

Sveučilište u Splitu
Fakultet elektrotehnike, strojarstva i brodogradnje

DINKO VUKADINOVIĆ

**PROCJENA BRZINE VRTNJE VEKTORSKI UPRAVLJANOG
ASINKRONOG MOTORA PRIMJENOM NEURONSKE MREŽE**

Doktorska disertacija

SPLIT, 2005.

Doktorska disertacija izrađena je na Zavodu za elektroenergetiku Fakulteta elektrotehnike, strojarstva i brodogradnje u Splitu

Mentor: Prof. dr. sc. Mate Smajo

Doktorska disertacija ima 188 stranica

Redni broj:

Zahvala

Zahvaljujem se dr. sc. Mati Smaji na predloženoj temi disertacije, nesebičnoj stručnoj pomoći pri njenoj izradi kao i za moj cjelokupni dosadašnji znanstveni i stručni rad.

Zahvaljujem se mr. sc. Milanu Perkovcu, direktoru tvrtke Drives & Control iz Zagreba, na doniranoj laboratorijskoj opremi koja mi je znatno pomogla u realizaciji laboratorijske makete.

Značajnu pomoć pri radu u laboratoriju sam dobio od inž. Ivice Penge, na čemu mu se iskreno zahvaljujem.

Posebno se zahvaljujem supruzi Tanji i sinu Ivanu za strpljenje i razumijevanje tijekom izrade rada.

1. UVOD	1
2. SUSTAVI VEKTORSKOG UPRAVLJANJA ASINKRONIM MOTOROM	4
2.1. Kratki pregled razvoja sustava vektorskih upravljanja asinkronim motorom	4
2.2. Struktura sustava vektorskog upravljanja asinkronim motorom zasnovana na magnetskom toku rotora	8
2.3. Vektorska modulacija napona PWM izmjenjivača	11
3. VEKTORSKO UPRAVLJANJE ASINKRONIM MOTOROM ZASNOVANO NA MRAS TEORIJI	24
3.1. Konvencionalni MRAS estimatori brzine vrtnje asinkronog motora	24
3.2. Struktura sustava vektorskog upravljanja asinkronim motorom zasnovana na MRAS teoriji	25
3.2.1. Procjena magnetskog toka rotora.....	26
3.2.2. Procjena brzine vrtnje rotora.....	29
3.2.2. Postupak identifikacije otpora statora.....	30
3.2.4. Rezultati simulacije sustava vektorskog upravljanja zasnovanog na MRAS teoriji.....	32
4. IZBOR STRUKTURA I METODA UČENJA NEURONSKIH MREŽA	40
4.1. Osnove rada biološkog neurona	40
4.2. Statički i dinamički modeli umjetnog neurona	41
4.3. Jednoslojne i višeslojne statičke neuronske mreže	47
4.4. Učenje statičkih neuronskih mreža	58
4.4.1. Nerekurzivni algoritmi učenja statičkih neuronskih mreža.....	67
4.4.2. Usporedba nerekurzivnih algoritama učenja na ispitnim funkcijama.....	84
4.5. Procjenjivanje brzine vrtnje asinkronog motora u sustavu zasnovanom na MRAS modelu primjenom dvoslojne statičke neuronske mreže	91
5. PROCJENA BRZINE VRTNJE NEURONSKOM MREŽOM U SUSTAVU VEKTORSKOG UPRAVLJANJA ASINKRONIM MOTOROM	102
5.1. Procjenjivanje brzine vrtnje asinkronog motora primjenom dvoslojne neuronske mreže	103
5.2. Procjenjivanje brzine vrtnje asinkronog motora primjenom višeslojnih neuronskih mreža	105
6. ANALIZA STABILNOSTI LINEARIZIRANOG SUSTAVA VEKTORSKOG UPRAVLJANJA	115
6.1. Linearizirani model sustava vektorskog upravljanja	115
6.2. Analiza položaja nula i polova prijenosne funkcije	122
7. EKSPERIMENTALNI RAZVOJ SUSTAVA VEKTORSKOG UPRAVLJANJA I POTVRĐIVANJE TEORIJSKIH ISTRAŽIVANJA	128
7.1. Razvoj laboratorijske postaje sustava vektorskog upravljanja asinkronim motorom	128

7.2. Programska realizacija sustava vektorskog upravljanja asinkronim motorom	133
7.3. Eksperimentalno potvrđivanje valjanosti odabranog sustava i razvijenog programa	144
7.4. Analiza utjecaja procjene međuinduktiviteta na stabilnost sustava	158
7.4.1. Analiza utjecaja procjene međuinduktiviteta na položaj nula i polova prijenosne funkcije brzine vrtnje	158
7.4.2. Rezime laboratorijskih mjerenja bez primjene neuronskih mreža	160
7.5. Eksperimentalna istraživanja primjenom neuronskih mreža	161
8. ZAKLJUČAK	168
9. DODACI	171
D1. Podaci asinkronog motora 5ABZ-90L-4	171
D2. Blokvske sheme podsustava za mjerenje faznih struja asinkronog motora i brzine vrtnje u <i>Simulink</i>-u primjenom dSpace kartice	172
D3. Blokvska shema neuronske mreže strukture 8-10-1 u <i>Simulink</i>-u sa detaljima prvog sloja	173
POPIS OZNAKA	174
LITERATURA	177

1. UVOD

Asinkroni motor (AM) je najčešće korišteni izmjenični stroj u suvremenim elektromotornim pogonima od kojih se sve više zahtjeva velika točnost poznavanja brzine i/ili pozicije rotora. Elektromotorni pogoni s AM-om po strukturi sustava upravljanja mogu biti skalarni ili vektorski. U okviru ove disertacije je istraživana jedna od sustava vektorskog upravljanja asinkronim motorom bez mjernog člana brzine vrtnje.

Tijekom posljednjih trideset godina razvili su se različiti sustavi vektorskog upravljanja AM-om. Zajedničko za sve njih je da se temelje na raspregnutom dvoosnom upravljanju, pri čemu je referentna veličina u jednoj osi odgovorna za brzinu vrtnje ili moment, a u drugoj osi za magnetiziranje stroja.

Svi sustavi vektorskog upravljanja zahtijevaju točno poznavanje nekih ili čak svih parametara motora. Koje parametre motora je potrebno poznavati ovisi o konkretnom sustavu vektorskog upravljanja. Omski otpori statora i rotora se mijenjaju pod utjecajem temperature namota motora, dok su rasipni induktiviteti statora i rotora i međuinuktivitet oni parametri koji su ovisni o magnetskom zasićenju u željezu i o frekvenciji napona napajanja. Pokazatelji kvalitete regulacije brzine vrtnje vektorski upravljano AM-a i stabilnost regulacijskog sustava u izravnoj su ovisnosti o točnosti procjene parametara AM-a. Tijekom vremena razvili su se algoritmi procjene parametara eksperimentima koji se izvode prije puštanja u pogon sustava vektorskog upravljanja (neizravni postupci, eng. off-line) i algoritmi procjene parametara za vrijeme rada sustava vektorskog upravljanja (izravni postupci, eng. on-line).

U sustavima vektorskog upravljanja AM-om intenzivno se istražuje procjena brzine vrtnje na temelju mjerenih struja i napona statora. Međutim, većina sustava vektorskog upravljanja AM - om bez mjernog člana brzine vrtnje se suočava sa problemom promjene parametara motora zbog utjecaja zasićenja u željezu i temperaturnih promjena omskih otpora statora i rotora.

U okviru ove disertacije analiziran je sustav vektorskog upravljanja asinkronim motorom zasnovan na referentnom modelu s adaptivnim sustavom (eng. Model Reference Adaptive System). Ovaj sustav vektorskog upravljanja se zasniva na teoriji adaptivne regulacije i teoriji observera. Procjenjivanje određene fizikalne veličine (vektor ulančenog magnetskog toka rotora, iznos vektora magnetskog toka rotora, inducirana elektromotorna sila, elektromagnetski moment motora, električna snaga u zračnom rasporu, trenutna vrijednost jalove snage i sl.) se odvija na dva načina: primjenom naponskog modela (jednadžba namota statora) i strujnog modela (jednadžba namota rotora). Razlika u procjeni odabrane fizikalne veličine dobivene iz ovih dvaju modela se koristi za procjenu brzine vrtnje i identifikaciju omskog otpora statora. Računalni algoritam koji na opisani način, u proračunima i u realnom pogonu, procjenjuje brzinu vrtnje i identificira omski otpor statora nazvan je observer. Procjenjivanje brzine vrtnje na opisani način je osigurano primjenom teorije hiperstabilnosti od Popov-a i primjenom Lyapunov-e teorije stabilnosti. U okviru ove disertacije se nije ulazilo u detalje ovih dviju teorija stabilnosti.

U većini suvremenih reguliranih elektromotornih pogona s kaveznim asinkronim motorom koriste se pretvarači frekvencije s konstantnim naponom istosmjernog međukruga i sa izmjenjivačem s PWM modulacijom (eng. pulse-width modulation). Ovi pretvarači imaju na mrežnoj strani diodni ispravljač ili ispravljač s pulsno-širinskom modulacijom (PWM). Upravljanje trenutnim vrijednostima napona na izlaznim stezaljkama PWM izmjenjivača realizira se uklapanjem i isklapanjem poluvodičkih energetskih sklopki trofaznog izmjenjivača po zadanom programu. Pulsno-širinska modulacija je jedno od najčešće istraživanih područja energetske elektronike u zadnjih trideset godina. Brzi razvoj sklopova energetske elektronike (bipolarnih, MOSFET i IGBT tranzistora) koji rade na visokim sklopnim frekvencijama diktira brže, točnije i jednostavnije modulacijske tehnike. Razvojem

digitalnih signal procesora (DSP) upravo je vektorska modulacija najčešća modulacijska tehnika u primjenama na elektromotorne pogone.

Brzinu vrtnje vektorski upravljanoj AM-a, između ostalog, moguće je procjenjivati i primjenom umjetne neuronske mreže. Umjetne neuronske mreže razvijene su s namjerom da se fizikalnim modelom zamijeni biološki živčani sustav. Matematički model vladanja neurona opisali su 1943. McCulloch i Pitts, što se može smatrati početkom novog tehničkog i znanstvenog područja pod nazivom umjetna inteligencija. Kod umjetnih neuronskih mreža su biološki neuroni i veze među njima modelirane matematičkim funkcijama. Općenito se može reći da je neuronska mreža višedimenzionalni nelinearni aproksimator željene fizikalne veličine. Postupak osposobljavanja neuronske mreže da za određene ulazne veličine da željene izlazne veličine naziva se učenje. Učenje neuronskih mreža na temelju ulazno-izlaznih podataka nelinearnog procesa može se promatrati kao problem aproksimacije nelinearnih funkcija. Algoritmi učenja neuronskih mreža iterativno određuju optimalne vrijednosti parametara neuronske mreže s ciljem minimiziranja odgovarajuće funkcije kakvoće koja je mjerilo kvalitete neuronske mreže.

Statičke neuronske mreže su najčešće korištene neuronske mreže, posebno u primjenama kao što su identifikacija i upravljanje procesima, obrada signala i prepoznavanje slike i oblika. Zbog toga su, između ostalog, statičke neuronske mreže i analizirane u ovoj disertaciji. Pretpostavlja se da će, u budućnosti, neuronske mreže imati značajnu ulogu u primjenama kod svih vrsta električnih strojeva. Primjenom neuronskih mreža moguće je procjenjivati praktički bilo koju varijablu stanja motora, elektromagnetski moment ili električnu snagu. Estimatori zasnovani na neuronskim mrežama se relativno brzo konstruiraju, a robusni su na promjene parametara motora i na šum.

U ovom radu je analiziran sustav vektorskog upravljanja AM-om zasnovan na MRAS teoriji, pri čemu je vektor magnetskog toka rotora ona fizikalna veličina koja se procjenjuje naponskim i strujnim modelom. Odabrano je da je strujni model referentni, a naponski je adaptivni. Ovakvim izborom referentnog i adaptivnog modela postiže se da je matematički model sustava vektorskog upravljanja jednostavniji nego da su referentni i adaptivni model obrnuto izabrani. Ovim pojednostavljenjem matematičkog modela regulacijskog sustava rasterećuje se signal procesor u kojem se implementira programski kod za aplikaciju sustava vektorskog upravljanja u realnom vremenu. Osim toga analiza stabilnosti sustava vektorskog upravljanja AM-om postaje jednostavnija. Matematički model sustava vektorskog upravljanja načinjen je u sinkrono rotirajućem d,q koordinatnom sustavu vezanom za magnetski tok rotora. Izborom d,q koordinatnog sustava postiže se da su komponente vektora struje statora istosmjernje veličine koje su pogodne za regulaciju.

Međuinduktivitet analiziranog motora se mijenja zbog zasićenja u željezu, posebno pri nižim frekvencijama napona napajanja. Zbog toga je u, sustavu vektorskog upravljanja zasnovanog na MRAS teoriji, posebna pažnja posvećena utjecaju pogreške procjene međuinduktiviteta motora koji se kao parametar nalazi u observeru, pa izravno utječe na pokazatelje kvalitete regulacije brzine vrtnje i stabilnost sustava vektorskog upravljanja.

Procjena brzine vrtnje AM-a neuronskom mrežom analizirana je primjenom jednostavne dvoslojne neuronske mreže sa samo jednim promjenljivim težinskim koeficijentom i primjenom višeslojnih neuronskih mreža različite strukture. Spomenuta jednostavna dvoslojna neuronska mreža primitivne je strukture, ali je dobar primjer za razumijevanje osnovnih principa rada neuronske mreže. Analizirane višeslojne neuronske mreže višestruko su složenije strukture. Ulazne veličine višeslojne neuronske mreže su komponente vektora napona i struje statora AM-a. Neuronska mreža je obučavana na komponentama vektora napona i struje statora i brzine vrtnje dobivenih na temelju matematičkog modela sustava vektorskog upravljanja AM-om sa uračunatim efektom zasićenja u željezu. Metoda proračuna

zasićenja u željezu potvrđena je laboratorijskim eksperimentima u stacionarnim i dinamičkim režimima rada motora. Neuronska mreža radi paralelno sa observerom i neovisna je o njemu.

Brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom osjetljiva je na točnost procjene međuinduktiviteta koji se kao parametar zadaje u sustavu vektorskog upravljanja. Pogreške u procjeni međuinduktiviteta motora dovode do izobličenja brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom. Analizom srednje vrijednosti i standardne devijacije brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom može se zaključiti o pogrešci procjene međuinduktiviteta motora. Zbog toga je neuronska mreža primijenjena kao pokazatelj točnosti procjene međuinduktiviteta AM-a.

Za potrebe analize stabilnosti sustava vektorskog upravljanja AM-om načinjena je prijenosna funkcija lineariziranog sustava vektorskog upravljanja po referentnoj brzini vrtnje. Promatranjem gibanja nula i polova ove prijenosne funkcije pod utjecajem pogreške procjene međuinduktiviteta može se zaključivati o stabilnosti MRAS sustava vektorskog upravljanja.

Za potrebe eksperimentalnih istraživanja izrađena je laboratorijska maketa MRAS sustava vektorskog upravljanja. Jezgra ove makete je suvremeni digitalni signal procesor *TMS320F240* koji je ugrađen u upravljačku karticu *DS1104*, proizvođača *dSpace*. U spomenuti signal procesor je implementiran kompletan sustav upravljanja AM-om, što uključuje generiranje PWM signala vektorske modulacije za upravljanje IGBT tranzistorima izmjenjivača, PI regulator brzine vrtnje, PI regulatore komponenti vektora struje statora i observer magnetskog toka rotora, brzine vrtnje i omskog otpora statora. Neuronske mreže su također implementirane u signal procesor. Software za sustav vektorskog upravljanja za rad u realnom vremenu napisan je u programu MATLAB, potprogram *Simulink*.

2. SUSTAVI VEKTORSKOG UPRAVLJANJA ASINKRONIM MOTOROM

2.1. Kratki pregled razvoja sustava vektorskih upravljanja asinkronim motorom

Asinkroni motor (AM) je najčešće korišteni izmjenični stroj u suvremenim elektromotornim pogonima od kojih se sve više zahtjeva i velika točnost poznavanja brzine i/ili pozicije rotora. Svi sustavi vektorskog upravljanja zahtijevaju točno poznavanje nekih ili čak svih parametara motora. Koje parametre motora je potrebno poznavati ovisi o konkretnom sustavu vektorskog upravljanja. Omski otpori statora i rotora se mijenjaju pod utjecajem temperature namota motora, dok su rasipni induktiviteti statora rotora i međuinduktivitet oni parametri koji su ovisni o magnetskom zasićenju u željezu i o frekvenciji napona napajanja. Iako parametri motora mogu značajno varirati, postojanje negativne povratne veze brzine vrtnje sa PI regulatorom minimizira njihov utjecaj.

Tijekom vremena su se razvili različiti sustavi vektorskog upravljanja AM-om. Zajedničko za sve njih je da se temelje na raspregnutom dvoosnom upravljanju, pri čemu je referentna veličina u jednoj osi odgovorna za brzinu vrtnje ili moment, a u drugoj osi za magnetiziranje stroja. Nemogućnost točnog poznavanja parametara motora dovodi do činjenice da se referenca brzine vrtnje razlikuje od stvarne brzine, i da se referentni vektor magnetskog toka rotora ili statora razlikuje po poziciji i iznosu od stvarnog vektora.

Vektorski upravljani asinkroni motor podrazumijeva postojanje regulacije elektromagnetskog momenta, brzine vrtnje rotora ili pozicije. Najveću osjetljivost na promjene parametara motora ima sustav vektorskog upravljanja koji se zasniva na direktnoj regulaciji momenta (eng. DTC, Direct Torque Control).

Poznavanje parametara AM-a u svim režimima rada od izuzetne je važnosti. Tijekom vremena razvili su se algoritmi procjene parametara eksperimentima koji se izvode prije puštanja u pogon sustava vektorskog upravljanja (neizravni postupci, eng. off-line) i algoritmi procjene parametara za vrijeme rada sustava vektorskog upravljanja (izravni postupci, eng. on-line).

Neizravni postupci određivanja parametara asinkronog motora

Suvremena istraživanja sustava vektorskog upravljanja se zasnivaju na postupcima izravne ili neizravne procjene parametara motora. Ukoliko asinkroni motor radi u uvjetima konstantnog magnetiziranja, tada je potrebno poznavati neke ili sve nazivne podatke parametara motora. Ukoliko asinkroni motor radi sa promjenljivom referencom magnetiziranja (optimirani elektromotorni pogoni, područje slabljenja polja i sl.) tada se svakako zahtjeva i poznavanje krivulje magnetiziranja.

Jedan od načina neizravnog načina određivanja parametra motora se zasniva na injektiranju istosmjernog ili izmjeničnog naponskog signala u namote statora. Na temelju odgovarajućih odziva izračunavaju se parametri motora. Neizravni načini određivanja parametara motora mogu podrazumijevati postojanje mehaničke kočnice za zaustavljanje vrtnje rotora ili se mirovanje rotora osigurava istosmjernim napajanjem, što je poželjnije. U literaturi su analizirani i odzivi napona jednofazno napajano asinkronog motora izmjeničnim ili istosmjernim naponom.

