin}_\Theta \bar{J}(\Theta) = \text{argmin}_\Theta \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} [f_{NO}(\varphi(N)) - f_N(\varphi(k), \Theta)]^2}$$

Zanima nas srednja vrijednost kvadratične pogreške $J(\Theta^*)$. Da to odredimo treba nam njena očekivana vrijednost za sve skupove U/I podataka duljine N → $E(J(\Theta^*))$

Da ovo izračunamo treba ga linearizirati oko Θ°:

$$\boxed{E(J(\Theta^*)) = \sigma_\xi^2 + E(\bar{J}(\Theta^\circ)) + \sigma_\xi^2 \frac{n(\Theta)}{N}}$$

SLUČAJ

i) $\xi = \emptyset$ → Pogreška u potpunosti određena dimenz. neuronske mreže. Dim ↑, pogr ↓ ($E(\bar{J}(\Theta^\circ))$)

ii) $\xi \neq 0$ i $N \to \infty$ → $E(J(\Theta^*)) = \sigma_\xi^2 + E(\bar{J}(\Theta^\circ))$

dim ↑ $E(\bar{J}(\Theta^\circ))$ ↓ $E(J(\Theta^*)) \to \sigma_\xi^2$

iii) $\xi \neq 0$ i N konačan → Kako bi se osiguralo dobro svojstvo poopćavanja želimo smanjiti iznos člana $\sigma_\xi^2 \frac{n(\Theta)}{N}$

To postižemo ili smanjivanjem dimenzije modela ili povećanjem br. pod.

EKSPL. REG: $\nabla J_r(\Theta) = \nabla J(\Theta) + 2k_r\Theta$, $\nabla J(\Theta) >> 2k_r\Theta$ → REG. NEMA UČINKA

$\nabla J(\Theta) << 2k_r\Theta$ → REG. ČLAN VODI PARAM. K NULTOJ VR.

② IMPLICITNA REGULARIZACIJA

→ Izračunava se iznos funkcije $J(\Theta(k))$ na podacima za učenje i iznos na podacima za vrednovanje $J^v(\Theta(k))$ → u svakoj iteraciji

Postupak se zaustavlja u trenutku kada je ispunjen uvjet:

$$\boxed{J^v(\Theta(k)) \geq J^v(\Theta(k-1)) \text{ i } J(\Theta(k)) \leq J(\Theta(k-1))}$$

4 OBJASNITI IDEJU IZA KASKADNO KORELACIJSKE NEURONSKE MREŽE TE SAM ALGORITAM UČENJA IZGRADNJE MREŽE.

KASKADNA KORELACIJA NEURONSKE MREŽE spada pod postupke postupnog povećanja dimenzije neuronske mreže. Započinje s mrežom male dimenzije te joj potom povećava dimenziju postupno dok ne pronađe optimalnu.

POSTUPAK:
i) Kreće se od mreže koja se sastoji samo od ul. i izlaznog sloja
ii) Iterativno se dodaje po jedan neuron u skriveni sloj
iii) Parametri dodanog neurona se određuju na način da IZLAZ NEURONA - MAX KORELIRA S POGR. APROKSIMACIJE
iv) Postupak se zaustavlja kada se dosegne željena razina pogreške aproksimacije.

PARAMETRI NEURONA: TEŽINSKI KOEFICIJENT i POMAK

* VREDNOVANJE MODELA - ZAVRŠNA FAZA POSTUPKA IDENTIFIKACIJE

ZADAĆA - Objektivno vrednovati identificirani model procesa, odnosno ocijeniti stupanj podudarnosti vladanja identificiranog procesa modela sa stvarnim procesom (njegovim vladanjem)

Provjera se mora provoditi na podacima za vrednovanje

RAZLIKUJEMO: 1) PARAMETARSKE i 2) KORELACIJSKE POSTUPKE VREDNOVA...

1) PARAMETARSKI postupak vrednovanja modela VREDNUJE IDENTIFICIRANI MODEL PROCESA USPOREĐUJUĆI GA S MODELOM VIŠE DIMENZIJE.
on se ne identificira

ZASNIVA SE NA PROCJENI IZNOSA KRITERIJA KAKVOĆE MODELA VEĆE DIM. NA TEMELJU IZNOSA KRIT. KAKVOĆE IDENTIFICIRANOG MODELA.

2) KORELACIJSKI postupak vrednovanja modela temelji se na IZRAČUNAVANJU AUTOKORELACIJSKE F-je PREDIKCIJSKE POGR. i MEĐUKORELACIJSKIH F-ja ODREĐENIH KOMBINACIJA RASPOLOŽIVIH SIGNALA PROCESA.

