



MRAS OBSERVER SA NEURONSKOM MREŽOM

Panto Ranković¹

Rezime: U ovom radu prikazan je jedan od načina za estimaciju (procenu) brzine obrtanja asinhronog motora. Kao estimator korišćen je MRAS observer sa neuronskom mrežom.

Ključne reči: Vektorsko upravljanje, neuronska mreža, observer, MRAS.

MRAS OBSERVER WITH NEURAL NETWORKS

Summary: In this paper presents one way for estimation speed of induction machine. As an estimator was used MRAS observer with neural network.

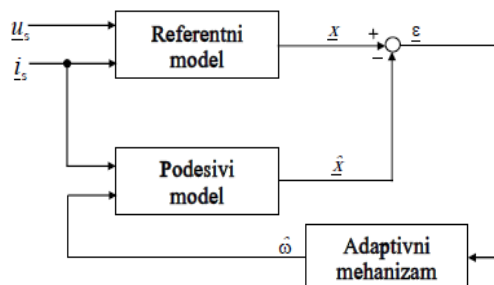
Key words: Vector control, neural networks, observer, MRAS.

1. UVOD

Vektorsko upravljanje asinhronog motora (AM) je često primenjivan koncept upravljanja u savremenim pogonima. Ideja vektorskog upravljanja sastoji se u tome da na komandovanu vrednost momenta, brzine ili pozicije dobije baš ta komandovana vrednost sa što boljim odzivom i što manjom greškom u stacionarnom stanju. Da bi se ostvario ovakav način upravljanja neophodno je imati informacije o struji, naponu, brzini i poziciji. Informacije o struji dobijaju se merenjem pomoću senzora sa Holovim efektom. Napon se dobija merenjem ili rekonstrukcijom, a brzina i pozicija se dobijaju uz pomoć davača na vratilu (enkoder, rezolver) ili se procenjuju pomocu nekog algoritma. Da bi se ostvarila regulacija u bilo kojoj petlji (strujnoj, brzinskoj, pozicionoj) neophodno je imati informaciju o položaju ili brzini vratila. U ovom radu biće predstavljen jedan napredan način određivanja brzine bez davača na vratilu tj. biće izvršena procena (observacija) brzine. Procena brzine biće izvršena pomoću MRAS (Model Reference Adaptive System) adaptivnog sistema koji sadrži dve povratne petlje. Jednom petljom se reguliše željena veličina u ovom slučaju brzina, a drugom se podešavaju regulacioni parametri u ovom slučaju fluksevi. Princip MRAS sistema prikazan je na slici 1.

Ovaj sistem je prilično složen čak i za današnje DSP procesore, pa se zbog toga modeluje u dq sistemu kako bi se operisalo sa "jednosmernim" veličinama koje su posledica raspredanja mašine.

¹ Panto Ranković, Tehnički fakultet, Svetog Save 65, Čačak, E-mail: elvip12@hotmail.com



Slika 1.

2. MODEL AM

Naponske jednačine koje opisuju AM u dq sistemu su:

$$u_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\Psi_{qs}}{dt} - \omega_s \Psi_{qs}$$

$$u_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\Psi_{ds}}{dt} + \omega_s \Psi_{qs}$$

$$u_{dr} = R_r i_{dr} + \frac{d\Psi_{dr}}{dt} - (\omega_s - \omega) \Psi_{qr}$$

$$u_{qr} = R_r i_{qr} + \frac{d\Psi_{qr}}{dt} + (\omega_s - \omega) \Psi_{dr}$$

Jednačine koje opisuju flukseve rotora i statora po dq osi su:

$$\Psi_{ds} = L_s i_{ds} + L_m i_{dr}$$

$$\Psi_{qs} = L_s i_{qs} + L_m i_{qr}$$

$$\Psi_{dr} = L_r i_{dr} + L_m i_{ds}$$

$$\Psi_{qr} = L_r i_{qr} + L_m i_{qs}$$

Može se napisati da je $\underline{u} = u_{ds} + j u_{qs}$. Isto važi i za flukseve i struje, pa jednačine dobiju oblik:

$$\underline{u}_s = R_s \underline{i}_s + \frac{d\Psi_s}{dt} + j\omega_s \Psi_s$$

$$\underline{u}_r = R_r \underline{i}_r + \frac{d\Psi_r}{dt} + j(\omega_s - \omega) \Psi_r$$

$$\Psi_s = L_s \underline{i}_s + L_m \underline{i}_r$$

$$\Psi_r = L_r \underline{i}_r + L_m \underline{i}_s$$

Ovim je postignuto da se lakše može manipulirati jednačinama, a lako se može preći na predhodni dq zapis. Manipulacijom ovih jednačina može se proceniti rotorski fluks.