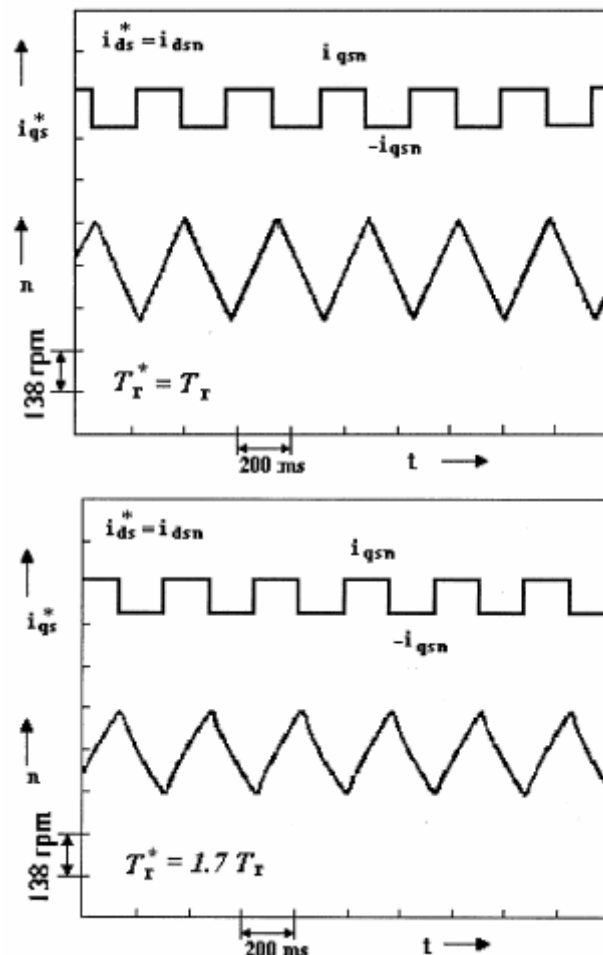
U literaturi [87] je istraživana eksperimentalna metoda procjene vremenske konstante rotora T_r na temelju laboratorijskih pokusa na asinkronom motoru jednofazno napajanim

izmjeničnim naponom. Predložena metoda je eksperimentalnog karaktera i proračunski nije komplicirana.

Kada se govori o neizravnim metodama procjene parametra AM-a često se podrazumijeva poznavanje i krivulje magnetiziranja. Snimanje krivulje magnetiziranja se uobičajeno obavlja eksperimentalno pokusom kratkog spoja i praznog hoda [20].

Značajan znanstveni pomak u određivanju krivulje magnetiziranja je napravljen u literaturi [28], jer je za određivanje krivulje magnetiziranja napravljen samo jedan laboratorijski pokus u stacionarnom stanju AM-a.

U literaturi [55] je napravljen jednostavan pokus za određivanje vremenske konstante rotora. Pokus se sastoji u sljedećem: u sustavu vektorskog upravljanja se referentna q -komponenta struje statora i_{sq}^* , koja je odgovorna za elektromagnetski moment, mijenja periodički i pravokutnog je valnog oblika. Ukoliko je, u tom slučaju, rotorska vremenska konstanta točno procijenjena, tada se brzina vrtnje mijenja periodički i trokutastog je valnog oblika. Opisani postupak određivanja rotorske vremenske konstante eksperimentalnog je karaktera, a odgovarajući valni oblici q -komponente struje statora i brzine vrtnje sa točno i netočno procijenjenom vremenskom konstantom rotora T_r preuzeti su iz literature [55] i prikazani su na slici 2.1.



Slika 2.1. Referentna q -komponenta struje statora i_{sq}^* i brzina vrtnje asinkronog motora snage 0,75 [kW] sa točno procijenjenom vremenskom konstantom rotora (gornji dio slike) i sa pogrešno procijenjenom vremenskom konstantom rotora, $T_r^* = 1,7T_r$ (donji dio slike)

Metoda za određivanje krivulje magnetiziranja spomenuta u literaturi [82] osigurava preciznu identifikaciju krivulje magnetiziranja i robusna je s obzirom na varijacije omskog otpora statora i mrtvog vremena pretvarača frekvencije. Opisani postupak zahtjeva samo mjerenja struja i napona tijekom zaleta asinkronog motora. Na ovaj način se minimizira utjecaj zasićenja u željezu i mehanički gubici na točnost identifikacije krivulje magnetiziranja pri nižim brzinama vrtnje.

Ostale istraživane metode za identifikaciju krivulje magnetiziranja su komplicirane i rjeđe se koriste. Jedna od njih je spomenuta u literaturi [82], a temelji se na identifikaciji krivulje magnetiziranja u stacionarnom stanju vektorski reguliranog AM-a u zatvorenom regulacijskom krugu. U ovom slučaju je potrebno kontrolirano teretiti ispitivani motor. Druga, složenija metoda određivanja krivulje magnetiziranja, temelji se na injektiranju poznatih viših harmoničkih komponenti u napon napajanja AM-a.

Neke od metoda određivanja krivulje magnetiziranja zahtijevaju dostupnost zvjezdista namota statora, što ponekad nije moguće realizirati [82].

Kompenzacija gubitaka u željezu vektorski reguliranog AM-a uobičajeno zahtjeva poznavanje odgovarajućeg nadomjesnog omskog otpora odgovornog za navedene gubitke. Spomenuti omski otpor je funkcija osnovnog harmonika napona napajanja. Jedan od načina određivanja omskog otpora odgovornog za gubitke u željezu opisan je u literaturi [53]. Spomenuti postupak određivanja ovog omskog otpora se sastoji u tome da se neopterećeni asinkroni motor napaja iz pretvarača frekvencije s PWM modulacijom tako da se napravi nekoliko eksperimenata s različitim osnovnim harmonicima napona napajanja.

Općenito se može reći da točnost određivanja parametara AM-a primjenom svih neizravnih postupaka ovisi o izboru vremena uzorkovanja potrebnih varijabli stanja, pogrešci A/D pretvorbe, razlučivosti i točnosti mjernih instrumenata. Dakle, pogreška procjene parametara motora je neizbježno prisutna. Glavni problem neizravnih postupaka određivanja parametra motora je svakako mrtvo vrijeme pretvarača frekvencije jer određivanje parametara na temelju rekonstruiranog vektora napona napajanja motora može biti vrlo diskutabilno ako se ne poznaje promjena napona na pretvaraču frekvencije.

Izravni postupci određivanja parametara asinkronog motora

Većina suvremenih istraživanja podrazumijeva pod pojmom izravnog postupka određivanja parametara AM-a određivanje rotorske vremenske konstante i omskog otpora statora. Zbog različitog pristupa problematici moguće je postojeće postupke svrstati u pet kategorija:

a) Postupci procjene rotorske vremenske konstante temeljeni na spektralnoj analizi

U ovu skupinu spadaju svi postupci kod kojih se određivanje vremenske konstante rotora zasniva na laboratorijskim eksperimentima koji su ostvareni sa strujama i/ili naponima statora koji sadrže injektirane više harmoničke komponente ili se, pak, metode istraživanja zasnivaju na spektralnoj analizi mjerenih struja i napona. Injektiranje viših harmoničkih komponenti u napon ili struju statora je potrebno u trenucima kada je asinkroni motor neopterećen, jer, u tom slučaju, inducirani napon rotora i struja rotora jednaki su nuli, pa nije moguće procjenjivati parametre rotora.

U literaturi [82] su spomenuti i neki postupci koji se temelje na injektiranju signala smetnje ili signala sa definiranim višim harmoničkim komponentama u mjerenu i_{sd} komponentu struje statora koja je odgovorna za magnetiziranje stroja. Jedan od takvih postupaka naveden je u literaturi [82], a zasniva se na injektiranju binarnog slučajno

generiranog signala u d - komponentu struje statora i određivanju, u tom slučaju, ovisnosti između d i q komponente mjerene struje statora. Informacija o sprezi ovih dvaju komponenti struje statora daje informaciju o procijenjenoj rotorskoj vremenskoj konstanti. Opisani postupak nije zadovoljavajući pri malim momentima tereta.

U literaturi [41] su spomenuti i neki izravni postupci procjene rotorske vremenske konstante na temelju viših harmonika sadržanih u struji statora, a kojima su uzrok ozubljenje rotora.

b) Postupci rotorske vremenske konstante T_r temeljeni na observerima

Određeni broj znanstvenih radova se temelji na izravnim postupcima procjene parametara asinkronog motora primjenom proširenog Kalman-ovog filtera ili proširenog Luenberger-ovog observera.

Prošireni Kalman-ov filter se temelji na procjeni rotorske vremenske konstante asinkronog motora mjerenjem statorskih napona i struja i brzine vrtnje rotora. U svojoj osnovi, spomenuti postupak podrazumijeva točno poznavanje svih ostalih parametara motora. U literaturi [88] je vremenska konstanta rotora uvedena kao nova varijabla stanja, zajedno sa komponentama struje statora i rotora. Prednost opisanog postupka je u tome što nije potrebno mjeriti brzinu vrtnje, a mana je u činjenici da veće promjene međuinduktiviteta mogu značajno utjecati na točnost procjene rotorske vremenske konstante.

Za potrebe procjene parametara asinkronog motora i njegovih varijabli stanja kao alternativa proširenom Kalman-ovom filteru pojavljuje se prošireni Luenberger-ov observer. Luenberger-ov observer se odlikuje, za razliku od Kalman-ovog filtera, velikom fleksibilnošću izbora pojačanja, bez nepovoljnog utjecaja na statičku točnost procjene. Glavni nedostaci proširenog Kalman-ovog filtera i proširenog Luenberger-ovog observera su veliki zahtjevi na mikroprocesor koji u realnom vremenu obavlja složene računске operacije, kao i pretpostavka da svi induktiviteti motora imaju konstantne vrijednosti.

Da bi se poboljšao prošireni Kalman-ov filter u literaturi [88] se predlaže, uz procjenu rotorske vremenske konstante, i istovremena identifikacija krivulje magnetiziranja.

c) Postupci procjenjivanja omskog otpora statora

Poznavanje točnog iznosa omskog otpora statora od izuzetne je važnosti u sustavima vektorskog upravljanja asinkronim motorom bez mjernog člana brzine vrtnje i mjernih senzora magnetskih tokova. Utjecaj omskog otpora statora je posebno izražen u području nižih frekvencija napona napajanja, kada njegov iznos postaje dominantan spram induktiviteta motora. Ukoliko je omski otpor statora netočno procijenjena pri nižim brzinama vrtnje pogreška u procjeni brzine vrtnje vektorski upravljanoj AM-a može biti značajna ili, u krajnjem slučaju, regulacijski sustav može postati nestabilan.

Posebna važnost poznavanja omskog otpora statora je u sustavima upravljanja koji se zasnivaju na direktnoj regulaciji momenta (DTC).

Procjenjivanje omskog otpora statora, slično kao i vremenske konstante rotora, moguće je realizirati primjenom nekog od observera, adaptivnim modelom s referentnim sustavom ili umjetnom inteligencijom [82].

d) Postupci procjene parametara asinkronog motora zasnovani na referentnom modelu s adaptivnim sustavom (MRAS)

Teorija adaptivnog modela s referentnim sustavom predmet je sustavne analize ove disertacije i ona će detaljno biti analizirana u 3. poglavlju.

e) Ostali postupci procjene parametara AM-a

U ostale postupke procjene parametara motora, između ostalih, spadaju postupci koji se temelje na umjetnoj inteligenciji. Ovdje se prvenstveno misli na neuronske mreže i fuzzy logiku.

U literaturi [81] je predstavljen postupak procjene omskog otpora rotora AM-a napajanog iz strujno reguliranog pretvarača frekvencije s PWM modulacijom. Napravljena je takva tehnika PWM modulacije koja osigurava da se jedna faza statora odspoji i izmjeri inducirani napon u njoj i struja u druge dvije faze i to dva do šest puta unutar jednog perioda napona napajanja. Na temelju ovih mjerenja određuje se omski otpor rotora. Nedostatak opisanog postupka je u tome što se dodatno izobličuje valni oblik napona napajanja motora.

2.2. Sustavi vektorskog upravljanja asinkronim motorom zasnovani na magnetskom toku rotora

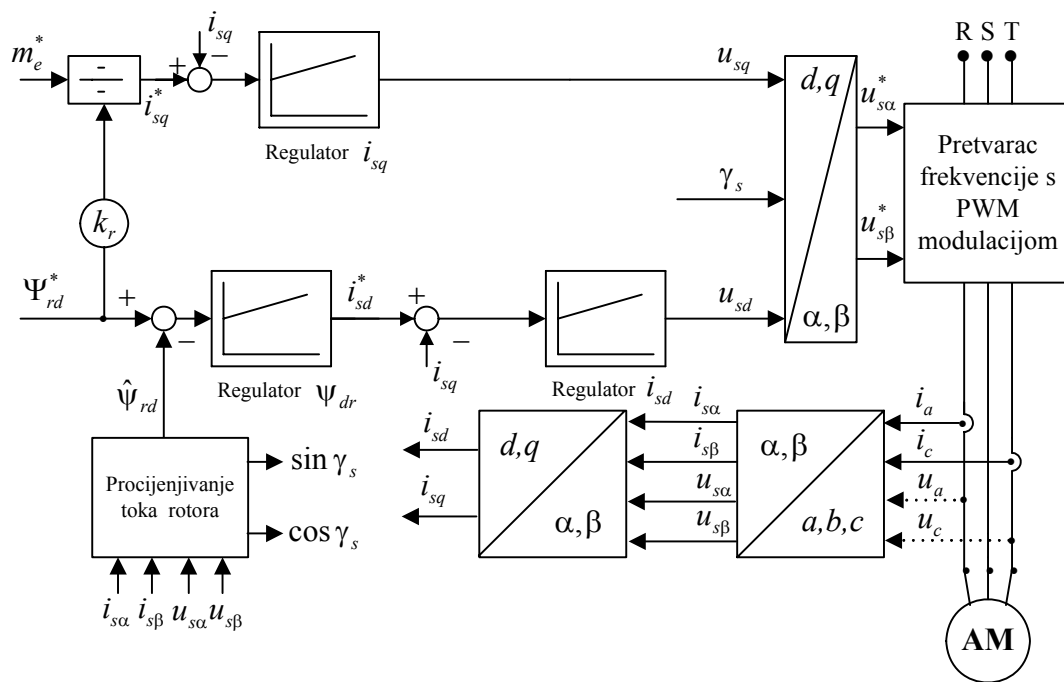
Općenito se može reći da sustavi vektorskog upravljanja AM-om zasnovani na magnetskom toku rotora imaju vrlo dobre statičke i dinamičke pokazatelje kvalitete regulacije. U ovim regulacijskim strukturama se može osigurati neovisno upravljanje elektromagnetskim momentom i magnetskim tokom. Postoje dva tipa vektorske regulacije zasnovane na orijentaciji polja po ulančenom magnetskom toku rotora: direktna orijentacija polja (eng. DFO, Direct Flux Orientation) i indirektna orijentacija polja (eng. IFO, Indirect Flux Orientation) [1].

U upravljačkoj strukturi koja se zasniva na direktnoj orijentaciji polja, s obzirom da nije moguće direktno mjeriti magnetski tok rotora, potrebno je za poznavanje amplitude i položaja magnetskog toka rotora razviti određene računске algoritme koji kao ulazne podatke imaju mjerene komponente vektora napona i struje statora. Glavni problem za većinu upravljačkih struktura koje se zasnivaju na direktnoj orijentaciji magnetskog polja je nemogućnost rada pri nižim brzinama vrtnje kada su dominantni padovi napona na omskim otporima rotora i statora i kada zahtijevana integracija struja i napona statora postaje problematična [1]. Ova struktura sustava vektorskog upravljanja je osjetljiva na promjene iznosa rasipnih induktiviteta statora i rotora, međuinduktiviteta i omskog otpora statora.

U upravljačkoj strukturi zasnovanoj na indirektnoj orijentaciji polja položaj vektora magnetskog toka rotora se proračunava na temelju zadane reference elektromagnetskog momenta i iznosa vektora magnetskog toka rotora koji se mjeri Hall-ovim senzorom. Kod ove strukture vektorskog upravljanja ne pojavljuju se problemi pri nižim brzinama vrtnje. Međutim, ovdje postoji vrlo velika osjetljivost na promjene vremenske konstante rotora T_r .

Karakteristično je da je upravljačka struktura zasnovana na direktnoj orijentaciji magnetskog polja manje osjetljiva s obzirom na promjene parametara nego upravljačka struktura zasnovana na indirektnoj orijentaciji magnetskog polja [1]. Zbog toga će se, u okviru ove disertacije, analizirati MRAS sustav vektorskog upravljanja koji se, u svojoj osnovi, temelji na direktnoj orijentaciji po magnetskom toku rotora.

Na slici 2.1. je prikazana funkcionalna blokovska shema tipičnog sustava vektorskog upravljanja AM-om koja se zasniva na magnetskom toku rotora. Svi elementi prikazani na slici 2.1. pripadaju energetsom, mjernom ili upravljačkom dijelu sustava. U energetske dio spadaju asinkroni motor i pretvarač frekvencije. Mjerni elementi su senzori faznih struja i napona statora. Svi ostali blokovi pripadaju upravljačkom dijelu i software-ski su realizirani primjenom digitalnog signal procesora.



Slika 2.1. Funkcionalna blokovska shema sustava vektorskog upravljanja asinkronim motorom zasnovanog na ulančenom magnetskom toku rotora

Na slici 2.1. se uobičajeno za regulator ulančenog magnetskog toka rotora koristi PI regulator zbog toga što će u tom slučaju statička pogreška između reference magnetskog toka rotora i procijenjenog iznosa magnetskog toka rotora biti jednaka nuli.

Estimator magnetskog toka rotora se može opisati pomoću sljedećih jednadžbi [20, 23]:

$$\hat{\bar{\Psi}}_s = \int (\bar{u}_s - \bar{i}_s R_s) dt, \quad (2.1)$$

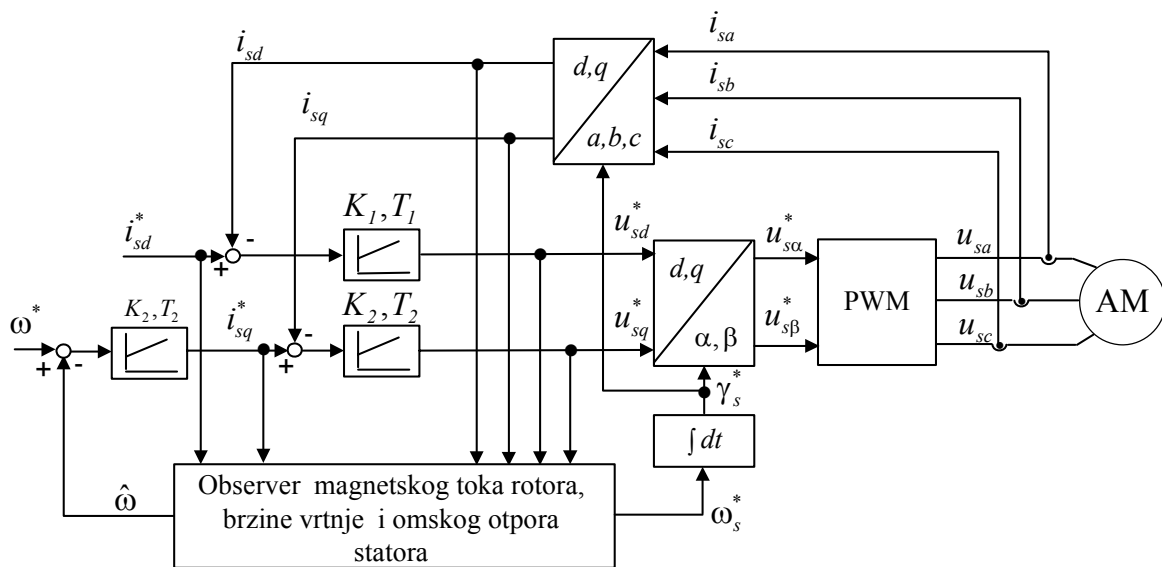
$$\hat{\bar{\Psi}}_r = \frac{L_r}{L_m} (\bar{\Psi}_s - \sigma L_s \bar{i}_s). \quad (2.2)$$

Jednadžba (2.1) pokazuje da točnost procjene ulančenog magnetskog toka statora ovisi o točnosti procjene omskog otpora statora i o mjerenoj točnosti komponenti vektora napona i struje statora \bar{u}_s i \bar{i}_s . Mjerenje komponenti vektora struje statora, uglavnom, nije problematično i realizira se primjenom senzora s Hall-ovim efektom. Komponente vektora napona statora AM-a napajano iz pretvarača frekvencije s PWM modulacijom sadrže izrazite više harmoničke komponente. Zbog toga se, za njihovo mjerenje mora osigurati vrlo visoka frekvencija uzorkovanja A/D pretvarača, što često predstavlja ograničenje. Zbog toga se vektor napona statora često ne mjeri, nego se rekonstruira na osnovi svoga referentnog vektora \bar{u}_s^* (na slici 2.1. njegove komponente su $\bar{u}_{s\alpha}^*$ i $\bar{u}_{s\beta}^*$). Ovakva rekonstrukcija vektora napona statora je omogućena primjenom suvremenih sklopova mikroelektronike i energetske elektronike koji osiguravaju da se referentni vektor prvog harmonika napona napajanja \bar{u}_s^* „preslika” na električke stezaljke statora AM - a, pa su stvarni i referentni vektori napona statora jednaki ($\bar{u}_s = \bar{u}_s^*$, idealizirani pretvarač frekvencije s PWM modulacijom).