PREDNOST: jednostavnost

15/16 12/13? (5) NAPIŠITE IZRAZ ZA KRITERIJSKU FUNKCIJU KOJA SE MINIMIZIRA U POSTUPKU UČENJA MREŽE S EKSPLICITNOM REGULARIZACIJOM. ŠTO SE TAKVIM KRITERIJEM POSTIŽE?

KRIT. FJA $\boxed{J_r(\theta) = J(\theta) + K_r\|\theta\|^2}$, K_r = Koef. regularizacije

⟹ Takvim kriterijem se postiže da se KAŽNJENIM ČLANOM SUVIŠNI PARAMETRI drže na što manjim iznosima, a da se pri tome ne utječe značajno na važne parametre mreže.

↳ SUVIŠNI PARAMETRI mreže su parametri koji ne utječu značajno na prvi član izraza za kriterijsku fju.

⟹ OBJAŠNJENJE UČINKA

→ $\Delta\theta \propto \nabla J_r(\theta)$ ⟹ Promjena parametara θ proporcionalna je negativnom gradijentu kriterijske fje $J_r(\theta)$

↳ $\nabla J_r(\theta) = \nabla J(\theta) + 2K_r\theta$

- AKO JE $\nabla J(\theta) \gg 2K_r\theta$ ⟹ Parametar θ jako utječe na iznos kriterijske funkcije pa je i gradijent kriterijske fje po njemu velik. To je značajan parametar i on se neće smanjivati pa tada REGULARIZACIJA NEMA UČINKA.

- AKO JE $\nabla J(\theta) \ll 2K_r\theta$ ⟹ Parametar θ jako malo utječe na kriterijsku fju, gradijent krit fje po njemu je jako mali. Kako bi smanjili kriterijsku funkciju, smanjujemo njegov iznos → PRITEŽEMO GA NA NULU

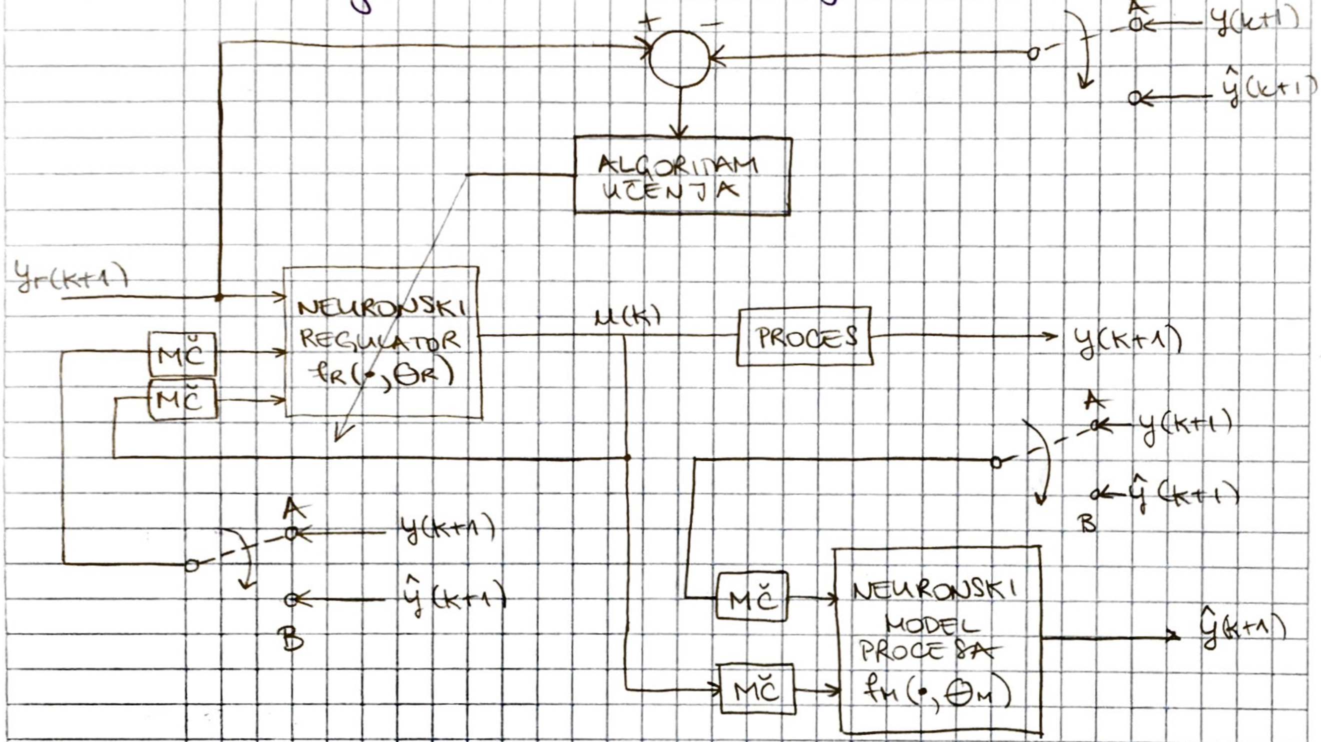
↳ CILJ: PRITEGNUTI PARAMETRE KOJI NE UTJEČU PUNO NA KRIT. FJU NA Ø JER ONI VODE DO PRENAUČENOSTI.