Iz jednačine statorskog fluksa se izrazi \underline{i}_r i uvrsti se u jednačinu rotorskog fluksa. Dobija se sledeći izraz:

$$\underline{\Psi}_r = L_m \dot{i}_s + L_r \left(\frac{1}{L_m} \underline{\Psi}_s - \frac{L_s}{L_m} \dot{i}_s \right)$$

Nakon sređivanja predhodnog izraza dobija se:

$$\underline{\Psi}_r = \frac{L_r}{L_m} (\underline{\Psi}_s - \sigma L_s \dot{i}_s) \quad *$$

gde je: $\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}$

Predhodna jednačina predstavlja procenjeni fluks iz naponskog modela.

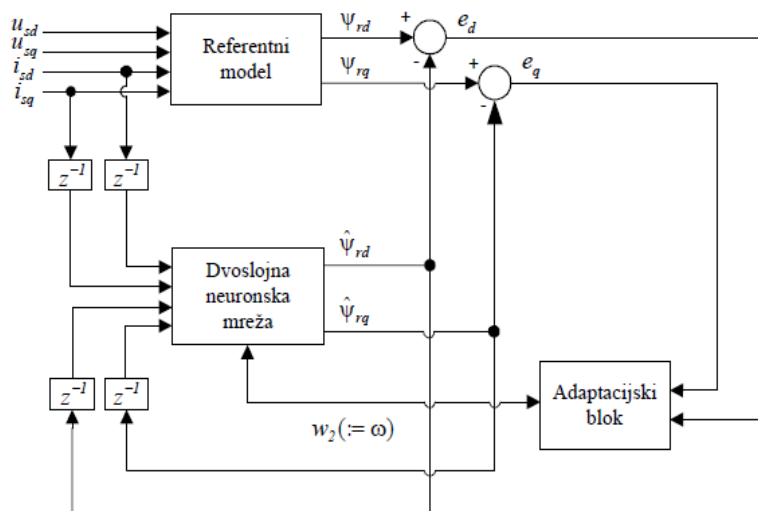
Do fluksa se mora doći i na drugi način kako bise dobio strujni model. Manipulacijom osnovnih jednačina može se doći do rotorske jednačine za napon napisane u obliku:

$$0 = -\frac{L_m}{T_r} \dot{i}_s + \left[\frac{1}{T_r} + j(\omega_s - \omega) \right] \underline{\Psi}_r + \frac{d\underline{\Psi}_r}{dt} \quad **$$

Iz navedene jednačine može se izraziti rotorski fluks .

3. MRAS OPSERVER

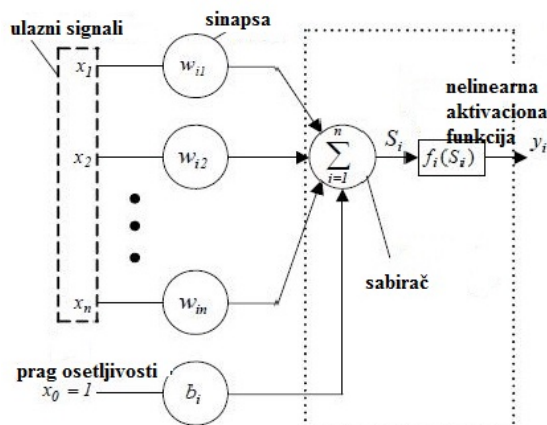
Na osnovu slike 1 potrebno je imati referentni model, podesivi model i adaptacioni blok. Ako se prate strelice koje pokazuju tok signala može se videti da naponski signal $\underline{u} = u_{ds} + ju_{qs}$ i strujni $\underline{i} = i_{ds} + ji_{qs}$ signal ulaze u referentni model, a strujni signal i informacija o procenjenoj brzini su ulaz u podesivi model. Jednačina označena sa * se usvaja kao referentni model ($\underline{\Psi}_s$ zavisi od u_s), a jednačina ** je podesivi model. Adaptivni model može biti PI regulator. Bolje rešenje se dobija ako se podesivi model predstavi neuronskom mrežom, a adaptacioni model će biti algoritam po kome se uči neuronska mreža. Tako da MRAS observer dobija sledeći oblik (slika 2):



Slika 2.