U sustavu vektorskog upravljanja omski otpor statora je moguće procjenjivati nekim od postupaka spomenutih u poglavlju 2.1.

Jednadžba (2.2) pokazuje da procijenjeni ulančeni magnetski tok rotora ovisi o rasipnim induktivitetima i međuinaktivitetu stroja. Ovi induktiviteti mogu značajno varirati u ovisnosti o tome u kakvom režimu rada se nalazi promatrani stroj. Rasipne vrijednosti induktiviteta statora i rotora $L_{s\sigma}$ i $L_{r\sigma}$, uobičajeno, zadržavaju konstantne (nezasićene) vrijednosti, jer u sustavu vektorskog upravljanja struje statora i rotora ne poprimaju izrazito velike vrijednosti ($I_s < 2I_{sn}$) [69]. Međuinaktivitet L_m frekvencijski upravljanog motora je izrazito podložan utjecaju zasićenja u željezu, posebno u području nižih frekvencija napona napajanja. Zbog toga je analiza utjecaja točnosti procjene međuinaktiviteta AM-a na ponašanje sustava vektorskog upravljanja jedan od centralnih zadataka ovog rada.

Na slici 2.2. je prikazana funkcionalna blokovska shema istraživanog sustava vektorskog upravljanja AM-om bez mjernog člana brzine vrtnje koja se temelji na MRAS teoriji.



Slika 2.2. Funkcionalna blokovska shema analiziranog sustava vektorskog upravljanja AM-om koja se temelji na MRAS teoriji

Za razliku od sustava vektorskog upravljanja AM-om prikazanog na slici 2.1. sustav vektorskog upravljanja prikazan na slici 2.2. sadrži PI regulator brzine vrtnje. Izlaz iz ovog regulatora je referenca q – komponente struje statora i_{sq}^* i proporcionalna je elektromagnetskom momentu jednako kao i na slici 2.1. Referenca d – komponente struje statora i_{sd}^* proporcionalna je iznosu vektora magnetskog toka rotora. O ovome, kao i o prikazanom observeru magnetskog toka rotora, brzine vrtnje i omskog otpora statora bit će riječi detaljno u 3. poglavlju.

Zajedničko svim sustavima vektorskog upravljanja AM-om je primjena digitalnih mikroprocesora i PWM modulacija napona izmjenjivača. Digitalni signal procesor predstavlja jezgru sustava vektorskog upravljanja. Upravo pojavom brzih signal procesora teorija sustava vektorskog upravljanja AM-om postaje primjenjiva u praksi. Jedan od važnih zadataka signal procesora je generiranje signala potrebnih za PWM modulaciju vektora napona napajanja AM-a. Ovisno o vrsti PWM modulacije postiže se veća ili manja iskoristivost napona istosmjernog međukruga u_{dc} i mijenja se valni oblik faznog napona statora utječući na sadržaj viših harmoničkih komponenti u njemu. Ove više harmoničke komponente vektora napona napajanja odgovorne su za buku i vibracije AM-a, ali nisu zanimljive u sustavu regulacije brzine vrtnje motora.

Suvremeni pretvarači frekvencije redovito upotrebljavaju vektorsku modulaciju napona PWM izmjenjivača.

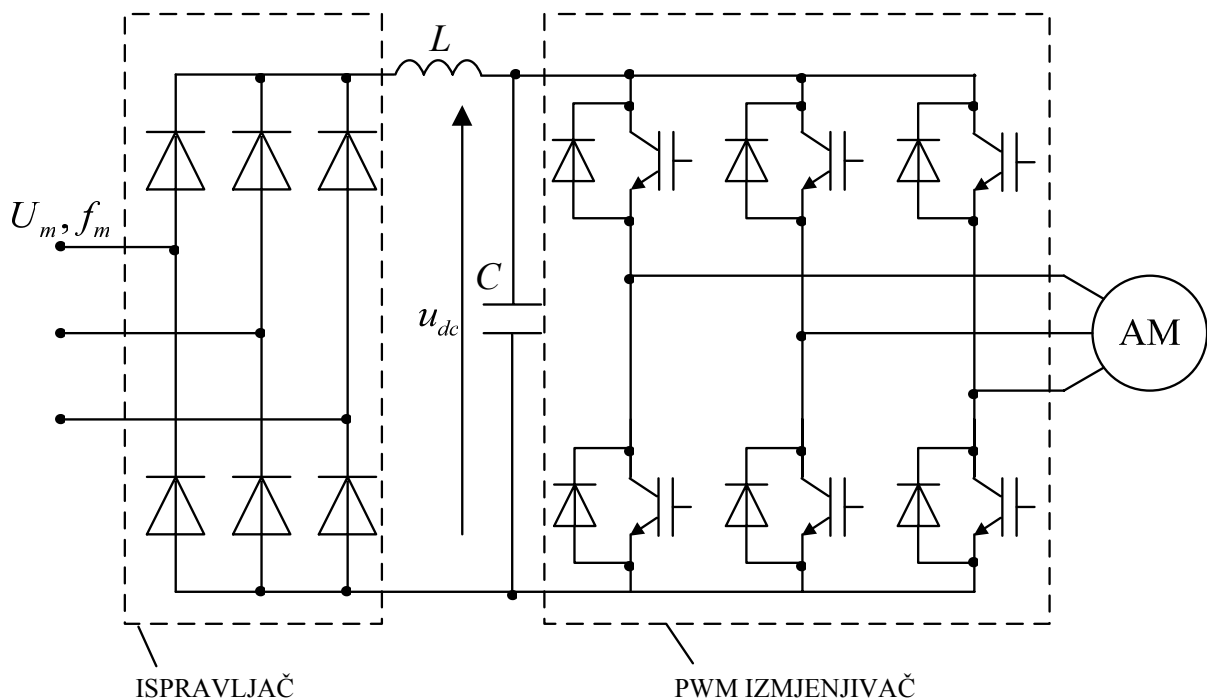
2.3. Vektorska modulacija napona PWM izmjenjivača

U većini suvremenih reguliranih elektromotornih pogona (EMP) s kavezim asinkronim motorom koriste se pretvarači frekvencije s konstantnim naponom istosmjernog međukruga i sa izmjenjivačem s PWM modulacijom (eng. pulse-width modulation). Ovi pretvarači imaju na mrežnoj strani diodni ispravljač ili ispravljač s pulsno-širinskom modulacijom (PWM). Upravljanje trenutnim vrijednostima napona na izlaznim stezaljkama PWM izmjenjivača realizira se uklapanjem i isklapanjem poluvodičkih energetskih sklopki trofaznog izmjenjivača po zadanom programu.

Napon na izlaznim stezaljkama pretvarača frekvencije sadrži uz osnovni harmonik i više harmoničke komponente, pa se u strujama i ulančenim magnetskim tokovima statora i rotora asinkronog motora napajano iz poluvodičkog pretvarača, u odnosu na klasično napajanje motora iz mreže, javljaju parazitne pojave – dodatni gubici, oscilirajući momenti i povećanje buke motora.

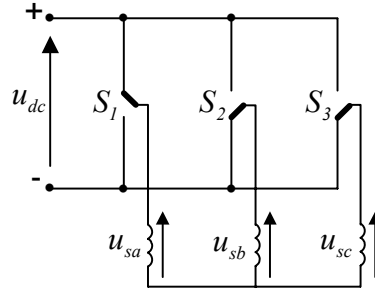
Pulsno-širinska modulacija je jedno od najčešće istraživanih područja energetske elektronike u zadnjih trideset godina. Brzi razvoj sklopova energetske elektronike (bipolarnih, MOSFET i IGBT tranzistora) koji rade na visokim sklopnim frekvencijama diktira brže, točnije i jednostavnije modulacijske tehnike. Razvojem digitalnih signal procesora (DSP) upravo je vektorska modulacija najčešća modulacijska tehnika.

Na slici 2.3. je prikazan elektromotorni pogon s asinkronim motorom, diodnim ispravljačem i PWM izmjenjivačem realiziranim s IGBT tranzistorima.



Slika 2.3. Elektromotorni pogon s asinkronim motorom, diodnim ispravljačem i PWM izmjenjivačem realiziranim s IGBT tranzistorima

Parovi IGBT tranzistora u svakoj od grana prikazanih na slici 2.3. funkcioniraju, u idealnom slučaju, kao sklopke koje mogu biti u stanju „uključeno” ili „isključeno”. Zbog toga je moguće napraviti nadomjesnu shemu trofaznog PWM izmjenjivača na način kako je to prikazano slikom 2.4. [76].



Slika 2.4. Jednostavna nadomjesna shema trofaznog PWM izmjenjivača

U ovisnosti o položaju sklopki prikazanih na slici 2.4. vektor faznog napona statora asinkronog motora se može nalaziti u šest različitih položaja. Osim toga, postoje i dva tzv. nul-vektora faznog napona statora koja se pojavljuju u slučaju kada su namoti statora kratko spojeni. Šest ne-nultih vektora faznog napona statora (\bar{u}_k , $k=1,2,3,4,5,6$) i dva nul-vektora (\bar{u}_7 i \bar{u}_8) se mogu definirati sljedećom jednadžbom [47]:

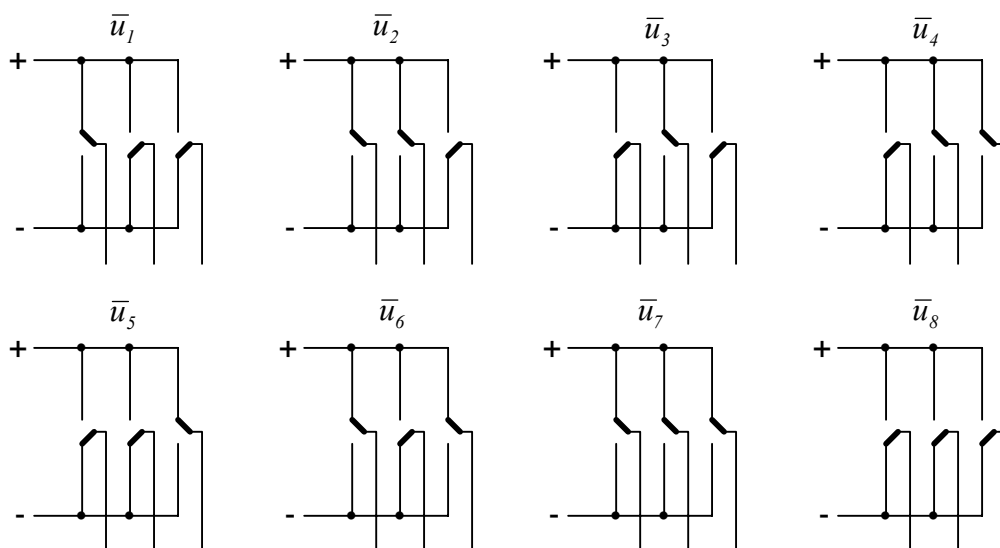
$$\bar{u}_k = \begin{cases} \frac{2}{3} u_{dc} e^{j(k-1)\frac{\pi}{3}}, & k = 1, 2, \dots, 6 \\ 0, & k = 7, 8 \end{cases}, \quad (2.3)$$

pri čemu je u_{dc} napon istosmjernog međukruga.

Vektor napona statora asinkronog motora je $\bar{u}_s = \frac{2}{3}(u_{sa} + \bar{a}u_{sb} + \bar{a}^2u_{sc})$, pri čemu su: $\bar{a} = e^{j\frac{2\pi}{3}}$,

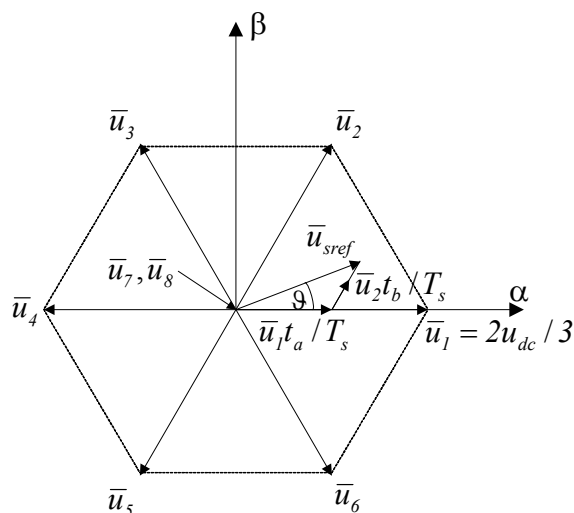
$$u_{sa} = u_1, \quad u_{sb} = u_2, \quad u_{sc} = u_3.$$

Osam prekidačkih stanja IGBT sklopki prikazano je na slici 2.5.



Slika 2.5. Osam prekidačkih stanja IGBT sklopki sa odgovarajućim vektorima faznog napona statora asinkronog motora

U stacionarnom α, β koordinatnom sustavu šest ne-nul vektora faznog napona statora asinkronog motora prikazani su na slici 2.6 [10].



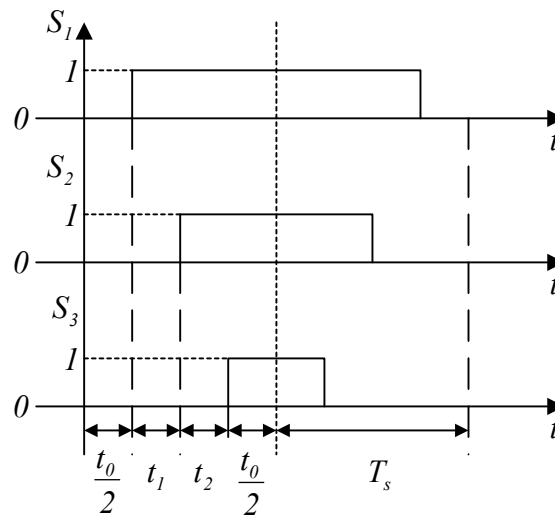
Slika 2.6. Položaj vektora faznog napona statora asinkronog motora u α, β koordinatnom sustavu

Kao što je prikazano na slici 2.6. šest ne-nul vektora faznog napona statora formiraju u α, β koordinatnom sustavu heksagon. Bitno je istaknuti da vektor faznog napona statora rotira gibajući se od jednog vrha heksagona do drugog susjednog vrha na način da se promjeni položaj samo jedne sklopke u odnosu na prethodno stanje (slika 2.5.). Nul-vektori se nalaze u ishodištu koordinatnog sustava. Na slici 2.6. se također nalazi i referentni vektor faznog napona statora \bar{u}_{sref} koji se može nalaziti u bilo kojem od šest sektora heksagona. Bilo koji zadani referentni vektor faznog napona statora se može realizirati kao linearna kombinacija dvaju susjednih ne-nul vektora. Osnovni cilj vektorske modulacije je preslikati što vjernije vektor referentnog napona statora \bar{u}_{sref} na stezaljke motora na način da harmonijska distorzija struje statora bude minimalna uz što veću sklopnu frekvenciju IGBT tranzistora. Da bi se to ostvarilo period PWM modulacije T_s mora iznositi [10]:

$$T_s = \frac{1}{2f_s}, \quad (2.4)$$

pri čemu je f_s frekvencija rada poluvodičkih IGBT sklopki.

Da bi se bilo koji referentni vektor faznog napona statora preslikao na stezaljke statora potrebna su samo tri vektora heksagona koji su susjedni vektoru \bar{u}_{sref} ; \bar{u}_a , \bar{u}_b ($\bar{u}_1, \bar{u}_2, \bar{u}_3, \bar{u}_4, \bar{u}_5, \bar{u}_6$) i nul-vektor \bar{u}_0 (\bar{u}_7 ili \bar{u}_8). To znači da se tijekom procesa sklapanja IGBT sklopki uvijek polazi od jednog nultog stanja (\bar{u}_7 ili \bar{u}_8), zatim se samo jedna od tri sklopke prebacuje u drugi položaj (slika 2.5.). Nakon toga se samo jedna od preostale dvije sklopke prebacuje u drugi položaj, da bi se na kraju intervala T_s ponovno završilo s jednim od dva nulta stanja. Npr. ako se referentni vektor faznog napona statora nalazi u prvom sektoru kako to prikazuje slika 2.6. tada se vektori \bar{u}_a i \bar{u}_b moraju birati na način da je $\bar{u}_a = \bar{u}_1$ i $\bar{u}_b = \bar{u}_2$. U ovom slučaju ciklus prekidačkih funkcija je takav da je vremenski slijed vektora faznog napona sljedeći: $\bar{u}_8, \bar{u}_1, \bar{u}_2, \bar{u}_7, \bar{u}_2, \bar{u}_1, \bar{u}_8, \bar{u}_1, \bar{u}_2, \bar{u}_7, \bar{u}_2, \bar{u}_1$. Tijekom opisanog procesa, na slici 2.7., je ilustrirana prekidačka funkcija sklopki S_1 , S_2 i S_3 .



Slika 2.7. Ilustracija prekidačkih funkcija sklopki S_1 , S_2 i S_3 u slučaju kada se referentni vektor napona statora \bar{u}_{sref} nalazi u prvom sektoru heksagona

S obzirom da je referentni vektor faznog napona statora asinkronog motora konstantan tijekom perioda PWM modulacije T_s može se pisati:

$$|\bar{u}_{sref}| e^{j\theta} T_s = \bar{u}_1 t_1 + \bar{u}_2 t_2 + \bar{u}_0 t_0, \quad (2.5)$$

pri čemu vrijedi da je:

$$T_s = t_1 + t_2 + t_0. \quad (2.6)$$

Vremenski intervali t_1 , t_2 i t_0 predstavljaju vremena trajanja prekidačkih stanja koja su opisana susjednim vektorima $\bar{u}_a = \bar{u}_1$, $\bar{u}_b = \bar{u}_2$ i vektorom \bar{u}_0 , respektivno.