↳ POMAK (bias) - nerastuća fja od broja param. NM-e.

↳ SMANJENJEM BROJA PARAMETARA MREŽE IN SE OBIČNO POVEĆAVA NJEGOV IZNOS!

⟹ $K_r \uparrow$ varijanca $\downarrow$ pomak $\uparrow$

15/14 12/13 ⑥ NACRTATI BLOK SHEMU I OBJASNITI POSTUPAK NEIZRAVNOG INVERZNOG UPRAVLJANJA. KAKO GLASI IZRAZ ZA DERIVACIJU IZLAZA IZ NEURONSKOG MODELA PO NJEGOVOM ULAZU ZA SLUČAJ DVOSLOJNE NARX RBF (NARX MLP U 12/13) MREŽE S DVA NEURONA U SKRIVENOM SLOJU I PO DVA PROŠLA STANJA ULAZA I IZLAZA.



⇒ POSTUPAK učenja neizravnog neuronskog regulatora zasniva se na IDENTIFICIRANOM MODELU PROCESA koji se koristi za izračunavanje gradijenta kriterija kakvoće po parametrima regulatora.

UČENJE REGULATORA može se provoditi ONLINE (A, u interakciji s procesom) ili OFFLINE (B, bez interakcije s procesom).

i) $\boxed{\text{OFF LINE}}$ – Off line neizravno učenje se obavlja BEZ INTERAKCIJE S PROCESOM, što znači da INVERZNI MODEL PROCESA I UNAPRIJEDNI MODEL PROCESA moraju biti u NOE obliku

→ OPTIMALNA VR. PARAMETARA INVERZNOG NEURONSKOG REGULATORA U K-tom KORAKU UČENJA DOBIJU SE MINIMIZIRANJEM KRITERIJA KAKVOĆE

$$J_R(\Theta_R(k)) = \frac{1}{2} \sum_{\nu=0}^{N-1} \left(y_r(\nu+1) - \hat{y}(\nu+1, \Theta_R) \right)^2$$

SVAKI ALG. UČENJA ZAHTIJEVA PRORAČUN GRADIJENTA KRIT. F-je PO PARAMETRIMA REGULATORA Θ_R:

→ Potreban model procesa

→ REDNA PARC. DERIVACIJA IZLAZA NEUR. REG. PO NJEGOVIM PARAM.

$$\frac{\partial J_R(\Theta_R(k))}{\partial \Theta_R} = \sum_{\nu=0}^{N-1} \left[\hat{y}(\nu+1, \Theta_R) - y_r(\nu+1) \right] \frac{\partial \hat{y}(\nu+1)}{\partial u(\nu)} \frac{\partial u^+(\nu)}{\partial \Theta_R}$$

$$\frac{\partial u^+(\nu)}{\partial \Theta_R} = \frac{\partial u(\nu)}{\partial \Theta_R} + \sum_{p=1}^{n_b-1} \frac{\partial u(\nu)}{\partial u(\nu-p)} \frac{\partial^+ u(\nu-p)}{\partial \Theta_R} + \sum_{r=0}^{n_a-1} \frac{\partial u(\nu)}{\partial \hat{y}(\nu-r)} \frac{\partial^+ \hat{y}(\nu-r)}{\partial \Theta_R}$$

→

ii) **ON-LINE** – Postupak učenja se obavlja tijekom normalnog rada procesa i u interakciji s njim

→ PARAMETRI (INVERZNOG MOD. REG.) SE ODREĐUJU MINIMIZACIJOM KRITERIJA:

Kad poprimi zadanu mali iznos učenje se završava →

$$J_R(\Theta_R(k)) = \frac{1}{2} \sum_{i=k-\tau}^{k} (y_r(i) - y(i))^2$$

τ – duljina pomičnog prozora

→ GRADIJENT

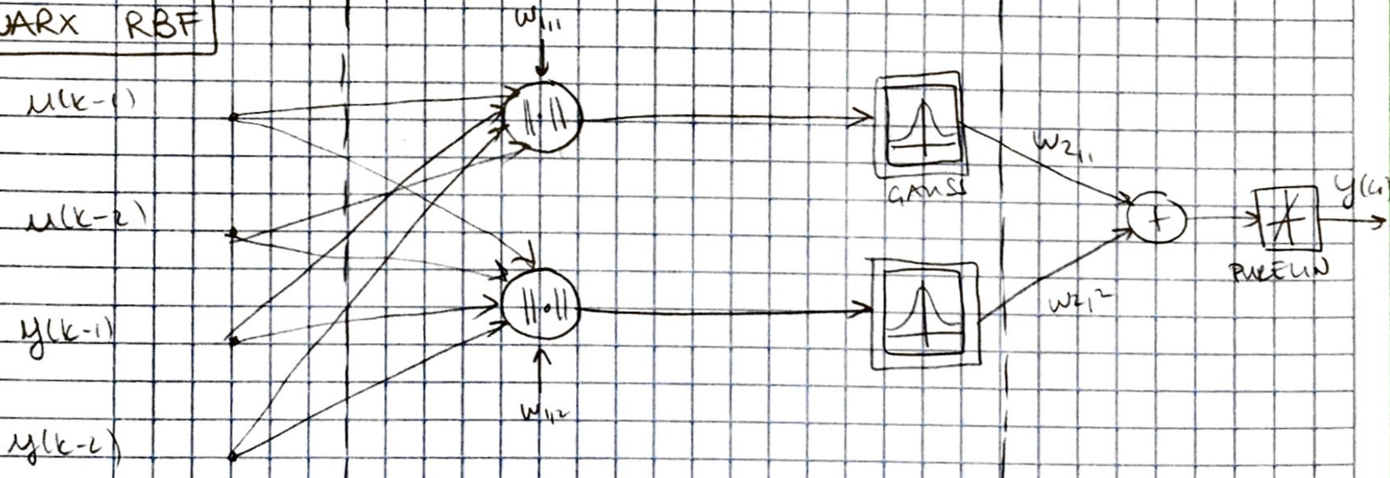
$$\frac{\partial J_R(\Theta_R(k))}{\partial \Theta_R} = \sum_{i=k-\tau}^{k} [y(i) - y_R(i)] \frac{\partial \hat{y}(i)}{\partial u(i-1)} \frac{\partial u(i-1)}{\partial \Theta_R}$$

⟹ NAKON ŠTO JE INVERZNI NEURONSKI REG. NAUČEN SPAJA GA SE U KASKADU S PROCESOM

→ IZRAVNO UČENJE VS. NEIZRAVNO UČENJE

- znatno složenije (OFFLINE)
- Koristi se kad NELINEARNOST PROCESA NIJE BIJEKTIVNA
- USMJERENO EKSPLICITNOM CILJU (temelji se na minimizaciji pogr. između željenog i stvarnog vladanja izlaza procesa

⟹ **NARX RBF**



GAUSS $\quad \Psi(\nu) = e^{-\frac{\nu^2}{2\sigma^2}} \qquad \Psi'(\nu) = -\frac{\nu}{\sigma^2} e^{-\frac{\nu^2}{2\sigma^2}}$