4. NEURONSKA MREŽA

Više neurona čini neuronsku mrežu koja po uzoru na ljudski mozak na osnovu iskustvenog znanja donosi odgovarajuće zaključke. Model veštačkog neurona prikazan je na slici 3. Ulazni signali protiču kroz sinapse i u aksonu se sabiraju, dalje se vode na telo neurona koje ima odgovarajuću prenosnu funkciju. Izlaz iz tela neurona je odgovarajući signal koji može imati željenu vrednost.



Slika 3.

Više povezanih neurona čini neuronsku mrežu.

DSP procesor ima takt rada na oko 40 MHz što mu omogućava da uzima odabirke struje i napona svakih npr. 100μs. Na osnovu tih odabiraka on računa rotorske flukseve po algoritmu koji je definisan jednačinama koje su označene sa * i **. Za observer je posebno značajna jednačina rotorskog fluksa koja se dobija iz strujnog modela.

$$0 = -\frac{L_m}{T_r} i_s + \left[\frac{1}{T_r} + j(\omega_s - \omega) \right] \Psi_r + \frac{d\Psi_r}{dt}$$

Kada se ova jednačina diskretizuje i raspregne po d i q osi dobija sledeći oblik:

$$\frac{1}{T_s} \left[\hat{\Psi}_{rd}(k) - \hat{\Psi}_{rd}(k-1) \right] = -\frac{1}{T_r} \hat{\Psi}_{rd}(k-1) + (\omega_s - \omega) \hat{\Psi}_{rq}(k-1) + \frac{L_m}{T_r} i_{sd}(k-1)$$

$$\frac{1}{T_s} \left[\hat{\Psi}_{rq}(k) - \hat{\Psi}_{rq}(k-1) \right] = -\frac{1}{T_r} \hat{\Psi}_{rq}(k-1) + (\omega_s - \omega) \hat{\Psi}_{rd}(k-1) + \frac{L_m}{T_r} i_{rq}(k-1)$$

Pri čemu je T_s vreme sempla $\frac{\Delta \Psi_{rq}}{\Delta t} = \frac{1}{T_s} \left[\hat{\Psi}_{rq}(k) - \hat{\Psi}_{rq}(k-1) \right]$, iz predhodne dve jednačine

izrazićemo $\hat{\Psi}_{rq}(k)$ i $\hat{\Psi}_{rd}(k)$:

$$\hat{\Psi}_{rd}(k) = \hat{\Psi}_{rd}(k-1) \left(1 - \frac{T_s}{T_r}\right) + (\omega_s - \omega) T_s \hat{\Psi}_{rd}(k-1) + \frac{T_s}{T_r} L_m i_{sd}(k-1)$$

$$\hat{\Psi}_{rq}(k) = \hat{\Psi}_{rq}(k-1) \left(1 - \frac{T_s}{T_r}\right) + (\omega_s - \omega) T_s \hat{\Psi}_{rd}(k-1) + \frac{T_s}{T_r} L_m i_{sq}(k-1)$$

Ako se uvede smena $\frac{T_s}{T_r} = c$ pod uslovom da je T_r konstantno mogu se definisati sledeći težinski koeficijenti:

$$w_1 = 1 - c$$

$$w_2 = -(\omega_s - \omega) c T_r = -(\omega_s - \omega) T_s$$

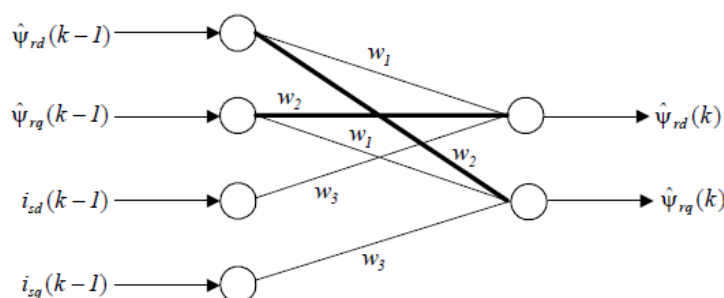
$$w_3 = c L_m$$

Jasno je da su w_1 i w_3 konstantni težinski koeficijenti, a w_2 promenljiv i proporcionalan brzini obrtanja. Sada se jednačine mogu predstaviti još prostije:

$$\hat{\Psi}_{rd}(k) = w_1 \hat{\Psi}_{rd}(k-1) - w_2 \hat{\Psi}_{rq}(k-1) + w_3 i_{sd}(k-1)$$

$$\hat{\Psi}_{rq}(k) = w_1 \hat{\Psi}_{rq}(k-1) - w_2 \hat{\Psi}_{rd}(k-1) + w_3 i_{sq}(k-1)$$