Na slici 2.6. je pokazano da zbroj vektora $\bar{u}_1 t_1 / T_s$ i $\bar{u}_2 t_2 / T_s$ određuje referentni vektor faznog napona statora motora \bar{u}_{sref} . Dakle, smisao vektorske modulacije je upravo u određivanju vremenskih intervala t_1 , t_2 i t_0 takvih da bi se realiziralo da je $\bar{u}_1 t_1 / T_s + \bar{u}_2 t_2 / T_s = \bar{u}_{sref}$ za zadani iznos T_s , $|\bar{u}_{sref}|$ i kut ϑ (ili za zadani T_s , $u_{s\alpha}$ i $u_{s\beta}$). Uvrštavanjem jednadžbe (2.3) u jednadžbu (2.5) i razdvajanjem realnog i imaginarnog dijela mogu se dobiti jednadžbe za računanje vremenskih intervala t_1 i t_2 [10, 47]:

$$t_2 = m T_s \sin \vartheta, \quad (2.7)$$

$$t_1 = m T_s \sin(60^\circ - \vartheta), \quad (2.8)$$

pri čemu je m indeks modulacije koji iznosi $m = \sqrt{3} |\bar{u}_{sref}| / u_{dc}$. Vrijeme t_0 se može izračunati primjenom jednadžbe (2.6):

$$t_0 = T_s - t_1 - t_2. \quad (2.9)$$

Ukoliko se referentni vektor faznog napona statora \bar{u}_{sref} nalazi u jednom od preostalih pet sektora heksagona prikazanog na slici 2.6. vremena trajanja dvaju susjednih vektora heksagona t_k i t_{k+1} se mogu odrediti na analogan način. Općenito, jednadžba (2.5) se može pisati u obliku:

$$|\bar{u}_{sref}| e^{j\Delta\vartheta} T_s = \bar{u}_k t_k + \bar{u}_{k+1} t_{k+1} + \bar{u}_0 t_0, \quad (2.10)$$

pri čemu se vremena trajanja vektora \bar{u}_k , \bar{u}_{k+1} i \bar{u}_0 računaju na sljedeći način:

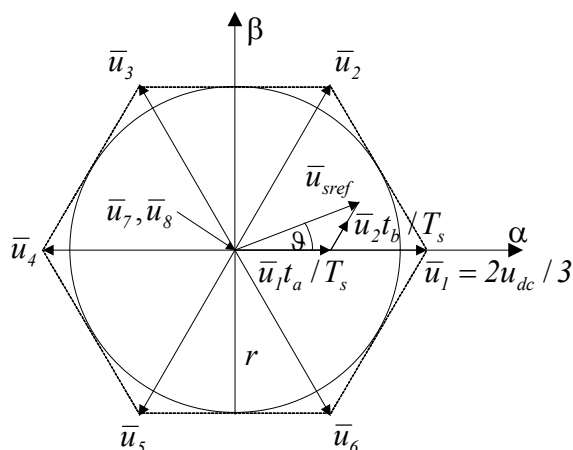
$$t_{k+1} = m T_s \sin \Delta\vartheta, \quad (2.11)$$

$$t_k = m T_s \sin(60^\circ - \Delta\vartheta), \quad (2.12)$$

$$t_0 = T_s - t_k - t_{k+1}, \quad (2.13)$$

pri čemu je $\Delta\vartheta$ kut između vektora \bar{u}_{sref} i vektora heksagona najbližeg vektoru \bar{u}_{sref} i desno od njega.

Za određivanje maksimalnog izlaznog napona PWM izmjenjivača potrebno je voditi računa da zbroj vektora $\bar{u}_1 t_1 / T_s$ i $\bar{u}_2 t_2 / T_s$ ne izađe iz područja kruga upisanog u heksagon na slici 2.8.



Slika 2.8. Ograničavanje referentnog vektora faznog napona motora \bar{u}_{sref}

Radijus kružnice r prikazane na slici 2.8. iznosi:

$$r = \frac{\sqrt{3}}{2} \frac{2}{3} u_i = \frac{\sqrt{3}}{3} u_{dc}. \quad (2.14)$$

Jednadžba (2.14) definira maksimalni referentni vektora faznog napona motora:

$$|\bar{u}_{sref}|_{\max} = \frac{\sqrt{3}}{3} u_{dc}. \quad (2.15)$$

U ovom slučaju bi maksimalni iznos indeksa modulacije iznosio $m=1$.

Dakle, ako je npr. $u_{dc} = 540 [V]$, tada je prema jednadžbi (2.15) $|\bar{u}_{sref}|_{\max} = 312 [V]$. Ovo je maksimalni iznos amplitude faznog napona asinkronog motora dobiven za $m=1$. Tada je efektivni iznos faznog napona motora $312/\sqrt{2} = 221 [V]$, a linijski napon je $221 \cdot \sqrt{3} = 382 [V]$. Ovo je maksimalni mogući napon na izlaznim stezaljkama PWM izmjenjivača za zadani iznos napona istosmjernog međukruga.

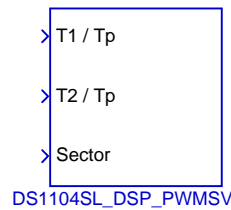
Algoritam vektorske modulacije

Predloženi algoritam vektorske modulacije je prilagođen digitalnom signal procesoru (DSP) *TMS320F240* (proizvođač Texas Instruments) implementiranom u upravljačku karticu *dSpace DS1104*.

Algoritam vektorske modulacije se može opisati u sljedećih 7 točaka:

1. Na temelju zadanih komponenti vektora faznog napona statora u α, β koordinatnom sustavu $u_{s\alpha}$ i $u_{s\beta}$ izračunava se modul referentnog vektora faznog napona statora \bar{u}_{sref} na način da je $|\bar{u}_{sref}| = \sqrt{u_{s\alpha}^2 + u_{s\beta}^2}$. Modul ovog vektora treba u svakom trenutku biti manji od $|\bar{u}_{sref}|_{\max}$ definiranog jednadžbom (2.14).

2. Argument vektora \bar{u}_{sref} se računa na način da je $\vartheta = \arctg \frac{u_{s\beta}}{u_{s\alpha}}$.
3. Računa se indeks modulacije m ($m = \sqrt{3} |\bar{u}_{sref}| / u_{dc}$).
4. Pomoću kuta ϑ određuje se broj sektora heksagona N u kojem se nalazi vektor \bar{u}_{sref} .
5. Izračunava se kut $\Delta\vartheta$ ($0 \leq \Delta\vartheta \leq 60^\circ$) koji pokazuje koliki je kut između vektora \bar{u}_{sref} i vektora heksagona najbližeg vektoru \bar{u}_{sref} i desno od njega; $\Delta\vartheta = \vartheta - (N - 1) \cdot 60^\circ$.
6. Primjenom jednadžbi (2.11) i (2.12) izračunavaju se omjeri t_k / T_s i t_{k+1} / T_s .
7. Omjeri t_k / T_s i t_{k+1} / T_s i broj sektora N se u Simulink-u spajaju na blok za generiranje signala za upravljanje IGBT modulima.



Slika 2.9. dSPACE-ov blok za upravljanje izlaznim signalima vektorske modulacije sadržan u Simulink-u

Neke od prednosti vektorske modulacije u odnosu na druge tehnike PWM modulacije su [31]:

1. Manji sadržaj viših harmoničkih komponenti u vektoru struje statora,
2. 15 [%] veći izlazni napon nego kod sinusne modulacije za isti napon istosmjernog međukruga, tj. 15 [%] veća iskoristivost istosmjernog međukruga,
3. Smanjuje se broj sklapanja poluvodičkih sklopki po periodi osnovnog harmonika napona napajanja, pa su, dakle, manji sklopni gubici poluvodičkih sklopki.

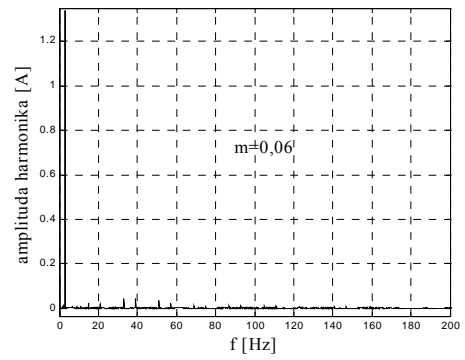
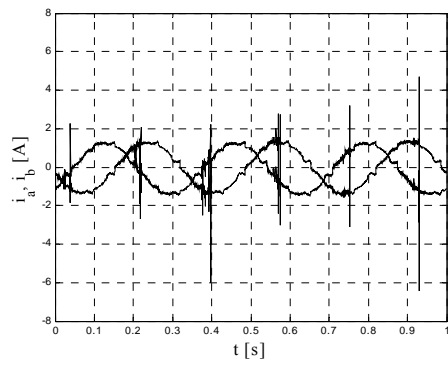
Spektralna analiza mjenog vektora struje statora asinkronog motora

Struja statora motora je mjerena sensorima sa Hall-ovim efektom, proizvođač LEM. Proizvođački naziv ovog strujnog senzora je LP 50-P. Primarna nazivna struja je 50 [A], a klasa točnosti je 0,9 [%]. Mjerene su dvije fazne struje, a treća fazna struja se rekonstruira. To je moguće jer su namoti statora motora spojeni u zvijezdu bez nul-voda.

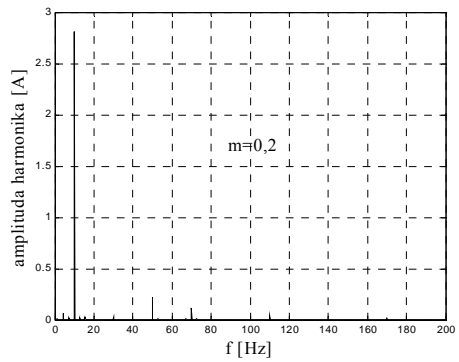
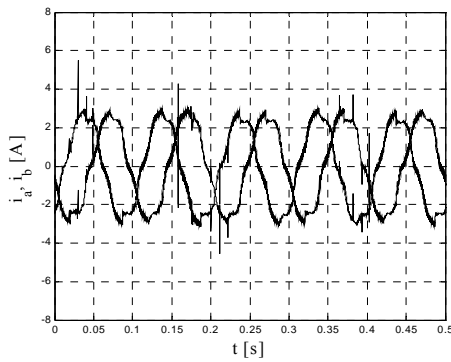
Odabrano je da je frekvencija rada poluvodičkih IGBT sklopki $f_s = 4$ [kHz]. U tom slučaju je, prema jednadžbi (2.4) period PWM modulacije T_s iznosi 125 [μ s]. Vrijeme uzorkovanja je također 125 [μ s] jer nema svrhe uzorkovati struju češće nego što na nju možemo utjecati. Uzorkovanje faznih struja statora se obavlja A/D pretvaračem (dSpace) sa 12-bitnom razlučivosti i vremenom pretvorbe signala od 800 [ns].

Mrtvo vrijeme signala PWM modulacije iznosi $t_d = 5$ [μ s].

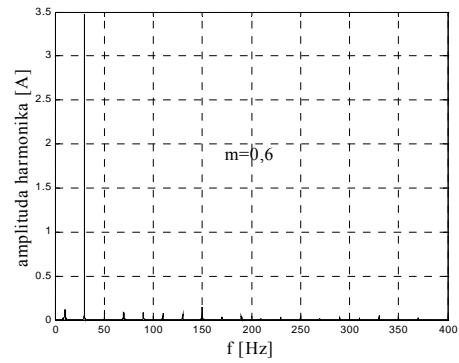
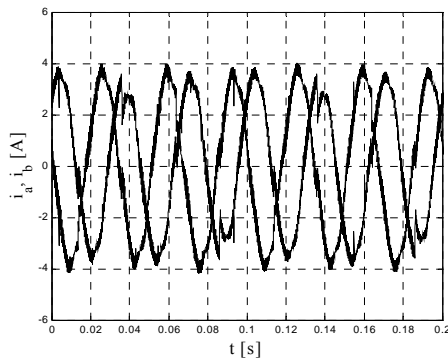
Na slici 2.10. su prikazane dvije fazne struje statora AM-a i na temelju njih dobivena spektralna analiza vektora struje statora u praznom hodu AM-a za frekvencije osnovnog harmonika napona napajanja $f_{s1} = 3$ [Hz], 10 [Hz], 30 [Hz] i 50 [Hz].



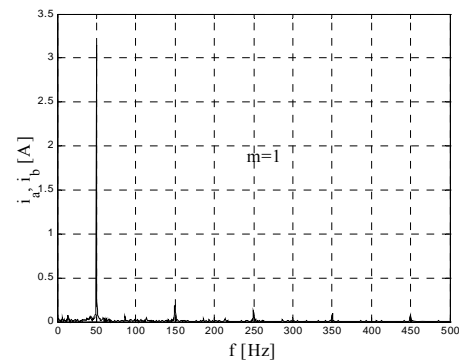
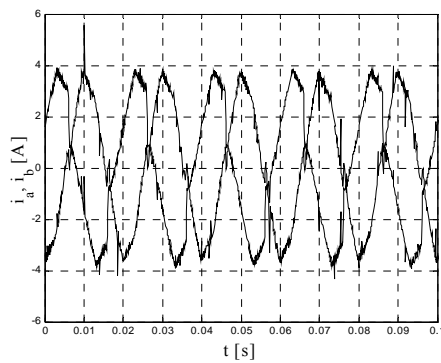
a)



b)



c)



d)

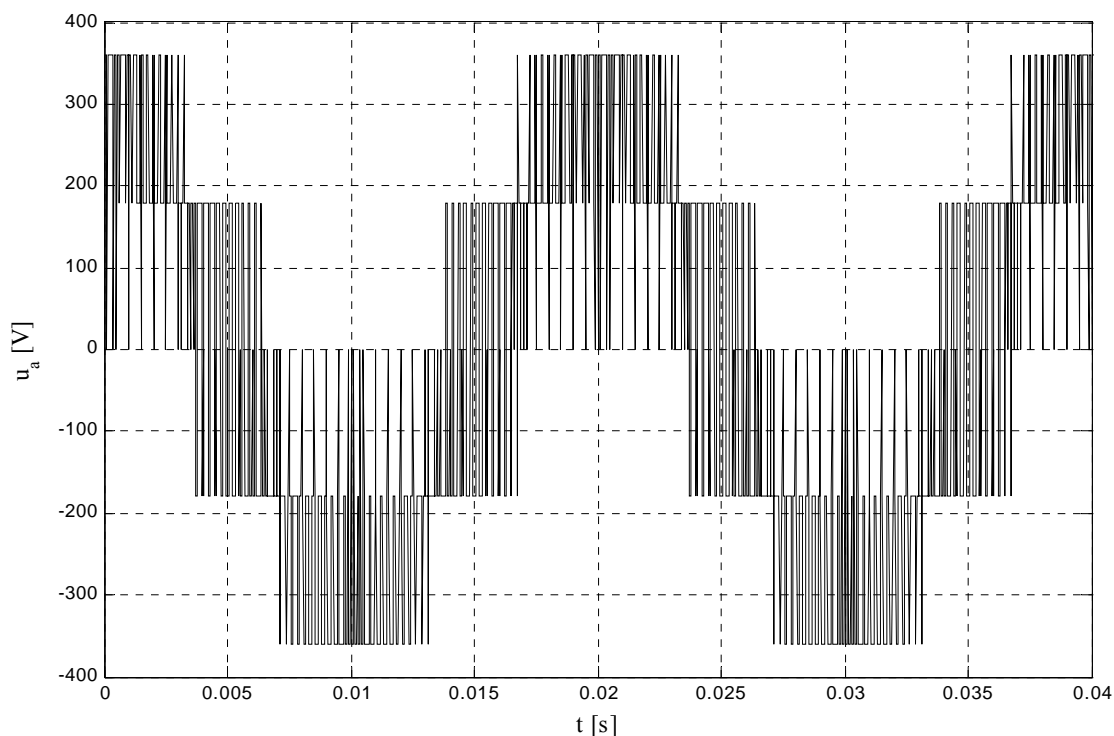
Slika 2.10. Izmjerene fazne struje statora AM-a i na temelju njih dobivena spektralna analiza vektora struje statora u praznom hodu za frekvencije napona napajanja:
 $f_{s1} = 3 \text{ [Hz]}$ (a), 10 [Hz] (b), 30 [Hz] (c) i 50 [Hz] (d)

Na slici 2.10. se vidi su fazne struje statora približno sinusoidalne. Više harmoničke komponente sadržane u iznosu vektora struje statora nemaju značajnije amplitude. Najveće harmonijsko izobličenje struje statora je, prema slici 2.10. b) kada je iznos petog harmonika vektora struje statora jednak 7 [%] od osnovnog harmonika.

Spektralna analiza vektora struje statora AM-a dobivenog simulacijom na računalu

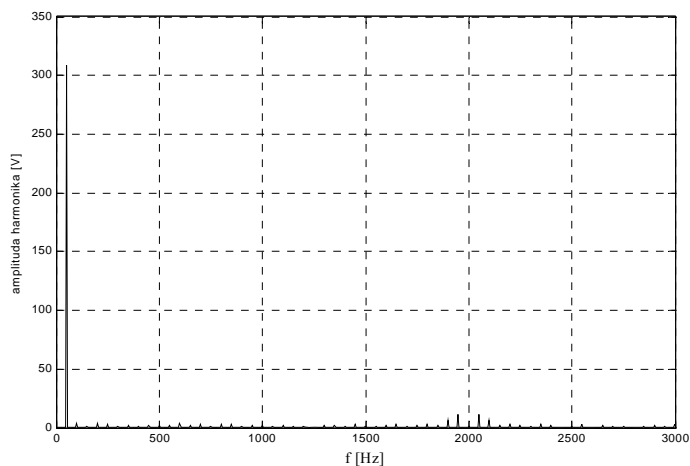
Za simulaciju vektorske PWM modulacije (eng. Space Vector Pulse Width Modulation, SVPWM) korišten je programski paket MATLAB, potprogram Simulink [69]. U simulaciji je odabrano je da je frekvencija rada IGBT sklopki $f_s = 4 \text{ [kHz]}$ i napon istosmjernog međukruga je $u_{dc} = 540 \text{ [V]}$, dakle, jednaki su parametrima realnog elektromotornog pogona. Vrijeme uzorkovanja vektora struje statora je također jednako; 125 [\mu s] .

Na slici 2.11. je prikazan valni oblik izlaznog napona PWM izmjenjivača koji je ujedno i fazni napon AM-a; frekvencija osnovnog harmonika je $f_{s1} = 50 \text{ [Hz]}$, a vrijeme uzorkovanja je 20 [\mu s] .