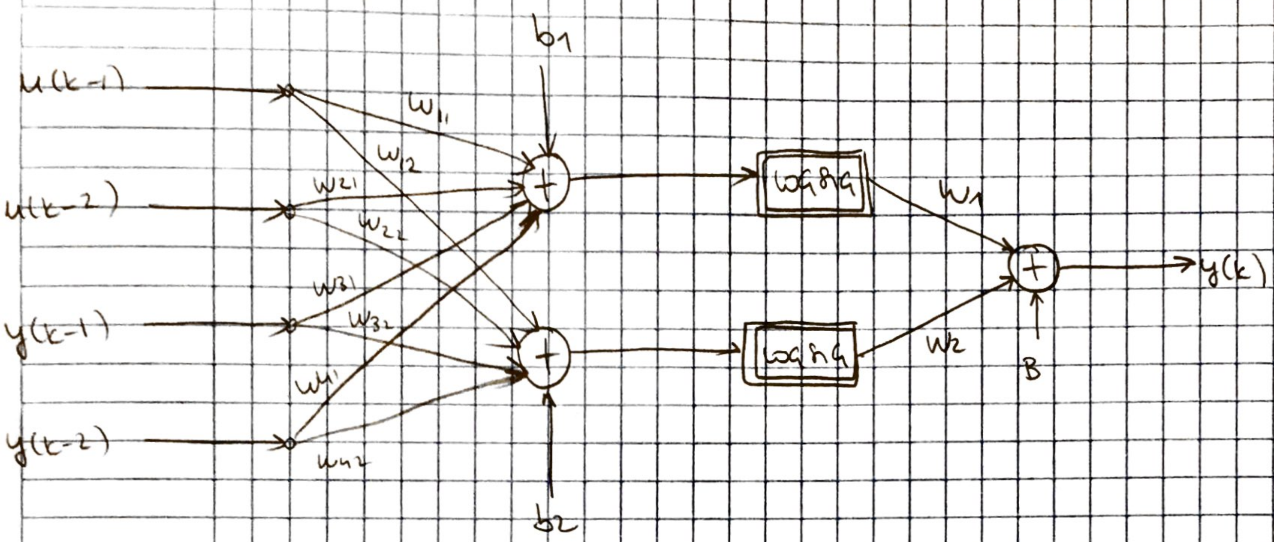
UL. VEKTOR $\quad \Psi(k) = \begin{bmatrix} u(k-1) \\ u(k-2) \\ y(k-1) \\ y(k-2) \end{bmatrix}$

MREŽA $\quad y(k) = w_{2,1} \cdot \Psi_1 \cdot (\| w_{11} - \Psi(k) \|) + w_{2_1} \Psi_2 (\| w_{12} - \Psi(k) \|)$

$$y(k) = w_{211} \Psi_1 \left(\sqrt{\sum_{i=1}^{4} (w_{11i} - \Psi_i(k))^2} \right) + w_{212} \Psi_2 \left(\sqrt{\sum_{i=1}^{4} (w_{12i} - \Psi_i(k))^2} \right)$$

$$= w_{2_1} \Psi_1 \cdot \frac{1}{\cancel{2}} \cdot \frac{1}{\| w_{11} - \Psi(k) \|} \cdot \cancel{2} (w_{111} - \Psi_1(k)) (-1)$$

NARX MLP



$$\varphi = \begin{bmatrix} u(k-1) \\ u(k-2) \\ y(k-1) \\ y(k-2) \end{bmatrix}$$

logsig $\rightarrow$ $\psi' = \psi(1-\psi)$

~~$y(k) = W_1 \psi_1$~~

$$y(k) = \sum_{i=1}^{2} W_i \, \psi_i\left(\sum_{j=1}^{4} (w_{ji}\varphi_j) + b_i\right) + B$$

$$\frac{\partial y(k)}{\partial \varphi_j} = \sum_{i=1}^{2} W_i \, w_{ji} \, \psi\left(\sum_{j=1}^{4} (w_{ji}\varphi_j) + b_i\right)\left(1 - \psi\left(\sum_{j=1}^{4} (w_{ji}\varphi_j) + b_i\right)\right)$$

7) KOJI UVJETI MORAJU BITI ISPUNJENI ZA IDEALNO UPRAVLJANJE UNUTARNJIM MODELOM, A KOJI ZA IDEALNU KOMPENZACIJU POREMEĆAJA

IDEALNO UPRAVLJANJE: zahtjeva BESKONAČNO POJAČANJE REG.

KOMPENZACIJA POREMEĆAJA: - Model procesa mora biti NOE strukture ako je regulator naučen offline
- $C = M^{-1}$
- $C = P^{-1}$ i $P = M$ (praćenje ref.)

$$G = y = \frac{CP}{1+(P-M)C} r \quad \frac{1-CM}{1+(P-M)C} d$$

8) KOD UPR. S UNUTARNJIM MODELOM, U KOJOJ SE STRUKTURI MODELA, NARX ILI NOE, POSTIŽE BOLJA KOMPENZACIJA POREMEĆAJA I ZAŠTO?!

Kod NOE, ukoliko je regulator naučen offline. Zato što je prema svojstvima IMC upr. neophodno da regulator što bolje opiše inverzni model modela procesa kako bi se postigla kompenzacija poremećaja bez statičke greške.

NOE → zato što NOE predstavlja prediktor N broja koraka. Svaka pogr. identif. modela se vraća na ulaz preko njegovih nelinearnosti koja može tu pogr. pojačavati. Zato je bolji NOE kako bi to izbjegli

$y_{ref}(k+1) = y_{rf}(k+1)$ $y(k) \downarrow \hat{y}$ (izlaz modela)
buduć. vr. ref.