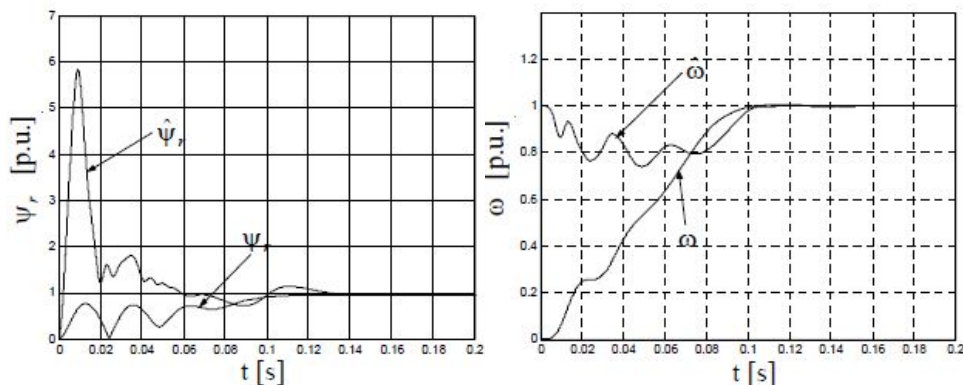
Sada je očigledno da ulazi u neuronsku mrežu moraju biti sve promenljive koje uz sebe imaju $k-1$, a izlaz su fluksevi u k -tom intervalu. Koeficijenti w_1, w_2, w_3 su sinapse. Neuronska mreža dobijena iz predhodnih jednačina prikazana je na slici 4.



Slika 4.

Jedini promenljivi koeficijent je w_2 u kome figuriše brzina. Mreža ima zadatak da menja taj koeficijent dok se ne dobije da je signal greške 0. To znači da je da su rotorski fluksevi iz referentnog i podesivog modela jednaki tj. brzina je tačna. Način na koji se menja koeficijent w_2 predstavlja algoritam učenja. Cilj svakog učenja je da što pre svde grešku na nulu .

Na slici 5 je prikazan odziv procenjenog fluksa i brzine u odnosu na stvarne vrednosti.



Slika 5.

Sa slika se vidi da nema greške u ustaljenom stanju, a prelazni proces traje oko 0,1 s.

5. ZAKLJUČAK

U radu je prikazan jedan od načina za procenu brzine obrtanja asinhronog motora. Opisani algoritam je samo jedan od mnogih koji su praktično potvrđeni. DSP procesor omogućava veliki broj izračunavanja u kratkom vremenskom intervalu što omogućava da se algoritmi praktično realizuju. U poslednjih deset godina velika pažnja je posvećena algoritmima za procenu brzine AM i servo motora sa permanentnim magnetima. Servo pojačavači (servo drive) sa vektorskim upravljanjem bez davača još nisu zaživeli u serijskoj proizvodnji, ali se predviđa da će u skorijoj budućnosti zameniti pogone sa davačem brzine. Svi algoritmi koji ocenjuju brzinu se dobijaju iz jednačina koje opisuju AM, tako da se pored konvencionalno prihvaćenih algoritama često u laboratorijama primenjuju i novi algoritmi koji su ideja istraživača. Zbog toga ova oblast pruža velike mogućnosti po pitanju analize i konstrukcije observera.

6. LITERATURA

- [1] Vas P., Artificial-Intelligence-Based Electrical Machines and Drives, Oxford university press.
- [2] C.M. Bishop, Neural Networks for Pattern Recognition, Oxford university press, 2000.
- [3] Vukadinović D., Procjena brzine vrtnje vektorski upravljano asinkronog motora primenom neuronske mreže, doktorska disertacija, Split, 2005.
- [4] Milosavljević M., Neuronske Mreže, Beograd: Elektrotehnički fakultet, 2005.
- [5] Lončarić S., Neuronske Mreže, Zagreb, 2004.
- [6] Panto R. Neuronske mreže i mogućnost primene u elektromotornim pogoniam, diplomski rad, Čačak: Tehnički fakultet, 2011.