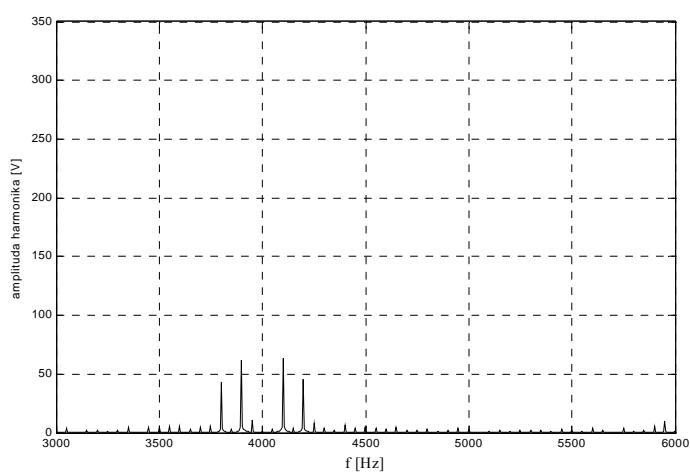


Slika 2.11. Fazni napon AM-a; frekvencija osnovnog harmonika je $f_{s1} = 50 \text{ [Hz]}$, vrijeme uzorkovanja je 20 [\mu s] , indeks modulacije je $m=1$

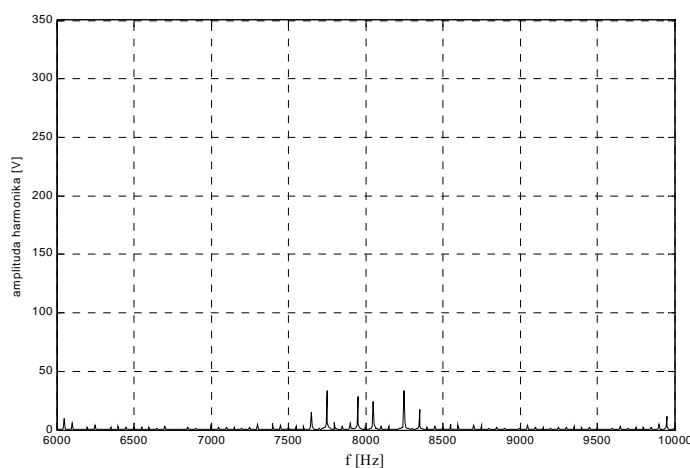
Na slici 2.12. je prikazan frekvencijski spektar vektora napona statora AM-a; frekvencija osnovnog harmonika je $f_{s1} = 50 \text{ [Hz]}$, vrijeme uzorkovanja je $T_s = 20 \text{ [\mu s]}$, indeks modulacije je $m=1$.



a)



b)



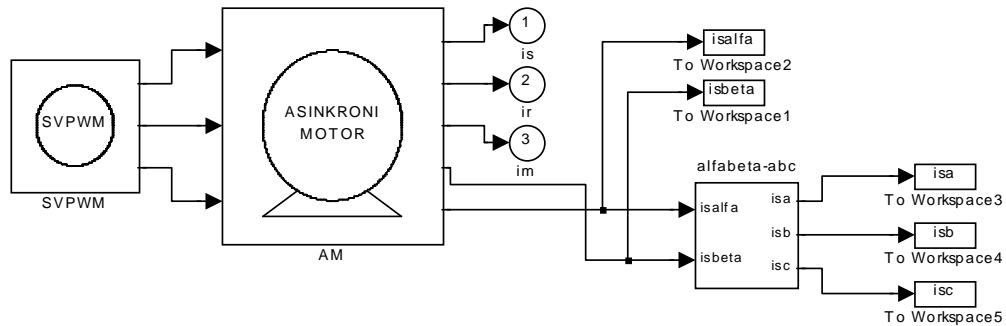
c)

Slika 2.12. Frekvencijski spektar vektora napona statora AM-a u području frekvencija 0-3 [kHz] (a), 3-6 [kHz] (b) i 6-10 [kHz]; frekvencija osnovnog harmonika je $f_{s1} = 50$ [Hz], vrijeme uzorkovanja je $T_s = 20$ [μ s], indeks modulacije je $m=1$

Analizom vektora napona statora za različite frekvencije osnovnog harmonika i različite indekse modulacije može se zaključiti da se više harmoničke komponente čije amplitude

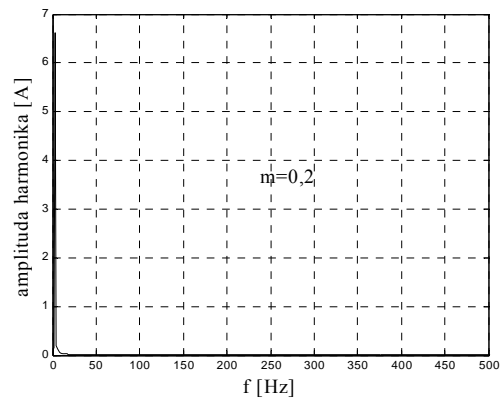
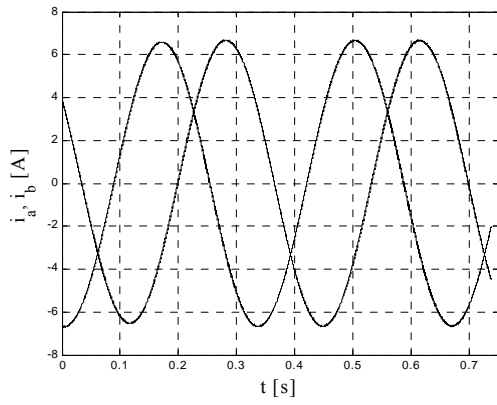
prelaze iznos od 3 [%] amplitude osnovnog harmonika vektora napona statora nalaze na frekvencijama preko 2 [kHz]. U spektralnoj analizi vektora napona statora (slika 2.12. b)) postoje značajne harmonijske komponente čija je frekvencija oko 4 [kHz]. To je zbog toga što je frekvencija sklapanja IGBT sklopki upravo 4 [kHz].

Za računanje valnih oblika faznih struja statora AM-a napravljen je model kliznokolutnog AM-a zasnovan na sustavu od pet diferencijalnih jednadžbi [20] i programu za vektorsku PWM modulaciju faznih napona asinkronog motora [69].

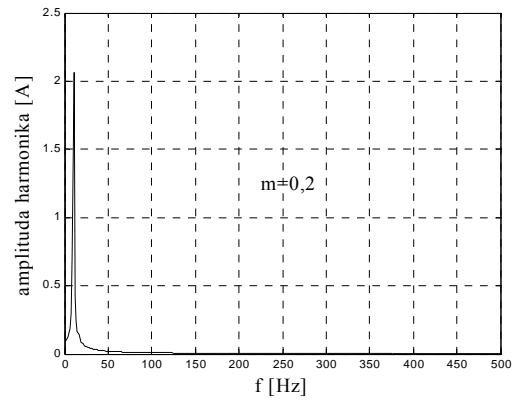
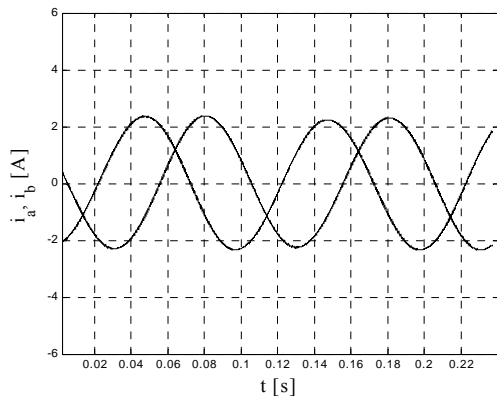


Slika 2.13. Matematički model za simuliranje dinamičkih stanja AM-a napajanog iz pretvarač frekvencije s vektorskom PWM modulacijom

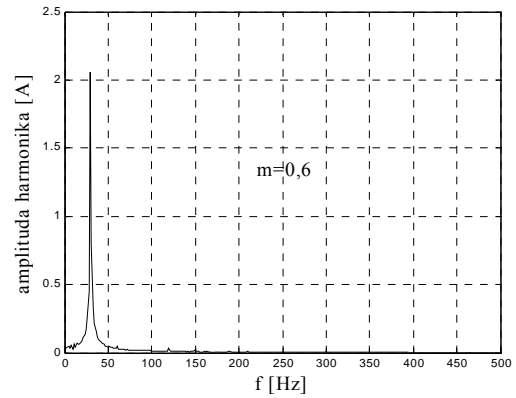
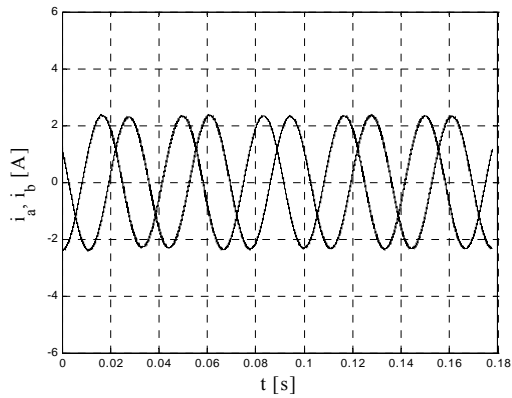
Rezultati simulacije faznih struja statora AM-a napajanog iz PWM izmjenjivača s vektorskom modulacijom prikazani su na slici 2.14.



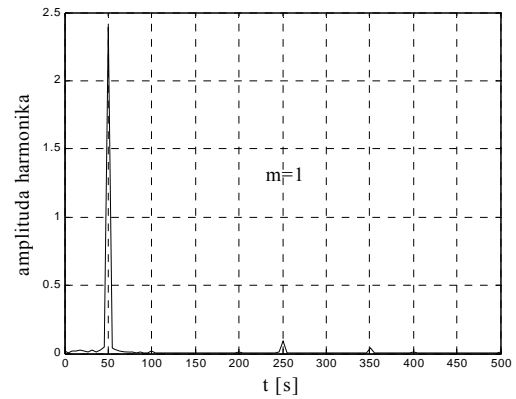
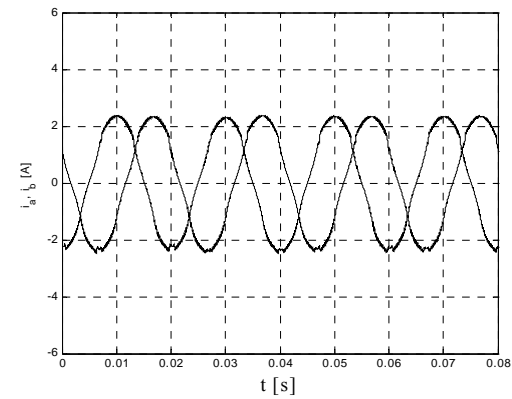
a)



b)



c)



d)

Slika 2.14. Simulirane fazne struje statora AM-a i na temelju njih dobivena spektralna analiza vektora struje statora u praznom hodu za frekvencije napona napajanja: $f_{s1} = 3$ [Hz] (a), 10 [Hz] (b), 30 [Hz] (c) i 50 [Hz] (d)

Na slici 2.14. se vidi da su fazne struje statora AM-a praktički sinusoidalne. U spektralnoj analizi je dominantan osnovni harmonik pri svim frekvencijama napona napajanja motora. Kod frekvencije osnovnog harmonika napona napajanja motora od 50 [Hz] vidljivo je postojanje petog harmonika frekvencije 250 [Hz], ali je njegova amplituda mala.

Prema laboratorijskim mjerenjima prikazanim na slici 2.10. i rezultatima proračuna prikazanim na slici 2.14. može se zaključiti da je u iznosu vektora struje statora dominantan osnovni harmonik, dok se više harmoničke komponente zanemaruju. Zbog toga se u istraživanjima sustava vektorskog upravljanja asinkronim motorom može zanemariti utjecaj parazitnih viših harmoničkih komponenti u naponima napajanja i strujama statora AM-a.

Važno je istaknuti da su rezultati prikazani na slikama 2.10. i 2.11. ostvareni sa AM-om u praznom hodu. Kada je motor opterećen udio viših harmoničkih komponenti u strujama statora još je i manji.

Osim viših harmoničkih komponenti u strujama statora važni su i sklopni gubici energetske tranzistore. Sklopne gubitke tranzistore izmjenjivača moguće je smanjiti i do 33 [%] ukoliko se umjesto trofazne vektorske PWM modulacije koristi dvofazna vektorska PWM modulacija [14]. Na ovaj način se smanjuju sklopni gubici tranzistore, ali se istovremeno povećava udio viših harmoničkih komponenti u izlaznim strujama izmjenjivača. Može se reći da se dvofazna vektorska modulacija primjenjuje za veće iznose indeksa modulacije m , dok se trofazna vektorska modulacija primjenjuje za manje iznose indeksa modulacije. S obzirom da se, u ovom radu, istražuje sustav vektorskog upravljanja AM-om pri nižim brzinama vrtnje, to znači da je i manji iznos vektora napona napajanja. Dakle, manji je i indeks modulacije, pa je najbolje odabrati trofaznu vektorsku PWM modulaciju.

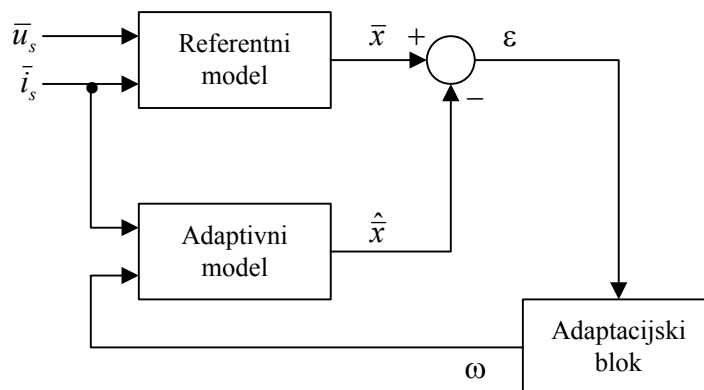
3. VEKTORSKO UPRAVLJANJE ASINKRONIM MOTOROM ZASNOVANO NA MRAS TEORIJI

3.1. Konvencionalni MRAS estimatori brzine vrtnje

Sustav vektorskog upravljanja asinkronim motorom zasnovan na referentnom modelu s adaptivnim sustavom (eng. Model Reference Adaptive System) zasniva se na teoriji adaptivne regulacije. Adaptivna regulacija se može definirati na više načina [11]. Jedna od definicija kaže da je adaptivna regulacija sustav koji sam sebe prilagođava promjenama koje nastaju u procesu regulacije. Češće korištena definicija je da je adaptivna regulacija sustav koji se sastoji od primarne povratne veze kojom se reguliraju varijable stanja objekta regulacije i sekundarne povratne veze kojom se reguliraju promjene parametara objekta regulacije. Dakle, adaptivni regulacijski sustav se prilagođava promjenama parametara reguliranog objekta. Glavni smisao adaptivnog regulacijskog sustava je postizanje zadovoljavajuće statičke i dinamičke stabilnosti i točnosti sustava čak i onda kada su parametri objekta regulacije nepoznati ili značajno variraju.

U ovom poglavlju će se analizirati konvencionalni MRAS model za procjenu brzine vrtnje vektorski reguliranog asinkronog motora bez mjernog člana brzine vrtnje, koji se temelji na matematičkom opisu asinkronog motora. Također će se analizirati i jedan od nekonvencionalnih MRAS sustava, koji sadržava statičku neuronsku mrežu.

Osnovna ideja konvencionalnog MRAS estimatora brzine vrtnje sastoji se u sljedećem: određena fizikalna veličina se u dvoosnom koordinatnom sustavu (α, β ili d, q) procjeni u tzv. referentnom modelu na temelju izmjerenih komponenti vektora napona i struje statora. Nakon toga se tako procijenjena fizikalna veličina uspoređuje sa izlaznim signalom tzv. adaptivnog modela (slika 3.1.). Razlika između izlaznog signala dobivenog iz referentnog modela i signala dobivenog iz adaptivnog modela naziva se signal pogreške ε i on je ulazna veličina adaptacijskog bloka iz kojeg se kao izlazna veličina dobiva procijenjena brzina vrtnje asinkronog motora. Opisani postupak je prikazan na slici 3.1.



Slika 3.1. Strukturna blokovska shema procjene brzine vrtnje AM-a u sustavu vektorskog upravljanja zasnovanog na MRAS teoriji

Fizikalna veličina \vec{x} koja se procjenjuje u referentnom modelu može biti vektorska ili skalarna, npr. vektor ulančenog magnetskog toka rotora, iznos vektora magnetskog toka rotora, inducirana elektromotorna sila, elektromagnetski moment motora, električna snaga u zračnom rasporu, trenutna vrijednost jalove snage, akumulirana magnetska energija, produkt q -komponente vektora struje statora i iznosa magnetskog toka rotora, osnovni harmonik

vektora napona statora, d - komponenta vektora struje statora ili q - komponenta vektora struje statora [82]. Adaptacija zasnovana na procjenjivanju jalove snage motora nije ovisna o omskom otporu statora i često se koristi. Mana ovog postupka adaptacije je u potrebi određivanja gubitaka namota statora i gubitaka izmjenjivača ukoliko se mjeri snaga istosmjernog međukruga.

Odabir fizikalne veličine koja se procjenjuje može biti različit, ali ipak postoji nekoliko zajedničkih karakteristika za sve inačice MRAS postupaka i to su:

1. Postupak identifikacije omskog otpora statora je zadovoljavajući samo u stacionarnim režimima rada i ne zadovoljava za vrijeme trajanja prijelaznih pojava,
2. Potrebno je poznavati trenutnu vrijednost vektora napona statora koji se može izravno mjeriti na stezaljkama statora AM-a ili se može rekonstruirati na temelju napona istosmjernog međukruga i upravljačkih signala poluvodičkih energetskih komponenti u pretvaraču frekvencije i
3. Točnost procjene brzine vrtnje i identifikacija omskog otpora statora postaju loši pri nižim brzinama vrtnje i manjim iznosima momenta tereta.

Struktura adaptacijskog bloka, kao i odabir fizikalne veličine koja se procjenjuje se određuje primjenom teorije hiperstabilnosti od Popov-a i primjenom Lyapunov-e teorije stabilnosti. U okviru ove disertacije se nije ulazilo u detalje ovih dviju teorija stabilnosti.

U ovom poglavlju će se detaljno analizirati sustav vektorskog upravljanja kod kojeg je izlazna veličina referentnog i adaptivnog modela ulančeni magnetski tok rotora $\bar{\psi}_r$. Signal pogreške se, u tom slučaju, definira kao [10, 85]:

$$\varepsilon = \text{Im}(\bar{\psi}_r \hat{\psi}_r^*) = \text{Im}((\bar{\psi}_{rd} + j\bar{\psi}_{rq}) (\hat{\psi}_{rd} - j\hat{\psi}_{rq})) = \psi_{rq} \hat{\psi}_{rd} - \psi_{rd} \hat{\psi}_{rq}, \quad (3.1)$$

ili kao [84]:

$$\varepsilon = \hat{\psi}_{rq} - \psi_{rq}, \quad (3.2)$$

pri čemu je $\bar{\psi}_r$ ulančeni magnetski tok rotora dobiven iz referentnog modela, a $\hat{\psi}_r$ ulančeni magnetski tok rotora dobiven iz adaptivnog modela.

Adaptacijski blok je uobičajeno PI član, pa jednadžba adaptacijskog bloka glasi:

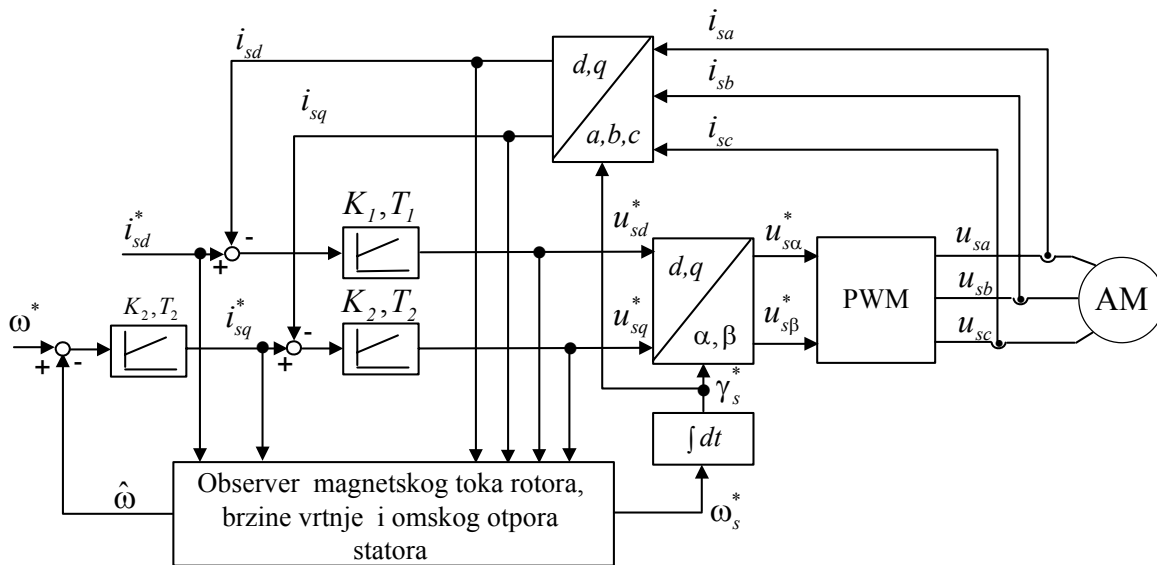
$$\hat{\omega} = \left(K_p + \frac{K_p}{Tp} \right) \varepsilon, \quad (3.3)$$

pri čemu je K_p pojačanje PI člana, a T njegova vremenska konstanta.

Potrebno je također istaknuti da su i adaptivni i referentni model osjetljivi na promjene parametara asinkronog motora.

3.2. Struktura sustava vektorskog upravljanja asinkronim motorom zasnovana na MRAS teoriji

Analizirani sustav vektorske regulacije asinkronog motora bez mjernog člana brzine vrtnje prikazan je na slici 3.2.



Slika 3.2. Strukturna blokovska shema sustava vektorske regulacije asinkronog motora bez mjernog člana brzine vrtnje

Regulacijski sustav konstruiran je u sinkrono rotirajućem d,q koordinatnom sustavu. Kutna brzina vrtnje d,q koordinatnog sustava ω_s^* je istovremeno i referenca kružne frekvencije osnovnog harmonika referentnog vektora napona statora.

Promatrani sustav vektorskog upravljanja se temelji na tzv. dvoosnom upravljanju; d -komponenta vektora struje statora i_{sd}^* predstavlja referencu magnetskog toka rotora, a q -komponenta vektora struje statora i_{sq}^* predstavlja referencu elektromagnetskog momenta AM - a. Reference kružne frekvencije ω_s^* i komponenta napona statora u_{sd}^* i u_{sq}^* generiraju se u regulacijskom sustavu na temelju zadane reference brzine vrtnje ω^* i reference magnetskog toka rotora i_{sd}^* .

Suvremeni sklopovi mikroelektronike i energetske elektronike omogućavaju da se referentni vektor prvog harmonika napona napajanja \bar{u}_s^* praktički „preslika” na električke stezaljke statora AM - a, pa su stvarni i referentni vektori napona statora jednaki ($\bar{u}_s = \bar{u}_s^*$). Na temelju iste pretpostavke vrijedi da su i njihove kružne frekvencije jednake ($\omega_s = \omega_s^*$).

Signali u povratnim vezama regulacijskog sustava su mjerene komponente vektora struje statora i_{sd} i i_{sq} i procijenjena brzina vrtnje $\hat{\omega}$. Komponente vektora struje statora se dobivaju transformacijom mjerenih faznih struja u originalnom a,b,c koordinatnom sustavu.

Za procjenjivanje brzine vrtnje motora $\hat{\omega}$ i generiranje kružne frekvencije ω_s^* upotrebljena je metoda zasnovana na adaptivnoj regulaciji vektora magnetskog toka rotora sa primjenom teorije observera.

3.2.1. Procjena magnetskog toka rotora

Za procjenjivanje vektora magnetskog toka rotora može se koristiti vektorska naponska jednadžba statora ili jednadžba rotora. Poznata vektorska naponska jednadžba statora u d,q koordinatnom sustavu pomoću koje se može procjenjivati vektor magnetskog toka rotora glasi:

$$\bar{u}_s = R_s \bar{i}_s + \frac{d\bar{\Psi}_s}{dt} + j\omega_s \bar{\Psi}_s, \quad (3.4)$$

a procijenjeni vektor magnetskog toka rotora je:

$$\bar{\Psi}_r = \frac{L_r}{L_m} (\bar{\Psi}_s - \sigma L_s \bar{i}_s). \quad (3.5)$$

S druge strane, vektor magnetskog toka rotora se može procjenjivati pomoću naponske jednadžbe namota rotora koja, u vektorskom obliku glasi:

$$0 = \bar{i}_r R_r + \frac{d\bar{\Psi}_r}{dt} + j(\omega_s - \omega) \bar{\Psi}_r. \quad (3.6)$$

Vektor struje rotora se može izraziti preko vektora ulančenih magnetskih tokova statora i rotora, odnosno vektora magnetskog toka rotora i vektora struje statora:

$$\bar{i}_r = \frac{1}{\sigma L_r} \left(\bar{\Psi}_r - \frac{L_m}{L_s} \bar{\Psi}_s \right) = \frac{1}{\sigma L_r} \left[\bar{\Psi}_r - \frac{L_m}{L_s} \left(\sigma L_s \bar{i}_s + \frac{L_m}{L_r} \bar{\Psi}_r \right) \right]. \quad (3.7)$$

Uvrštavanjem jednadžbe (3.7) u (3.6) dobiva se sljedeća jednadžba:

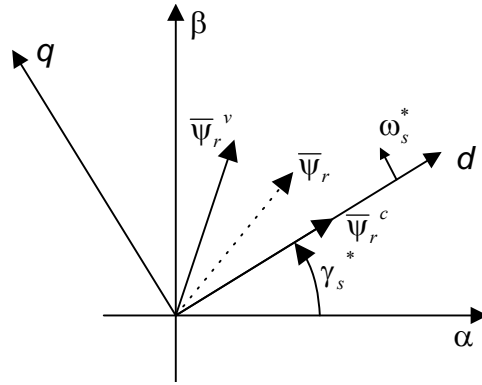
$$0 = -\frac{L_m}{T_r} \bar{i}_s + \left[\frac{1}{T_r} + j(\omega_s^* - \omega) \right] \bar{\Psi}_r + \frac{d\bar{\Psi}_r}{dt}. \quad (3.8)$$

pri čemu je $\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}$ i $T_r = \frac{L_r}{R_r}$.

Jednadžbe (3.4) i (3.5) predstavljaju tzv. naponski model (eng. voltage model), a jednadžba (3.8) predstavlja tzv. strujni model (eng. current model) [84].

Ulazne veličine za procjenjivanje vektora magnetskog toka rotora pomoću (3.4), (3.5) i (3.8) su vektor napona statora \bar{u}_s , kružna frekvencija ω_s i izmjereni vektor struje statora \bar{i}_s . Omski otpori statora R_s i rotora R_r su temperaturno ovisni. Pretpostavka je da su relativne promjene otpora statora i rotora jednake. Rasipne vrijednosti induktiviteta statora i rotora $L_{s\sigma}$ i $L_{r\sigma}$ zadržavaju konstantne (nezasićene) vrijednosti, jer u sustavu vektorskog upravljanja struje statora i rotora ne poprimaju izrazito velike vrijednosti ($I_s < 2I_{sn}$) [78]. Međuinduktivitet L_m se značajno mijenja zbog zasićenja u željezu. Ova pojava je posebno izražena pri nižim brzinama vrtnje AM-a i ne može se zanemariti.

U strukturi sustava vektorskog upravljanja magnetski tok rotora u d, q koordinatnom sustavu je opisan sa dva vektora (slika 3.3.): vektor magnetskog toka rotora procijenjen pomoću naponskog modela $\bar{\Psi}_r^v$ i vektor magnetskog toka rotora procijenjen pomoću strujnog modela $\bar{\Psi}_r^c$. Stvarni vektor magnetskog toka rotora je $\bar{\Psi}_r$.



Slika 3.3. Položaj vektora magnetskog toka rotora u α, β i d, q koordinatnom sustavu; $\bar{\psi}_r^v$ je procijenjen pomoću naponskog modela, a $\bar{\psi}_r^c$ je procijenjen pomoću strujnog modela

Potrebno je naći takvu metodu adaptivne regulacije da vektori magnetskog toka rotora dobiveni iz strujnog i naponskog modela budu jednaki stvarnom vektoru magnetskog toka rotora.

U ovom radu je predložen estimator vektora magnetskog toka rotora u kojem je referentni vektor dobiven pomoću strujnog modela. Vektor $\bar{\psi}_r^c$ se orijentira u d - os d, q koordinatnog sustava. Procijenjeni vektor magnetskog toka rotora pomoću naponskog modela $\bar{\psi}_r^v$ je izlazna veličina adaptivnog modela, tj. naponski model je adaptivni model. Rješavanjem razlike vrijednosti vektora toka rotora dobivenih iz naponskog i strujnog modela AM-a $\bar{\psi}_r^v - \bar{\psi}_r^c$ dobiva se mogućnost procjene brzine vrtnje $\hat{\omega}$ i provjere valjanog izbora otpora statora i rotora i međuinuktiviteta motora. Vektor magnetskog toka rotora opisan pomoću strujnog modela je referentni vektor upravljani pomoću komponenata referentnog vektora struje statora i_{sd}^* i i_{sq}^* tako da je $|\bar{\psi}_r^c| = \text{konst.}$, odnosno $d\bar{\psi}_r^c/dt = 0$. Uvođenjem ovog načina upravljanja jednadžba (3.8) glasi:

$$0 = -\frac{L_m}{T_r} \bar{i}_s^* + \left[\frac{1}{T_r} + j(\omega_s^* - \hat{\omega}) \right] \bar{\psi}_r^c. \quad (3.9)$$

Ako se jednadžba (3.9) izrazi u skalarnom obliku dobiva se ψ_{rd}^c komponenta vektora magnetskog toka rotora ($\psi_{rq}^c = 0$) i kutna brzina vrtnje d, q koordinatnog sustava ω_s^* :

$$\psi_{rd}^c = L_m i_{sd}^*, \quad (3.10)$$

$$\frac{d\gamma_s^*}{dt} = \omega_s^* = \hat{\omega} + \frac{i_{sq}^*}{T_r i_{sd}^*}. \quad (3.11)$$

S obzirom da postoji pogreška kod procijenjene brzine vrtnje $\hat{\omega}$ i parametra motora L_m i T_r onda niti dobiveni kut γ_s^* nije stvarni kut. Ovo je zajednički problem svih sustava vektorske regulacije.

Značenje oznaka je: * - referenta veličina, v – procijenjeni vektor dobiven iz naponskog, c - procijenjeni vektor dobiven iz strujnog modela AM – a, $\hat{}$ – procijenjena veličina.

Da bi se procijenio vektor magnetskog toka rotora pomoću jednadžbi (3.4) i (3.5) neophodno je primijeniti postupak numeričke integracije. Međutim, glavni problem je

stabilnost regulacijskog sustava tijekom procesa integracije, zbog promjene parametara AM-a. Da bi se ovaj problem riješio, naponski model motora se modificira pomoću strujnog modela primjenom teorije observera na sljedeći način [77]:

$$\frac{d\bar{\psi}_s^v}{dt} = \bar{u}_s - \hat{R}_s \bar{i}_s - j\omega_s^* \bar{\psi}_s^v + \frac{L_m}{L_r} \frac{\bar{\psi}_r^c - \bar{\psi}_r^v}{T_c}, \quad (3.12)$$

$$\bar{\psi}_r^v = \frac{L_r}{L_m} (\bar{\psi}_s^v - \sigma L_s \bar{i}_s), \quad (3.13)$$

pri čemu je T_c recipročna vrijednost pojačanja observera magnetskog toka rotora. O konstantni T_c bitno ovisi kvaliteta procjene magnetskog toka rotora i brzine vrtnje. Konstanta T_c mora biti mali pozitivni broj. U simulaciji sustava vektorskog upravljanja AM-om, kao i u laboratorijskim istraživanjima je odabrano da je $T_c = 0,5$ [ms].

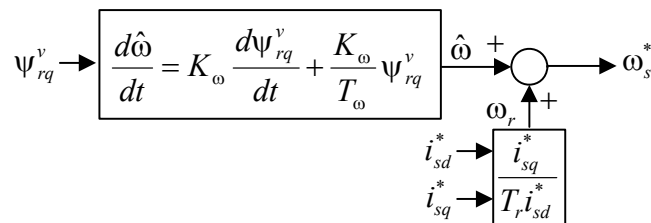
Prema jednadžbama (3.12) i (3.13) se procjenjuju magnetski tokovi statora i rotora u adaptivnom modelu asinkronog motora. Ukoliko su svi parametri motora u svakom koraku izvršavanja simulacijskog programa točno procijenjeni tada se vektori $\bar{\psi}_r^v$ i $\bar{\psi}_r^c$ u potpunosti podudaraju i u dinamici i u stacionarnom stanju. Kada postoji pogreška u procjeni parametara motora (onih koji se nalaze u observeru, u prvom redu međuinduktiviteta L_m), tada se vektori $\bar{\psi}_r^v$ i $\bar{\psi}_r^c$ razlikuju samo u dinamici, a u stacionarnom stanju se podudaraju.

3.2.2. Procjena brzine vrtnje rotora

Za valjanu procjenu brzine vrtnje upotrijebljena je sljedeća jednadžba [84]:

$$\frac{d\hat{\omega}}{dt} = K_\omega \frac{d\psi_{rq}^v}{dt} + \frac{K_\omega}{T_\omega} \psi_{rq}^v, \quad (3.14)$$

koja, u biti, predstavlja PI regulator koji na ulazu ima komponentu magnetskog toka rotora ψ_{rq}^v i koja mora konvergirati prema nuli. Izlaz je procijenjena brzina vrtnje $\hat{\omega}$. Konstanta K_ω je pojačanje, a T_ω je vremenska konstanta PI estimatora brzine vrtnje. Blokovska shema estimatora brzine vrtnje prikazana je na slici 3.4.



Slika 3.4. Estimator brzine vrtnje

Dakle, s obzirom da se komponenta toka rotora ψ_{rq}^v nalazi u negativnoj povratnoj vezi regulatora brzine vrtnje (slika 3.2.) ona će stvarno konvergirati prema nuli.

3.2.3. Postupak identifikacije otpora statora

Otpor statora utječe na procjenu brzine vrtnje tijekom proračuna komponenti ulančenog magnetskog toka statora. Također, otpor statora ima veliki utjecaj na stabilnost regulacijskog sustava. Njegova stvarna vrijednost se mijenja sa promjenom unutarnje temperature asinkronog motora, pa je potrebno poznavati točan iznos otpora statora ukoliko se žele dobiti zadovoljavajući pokazatelji kvalitete regulacije brzine vrtnje.

Razlika $\psi_{rd}^v - \psi_{rd}^c$ između komponenti ulančenog magnetskog toka rotora se može razmatrati sa ciljem identifikacije otpora statora. S obzirom da su promjene omskog otpora statora spore, spomenuta razlika će se analizirati u stacionarnom stanju. Vektor ulančenog magnetskog toka statora dobiven pomoću izmjenjenog ili proračunatog vektora struje statora \bar{i}_s i vektora magnetskog toka rotora iz naponskog modela (jednadžbe (3.4) i (3.5)) je:

$$\bar{\Psi}_s^v = \sigma L_s \bar{i}_s + \frac{L_m}{L_r} \bar{\Psi}_r^v. \quad (3.15)$$

Uvrštavanjem jednadžbe (3.15) u jednadžbu (3.12) dobivaju se sljedeće jednadžbe u skalarnom obliku:

$$\frac{d\psi_{rd}^v}{dt} = \frac{L_r}{L_m} \left\{ u_{sd}^* - \hat{R}_s i_{sd} - \sigma L_s \frac{di_{sd}}{dt} + \omega_s^* \sigma L_s i_{sq} \right\} + \omega_s^* \psi_{rq}^v + \frac{\psi_{rd}^c - \psi_{rd}^v}{T_c}, \quad (3.16)$$

$$\frac{d\psi_{rq}^v}{dt} = \frac{L_r}{L_m} \left\{ u_{sq}^* - \hat{R}_s i_{sq} - \sigma L_s \frac{di_{sq}}{dt} - \omega_s^* \sigma L_s i_{sd} \right\} - \omega_s^* \psi_{rd}^v + \frac{\psi_{rq}^c - \psi_{rq}^v}{T_c}. \quad (3.17)$$

Iz jednadžbe (3.17), izjednačavajući vremenske derivacije s nulom, i uvažavajući činjenicu da je u stacionarnom stanju $\psi_{rq}^v = 0$ može se pisati [84]:

$$\psi_{rd}^v = \frac{L_r}{L_m \omega_s^*} \left[u_{sq}^* - (R_s + \Delta \hat{R}_s) i_{sq} - \omega_s^* \sigma L_s i_{sd} \right], \quad (3.18)$$

pri čemu je R_s trenutna vrijednost otpora statora, \hat{R}_s je identificirani iznos otpora statora, a $\Delta \hat{R}_s = \hat{R}_s - R_s$. Pod istim uvjetima pod kojima je dobivena jednadžba (3.18), ψ_{rd} komponenta ulančenog magnetskog toka rotora se može dobiti iz jednadžbi (3.12) i (3.13):

$$\psi_{rd} = \frac{L_r}{L_m \omega_s^*} \left[u_{sq}^* - R_s i_{sq} - \omega_s^* \sigma L_s i_{sd} \right]. \quad (3.19)$$

Već je spomenuto da suvremeni sklopove energetske elektronike osiguravaju da je $\bar{u}_s = \bar{u}_s^*$. To znači da je razlika između u_{sq} i u_{sq}^* zanemarivo mala. U stacionarnom stanju se q -komponenta struje statora može izjednačiti sa svojom referencom, tj. $i_{sq} = i_{sq}^*$.

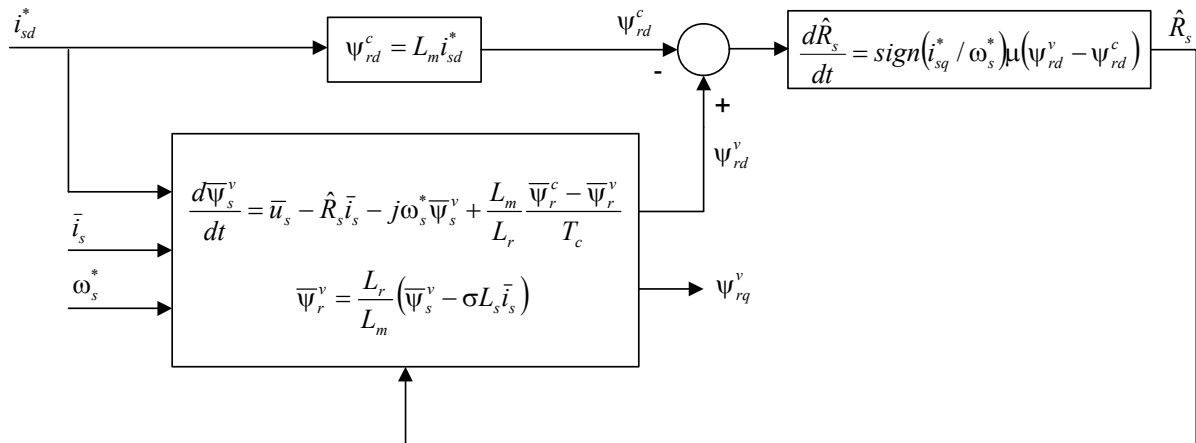
Razlika u jednadžbama (3.18) i (3.19) se pojavljuje, prvenstveno, zbog člana ΔR_s . Zbog toga se može napisati sljedeća jednadžba:

$$\psi_{rd}^v - \psi_{rd}^c = -\frac{L_r}{L_m \omega_s^*} \Delta \hat{R}_s i_{sq}^* \quad (3.20)$$

U našem slučaju se ψ_{rd} zamjenjuje sa ψ_{rd}^c , jer se ove dvije komponente vektora magnetskog toka rotora ne razlikuju kada je procjena brzine vrtnje zadovoljavajuća. U motorskom režimu rada član i_{sq}^* / ω_s^* je pozitivan, pa je ψ_{rd}^v manje od ψ_{rd}^c ako je $\Delta \hat{R}_s > 0$. Ako je, pak, ψ_{rd}^v veće od ψ_{rd}^c tada, prema jednadžbi (3.20), mora biti $\Delta \hat{R}_s < 0$. To znači da je promjena procijenjenog otpora statora proporcionalna razlici $\psi_{rd}^v - \psi_{rd}^c$. U generatorskom režimu rada član i_{sq}^* / ω_s^* je negativan. Dakle, jednadžba za identifikaciju otpora statora može napisati u obliku:

$$\frac{d\hat{R}_s}{dt} = \text{sign}(i_{sq}^* / \omega_s^*) \mu (\psi_{rd}^v - \psi_{rd}^c), \quad (3.21)$$

pri čemu je μ identifikacijsko pojačanje, koje je pozitivan broj. Ovo identifikacijsko pojačanje daje na težini razlici $\psi_{rd}^v - \psi_{rd}^c$ tijekom procjene omskog otpora statora, tj. određuje brzinu konvergencije otpora statora od početnog iznosa prema stvarnom. Jednadžba (3.21) zapravo predstavlja integracijski član (I član) sa pojačanjem μ . Umjesto predloženog I člana moguće je upotrijebiti i PI član [85]. Simulacijom na računalu se pokazalo da PI član nema bitnih prednosti u odnosu na I član bez obzira na iznos pojačanja i vremenske konstante PI člana.



Slika 3.5. Estimator toka rotora i omskog otpora statora

Relativne promjene otpora rotora su praktički jednake promjenama otpora statora.

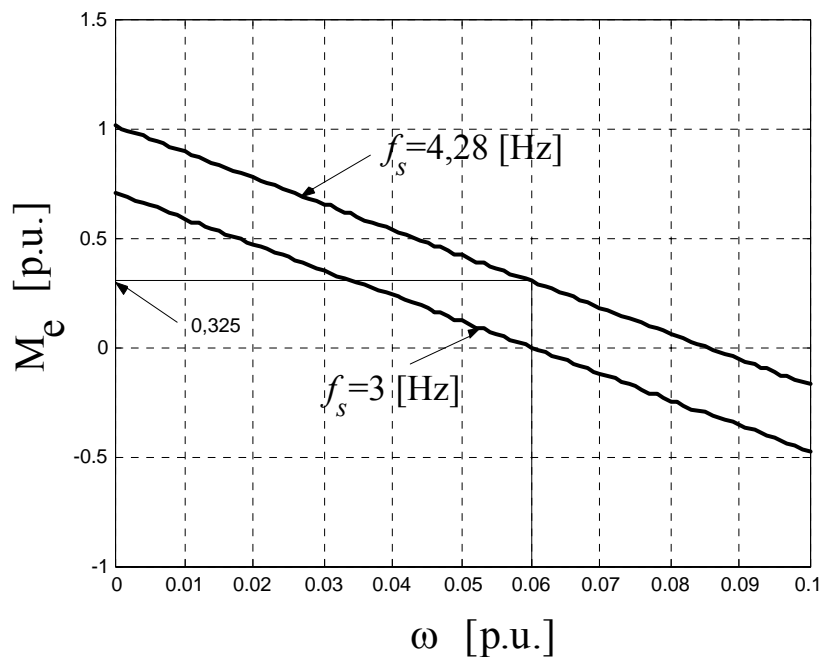
Identifikacija otpora statora i procjena brzine vrtnje se odvijaju istovremeno. Slike 3.4. i 3.5. predstavljaju analizirani observer magnetskog toka rotora i brzine vrtnje.

3.2.4. Rezultati simulacije sustava vektorskog upravljanja zasnovanog na MRAS teoriji

Kao ulazni parametri simulacijskog programa moraju se zadati parametri motora (dodatak D1), parametri PI regulatora brzine vrtnje, struje statora, PI estimatora brzine vrtnje i upravljačke veličine ω^* i i_{sd}^* .

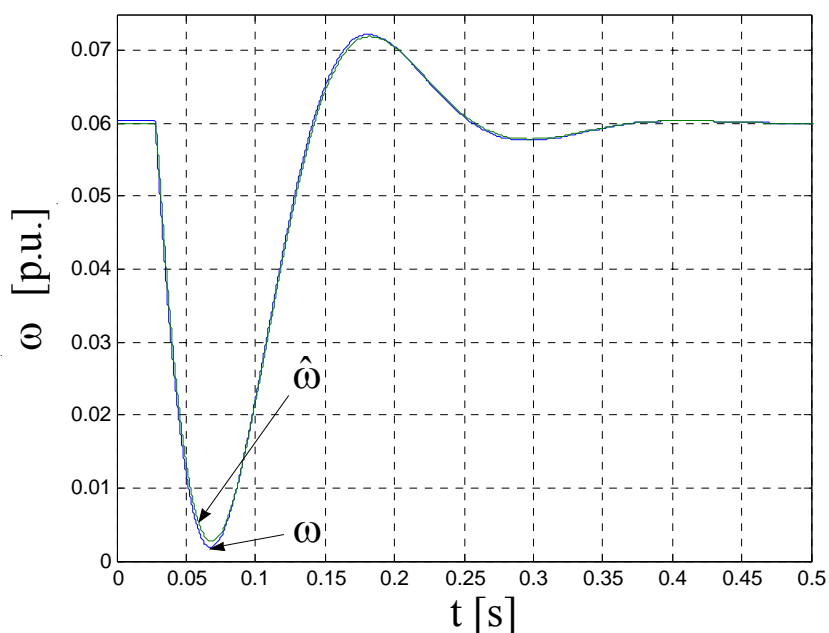
Simuliran je zalet asinkronog motora u praznom hodu na brzinu vrtnje $\omega = 0,06$ [p.u.] (tada je frekvencija statora $f_s = 3$ [Hz], a $\omega^* = 0,06$ [p.u.]). Da bi brzina vrtnje ostala nepromijenjena ($\omega = 0,06$ [p.u.]) pri udarnom opterećenju regulacijski sustav mora djelovati tako da poveća frekvenciju statora f_s .

Na slici 3.6. je prikazana statička momentna karakteristika AM-a za područje brzina vrtnje $0 < \omega < 0,1$ [p.u.] i za frekvencije napona napajanja $f_s = 3$ [Hz] i $f_s = 4,28$ [Hz].



Slika 3.6. Elektromagnetski moment AM – a za $\psi_r = 1,2\psi_m$ i frekvencije napona napajanja $f_s = 3$ [Hz] i $f_s = 4,28$ [Hz]

Na slici 3.6. se vidi da brzini vrtnje od $\omega = 0,06$ [p.u.] i frekvenciji napona napajanja od $f_s = 4,28$ [Hz] odgovara elektromagnetski moment $m_e = 0,325$ [p.u.]. Dakle, za očekivati je da se u dinamici frekvencija statora poveća. Da bi se to pokazalo motor je udarno opterećen u trenutku $t = 28$ [ms] sa momentom tereta 50 [%] nazivnog ($m_t = 0,5m_m$). Konvencionalno proračunata i procijenjena brzina vrtnje na ovakav način su prikazane na slici 3.7. Ovaj rezultat je ostvaren sa zasićenim iznosom međuinuktiviteta $\hat{L}_m = 1,251$ [p.u.].

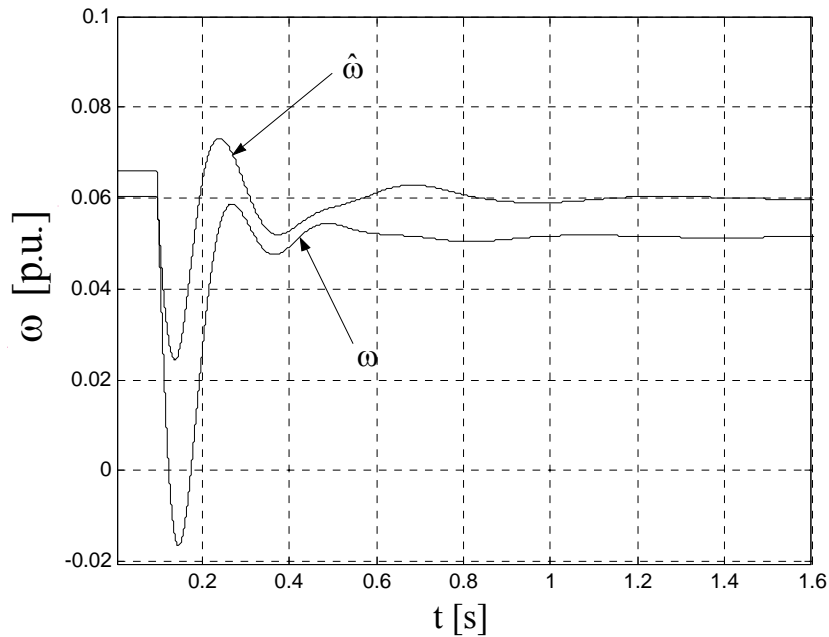


Slika 3.7. Konvencionalno proračunata i procijenjena brzina vrtnje motora pri udarnom opterećenju momentom tereta $0,5m_m$; $\hat{L}_m = 1,251$ [p.u.], $\omega^* = 0,06$ [p.u.]

U simulaciji se dobiva da je frekvencija napona napajanja f_s , doista, stacionirala na iznos od $4,28$ [Hz] u stacionarnom stanju. Dakle, postigla je onaj iznos koji je definiran statičkom momentnom karakteristikom prikazanoj na slici 3.6.

Na slici 3.7. se vidi da se procijenjena brzina vrtnje i brzina konvencionalno proračunata brzina vrtnje praktički podudaraju tijekom prijelazne pojave i u stacionarnoj radnoj točki. Također, vrijedi da je $\psi_{rd}^v = \psi_{rd}^c = 1,2\psi_{rm} = 1,0242$ i $\psi_{rq}^v = \psi_{rq}^c = 0$, što je i za očekivati kada nema pogreške u procjeni parametara AM-a.

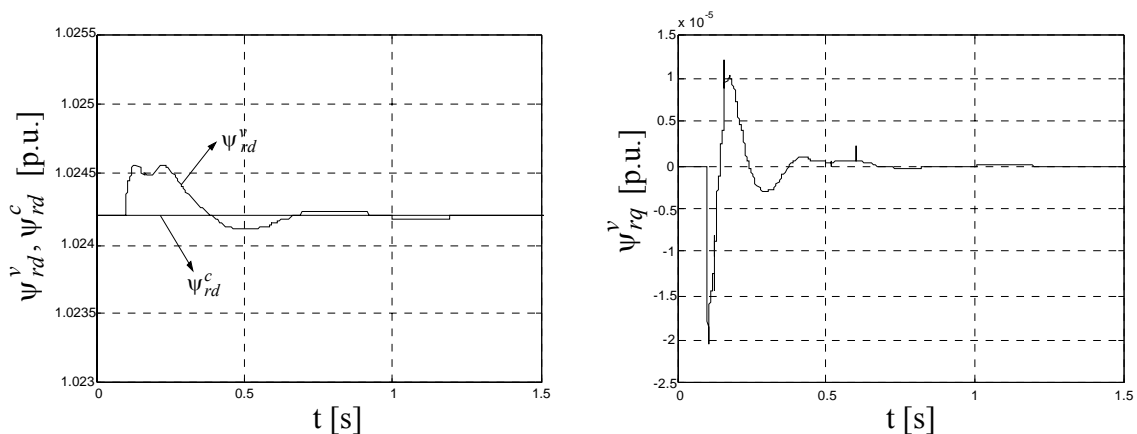
Ako se, pak, za procijenjeni iznos međuinduktiviteta odabere njegov nazivni nezasićeni iznos $\hat{L}_m = 2,208$ [p.u.], tada je procjena brzine vrtnje bitno drugačija. Tada procijenjena i konvencionalno proračunata brzina vrtnje tijekom udarnog opterećenja momentom tereta $m_t = 0,5m_m$ izgledaju kao na slici 3.8.



Slika 3.8. Konvencionalno proračunata i procijenjena brzina vrtnje motora pri udarnom opterećenju momentom tereta $0,5m_m$; $\hat{L}_m = 2,208$ [p.u.]

Na slici 3.8. se vidi da postoji značajna razlika između konvencionalno proračunate brzine vrtnje i procijenjene brzine vrtnje u stacionarnom stanju opterećenog AM-a. U stacionarnom stanju relativna pogreška iznosi 16,5 [%].

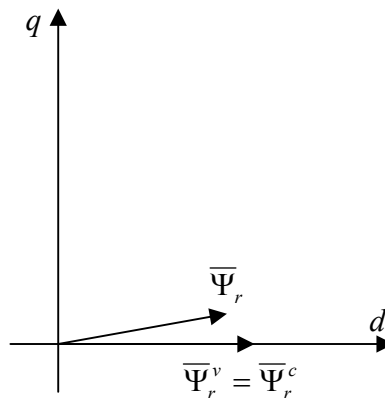
Na slici 3.9. a) su prikazane vremenske promjene komponenti vektora magnetskog toka rotora ψ_{rd}^v i ψ_{rd}^c , a na slici 3.9. b) je prikazana vremenska promjena komponente vektora magnetskog toka rotora ψ_{rq}^v ($\psi_{rq}^c = 0$) pri udarnom opterećenju momentom tereta $0,5m_m$; $\hat{L}_m = 2,208$ [p.u.] .



Slika 3.9. Komponente vektora magnetskog toka rotora ψ_{rd}^v i ψ_{rd}^c (a) i komponenta vektora magnetskog toka rotora ψ_{rq}^v (b) pri udarnom opterećenju momentom tereta $0,5m_m$; $\hat{L}_m = 2,208$ [p.u.]

Na slici 3.9. se vidi da se odgovarajuće komponente magnetskog toka rotora procijenjene jednadžbama naponskog i strujnog modela dosta dobro podudaraju tijekom prijelaznog

procesa skokovitog opterećenja momentom tereta $0,5m_m$. S obzirom da je komponenta ψ_{rq}^v odgovorna za procjenu brzine vrtnje prema jednadžbi (3.14) i da ona konvergira vrlo brzo prema nuli moglo bi se zaključiti da će i procjena brzine vrtnje biti odgovarajuća. Ipak, to nije tako (slika 3.7.). Razlog za krivu procjenu brzine vrtnje se nalazi u činjenici da vektor magnetskog toka rotora procijenjena naponskim modelom $\bar{\psi}_r^v$ konvergira prema referentnom magnetskom toku rotora $\bar{\psi}_r^c$, ali ne konvergira prema stvarnom magnetskom toku rotora $\bar{\Psi}_r$. Proračun daje sljedeće iznose komponenti magnetskog toka rotora u stacionarnom stanju ($m_t=0,5m_m$, $\hat{L}_m = 2,208$ [p.u.], $f_s = 4,28$ [Hz]), koje izražene u relativnim vrijednostima glase: $\bar{\Psi}_r = 0,8798 + j0,1575$, $\bar{\Psi}_r^v = \bar{\Psi}_r^c = 1,0242 + j0$. Položaj izračunatih vektora magnetskog toka rotora u d,q koordinatnom sustavu prikazan je na slici 3.10.



Slika 3.10. Stvarni vektor magnetskog toka rotora $\bar{\Psi}_r$ i vektori magnetskog toka rotora $\bar{\Psi}_r^v$ i $\bar{\Psi}_r^c$ u stacionarnom stanju; $m_t=0,5m_m$, $\hat{L}_m = 2,208$ [p.u.], $f_s = 4,28$ [Hz]

Rezultati prikazani na slikama 3.7., 3.8., 3.9. i 3.10. su ostvareni sa istovremenom identifikacijom omskog otpora statora prema jednadžbi (3.21). U ovim simulacijama je uzeto da su nadtemperature statora i rotora $\Theta_s = 40$ [°C] i $\Theta_r = 60$ [°C]. Poznato je da se temperaturne promjene omskog otpora statora računaju na sljedeći način:

$$R_s = R_{20}(1 + \alpha_s \Theta_s), \quad (3.22)$$

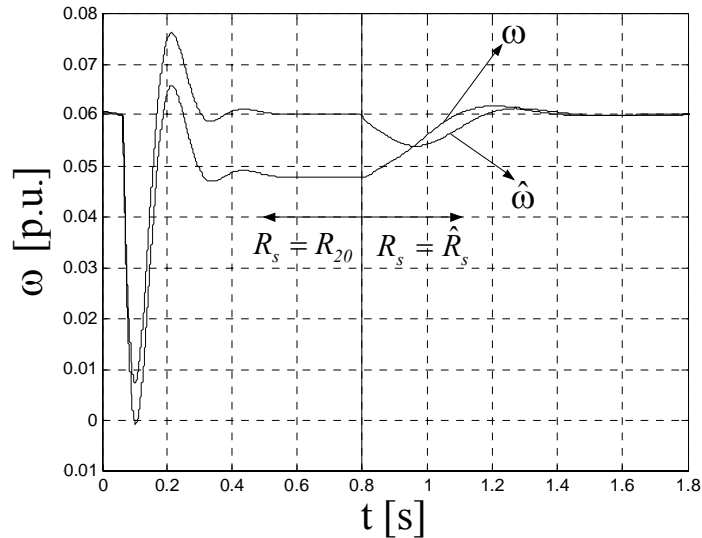
pri čemu su:

R_s – omski otpor statora na nadtempareturi Θ_s ,

R_{20} – omski otpor statora na temperaturi 20 [°C], $R_{20} = 0,0744$ [p.u.],

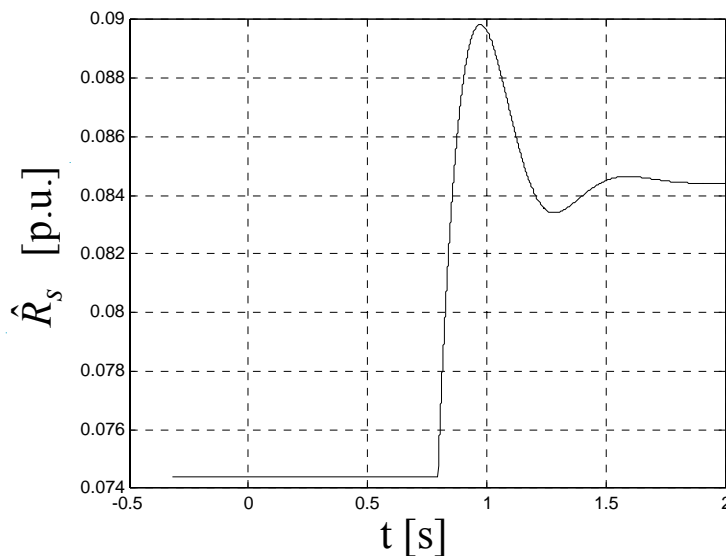
α_s – temperaturni koeficijent bakra, $\alpha_s = 0,0035$ [1/°C].

Ako se umjesto ispravno procijenjenog omskog otpora statora \hat{R}_s u proračun procjene brzine vrtnje uvrsti npr. otpor statora R_{20} od $t = 0$ do $t = 0,8$ [s], a nakon vremena $t = 0,8$ [s] se započne sa identifikacijom omskog otpora statora, tada procijenjena i proračunata brzina vrtnje izgledaju kao na slici 3.11. Moment tereta je skokovit iznosa $m_t=0,5m_m$ koji je narinut u trenutku $t = 64$ [ms]. U proračunu je uzeto u obzir da nema pogreške u procjeni međuinduktiviteta; $\hat{L}_m = 1,251$ [p.u.]. Referenca brzine vrtnje iznosi $\omega^* = 0,06$ [p.u.].



Slika 3.11. Konvencionalno proračunata i procijenjena brzina vrtnje motora pri udarnom opterećenju momentom tereta $0,5m_m$; $\hat{L}_m = 1,251$ [p.u.], $\omega^* = 0,06$ [p.u.], $\mu=2$

Na slici 3.11. se vidi da se konvencionalno proračunata i procijenjena brzina vrtnje razlikuju, do trenutka $t = 0,8$ [s] za 25,8 [%]. Kada se u trenutku $t = 0,8$ [s] započne se identifikacijom omskog otpora statora, tada se razlika između konvencionalno proračunate brzine vrtnje i procijenjene brzine vrtnje svode na nulu za oko 0,7 [s]. Za to vrijeme promjena identificiranog omskog otpora statora od zadanog iznosa R_{20} do procijenjenog iznosa $\hat{R}_s = 0,0845$ [p.u.] izgleda kao što je prikazano na slici 3.12.



Slika 3.12. Identifikacija omskog otpora statora; $\hat{L}_m = 1,251$ [p.u.], $\omega^* = 0,06$ [p.u.], $m_t=0,5m_m$, $\mu = 2$

Na slici 3.12. se vidi da je stacionarni iznos identificiranog omskog otpora statora $\hat{R}_s = 0,0845$ [p.u.]. Točni iznos omskog otpora statora, upisanog u ulaznu datoteku proračuna za nadtemperaturu statora $\Theta_s = 40$ [°C] iznosi $\hat{R}_s = 0,0848$ [p.u.]. Dakle, identifikacijska pogreška je 0,4 [%] i s pravom se može zanemariti. Identificirajući omski otpor statora, a

prema jednadžbi (3.22), može se identificirati i nadtemperatura namota statora. Iz jednadžbe (3.22) slijedi da je:

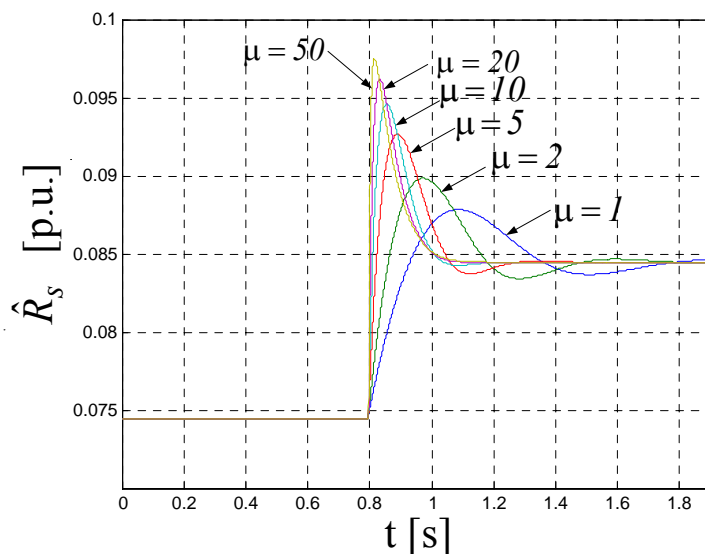
$$\Theta_s = \frac{I}{\alpha} \frac{R_s - R_{20}}{R_{20}}. \quad (3.23)$$

Uvrštavanjem u jednadžbu (3.23) umjesto točnog iznosa otpora statora R_s procijenjeni iznos \hat{R}_s dobit će se i procijenjena nadtemperatura $\hat{\Theta}_s$, koja bi se u prethodnoj simulaciji računala na sljedeći način:

$$\hat{\Theta}_s = \frac{I}{\alpha} \frac{\hat{R}_s - R_{20}}{R_{20}} = \frac{I}{0,0035} \frac{0,0844 - 0,0744}{0,0744} = 38,4 \text{ [}^\circ\text{C]}. \quad (3.24)$$

Dakle, jednadžbom (3.23) moguće je procjenjivati i nadtemperaturu statora.

U prethodnoj simulaciji bi bilo zanimljivo analizirati utjecaj identifikacijskog pojačanja μ na prijelazne pojave određenih fizikalnih veličina regulacijskog sustava vektorskog upravljanja. Na slici 3.12. je prikazana identifikacija omskog otpora statora u stacionarnom stanju AM-a kada je $m_t=0,5m_m$, procijenjeni iznos međuinduktiviteta $\hat{L}_m = 1,251 \text{ [p.u.]}$ i referenca brzine vrtnje je $\omega^* = 0,06 \text{ [p.u.]}$. Ako se pod istim uvjetima kao na slici 3.12. identificira omski otpor statora, samo pri različitim iznosima identifikacijskog pojačanja μ , dobiva se identifikacija otpora statora kao na slici 3.13.

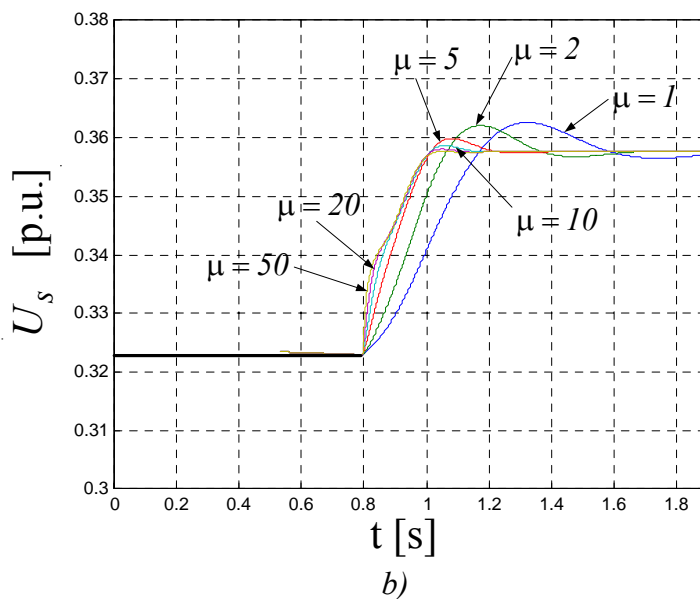
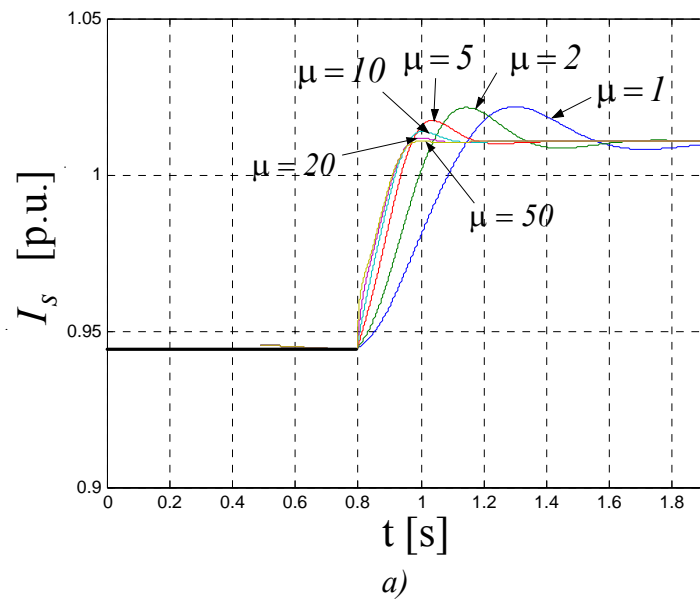


Slika 3.13. Identificirani omski otpor statora za različite iznose identifikacijskog pojačanja μ ; $\hat{L}_m = 1,251 \text{ [p.u.]}$, $\omega^* = 0,06 \text{ [p.u.]}$, $m_t=0,5m_m$

Analizom rezultata prikazanih na slici 3.13. moglo bi se zaključiti da veći iznos identifikacijskog pojačanja μ dovodi do brže identifikacije omskog otpora statora brža, pri čemu je identifikacija tijekom prijelaznog procesa loša jer daje nefizikalno velika nadvišenja omskog otpora statora.

Prijelazna pojava identifikacije otpora statora uzrokuje i prijelazne pojave u struji i naponu statora AM-a. Prijelazne pojave iznosa vektora struje statora i iznosa vektora napona

statora od početka procesa identifikacije, pa do uspostavljanja stacionarnog stanja prikazane su na slici 3.14.



Slika 3.14. Vremenski odziv iznosa vektora napona statora (a) i vektora struje statora na početak identifikacije omskog otpora statora za iznose identifikacijskog pojačanja $\mu=1, 2, 5, 10, 20$ i 50

Na slici 3.14. se vidi da iznos identifikacijskog pojačanja μ ne utječe bitno na nadvišenja iznosa vektora struje statora i napona statora tijekom trajanja prijelaznog procesa identifikacije omskog otpora statora.

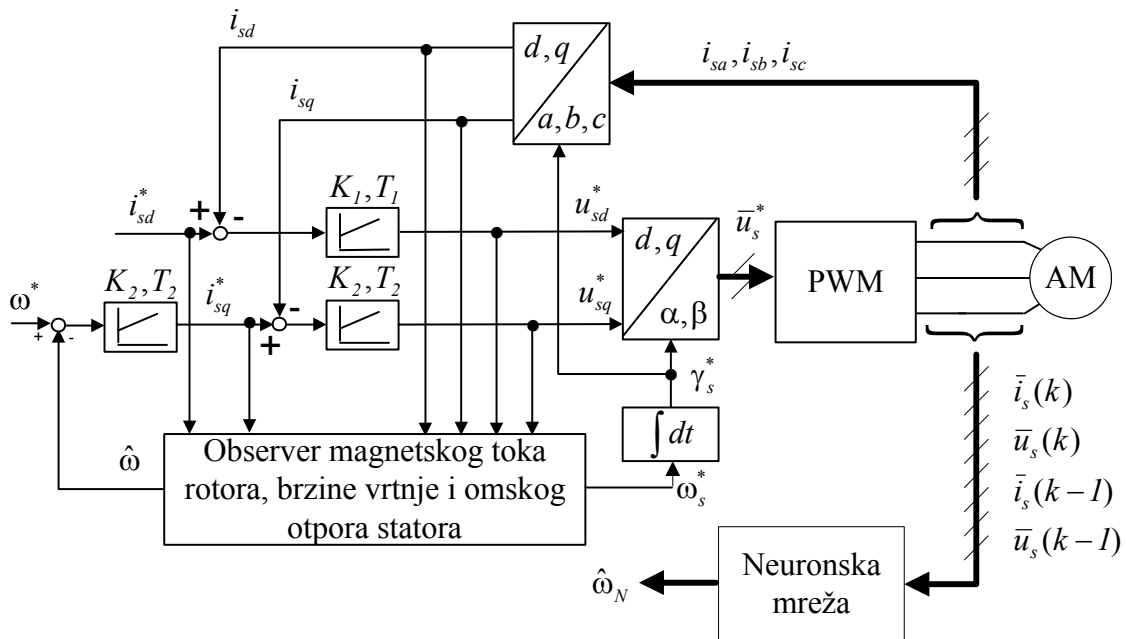
Prema rezultatima proračuna prikazanih na slici 3.13. se potvrđuje da identifikacija omskog otpora statora zadovoljava samo u stacionarnim režimima rada, dok u dinamici ne zadovoljava [82]. Upravo zbog toga se i proces prepoznavanja iznosa omskog otpora statora naziva identifikacija, a ne procjenjivanje.

3.3. Uloga neuronske mreže u procjeni brzine vrtnje asinkronog motora

U prethodnom poglavlju je opisan postupak procjene brzine vrtnje koji se zasniva na razlici procjene vektora magnetskog toka rotora primjenom strujnog i naponskog modela. Točnost procjene brzine vrtnje opisanim postupkom ovisi o točnosti procjene parametara motora. Za analizirani AM važnost poznavanja međuinduktiviteta L_m od posebne je važnosti sa stanovišta kvalitete regulacije brzine vrtnje i stabilnosti sustava vektorskog upravljanja.

Brzinu vrtnje AM-a, između ostalog, moguće je procjenjivati i primjenom neuronske mreže. Detaljna teorija neuronskih mreža i njihova primjena u sustavu vektorskog upravljanja opisani su u poglavljima 4. i 5.

Na slici 3.15. je prikazana strukturna blokovska shema sustava vektorskog upravljanja AM-om zasnovana na MRAS teoriji sa procjenom brzine vrtnje primjenom neuronske mreže.



Slika 3.15. Sustav vektorskog upravljanja AM-om sa neuronskom mrežom

Brzina vrtnje procijenjena observerom i dalje ostaje kao signal povratne veze. Neuronska mreža radi paralelno sa observerom i neovisna je o njemu. Zadatak neuronske mreže je da procjenjuje brzinu vrtnje na temelju izmjerenih komponenti vektora struje statora i rekonstruiranih komponenti vektora napona statora. Neuronska mreža se obučava na komponentama vektora napona i struje statora i brzine vrtnje dobivenih na temelju matematičkog modela sustava.

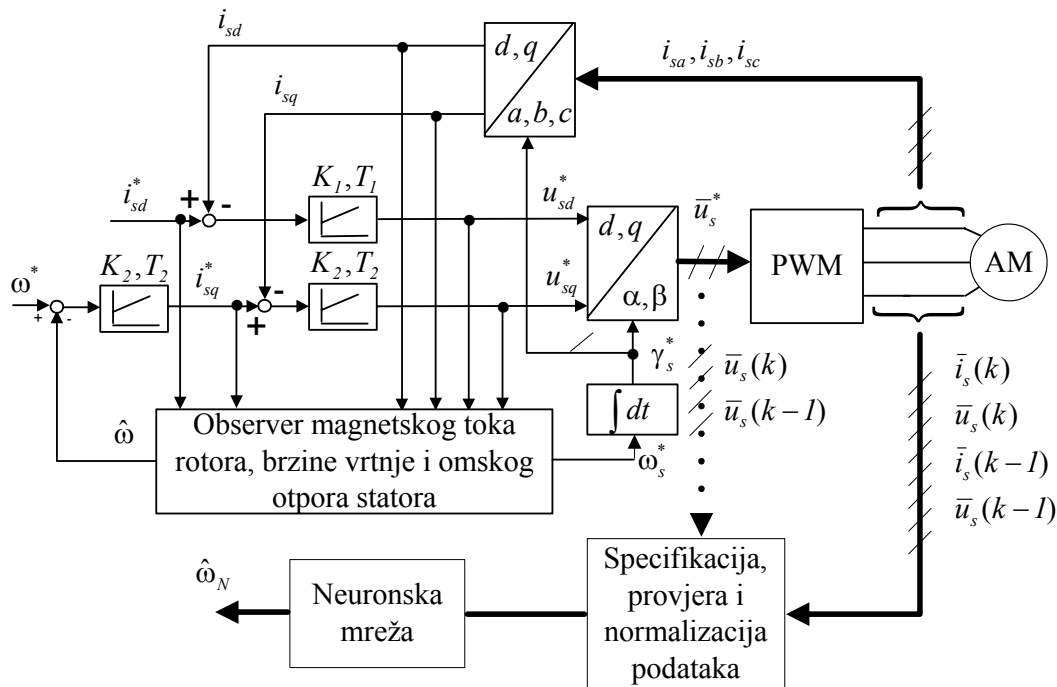
Brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom osjetljiva je na točnost procjene međuinduktiviteta koji se kao parametar zadaje u sustavu vektorskog upravljanja. Pogreške u procjeni međuinduktiviteta motora dovode do izobličenja brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$. Ovo izobličenje se očituje u činjenici da se brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom razlikuje od referentne brzine vrtnje ω^* i da se u brzini vrtnje $\hat{\omega}_N$ pojavljuju, osim istosmjerne, i više harmoničke komponente. Detaljnije će se ovaj fenomen analizirati u 5. poglavlju simulacijom na računalu i u 7. poglavlju eksperimentalno.

5. PROCJENA BRZINE VRTNJE NEURONSKOM MREŽOM U SUSTAVU VEKTORSKOG UPRAVLJANJA ASINKRONIM MOTOROM

U sustavima vektorskog upravljanja AM-om intenzivno se istražuje procjena brzine vrtnje na temelju mjerenih struja i napona statora. Međutim, većina predloženih sustava vektorskog upravljanja AM - om bez mjernog člana brzine vrtnje se suočava sa problemom promjene parametara motora zbog utjecaja zasićenja u željezu i temperaturnih promjena omskih otpora statora i rotora [8].

U literaturi [82] se nalazi pregled postojećih tehnika procjene parametara AM-a, koje se temelje na izravnoj i neizravnoj procjeni parametara. Procjenjivanje induktiviteta AM-a se obavlja na temelju poznate krivulje magnetiziranja ili bez nje. Ako se međuinduktivitet procjenjuje na temelju poznate krivulje magnetiziranja onda takva procjena zadovoljava u stacionarnim i dinamičkim režimima rada pogona. Tehnike procjene induktiviteta koje ne zahtijevaju poznavanje krivulje magnetiziranja zadovoljavajuće su u stacionarnim stanjima AM-a, dok u dinamici pokazuju izvjesna ograničenja. Ovaj rad se temelji na poznavanju krivulje magnetiziranja, a metoda proračuna zasićenja u željezu AM-a potvrđena je mjerenjima [20].

Analizirani asinkroni motor podložan je utjecaju zasićenja u željezu glavnog magnetskog kruga pri nižim frekvencijama napona napajanja. Međuinduktivitet L_m kao parametar se nalazi u observeru vektora magnetskog toka rotora i brzine vrtnje (slika 5.1.). Promjene međuinduktiviteta zbog zasićenja u željezu bitno utječu na kvalitetu regulacije brzine vrtnje i stabilnost sustava.



Slika 5.1. Sustav vektorskog upravljanja AM-om sa neuronskom mrežom zasnovan na MRAS teoriji

Procjenjivanje brzine vrtnje AM-a u sustavu prikazanom na slici 5.1. primjenom statičke neuronske mreže obavlja se primjenom mjerenih ili proračunatih komponenti vektora napona i struje statora u α, β koordinatnom sustavu. Komponente vektora napona statora \bar{u}_s se mogu

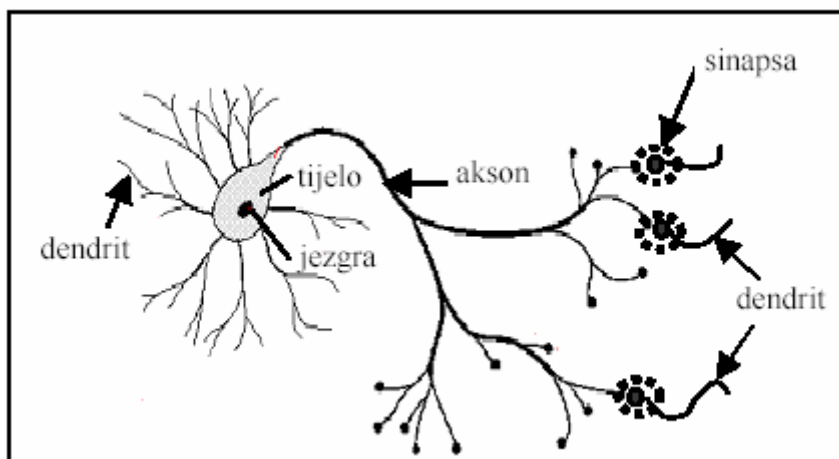
4. IZBOR STRUKTURA I METODA UČENJA NEURONSKIH MREŽA

Umjetne neuronske mreže razvijene su s namjerom da se fizikalnim modelom zamijeni biološki živčani sustav. Matematički model vladanja neurona opisali su 1943. McCulloch i Pitts, što se može smatrati početkom novog tehničkog i znanstvenog područja pod nazivom umjetna inteligencija [10].

U ovom će se poglavlju detaljno razmotriti osnove umjetnih neuronskih mreža (eng. Artificial Neural Networks, ANNs). U tu je svrhu prikazan model biološkog neurona (eng. Biological Neuron, BN), te je pomoću njega definiran umjetni neuron (eng. Artificial Neuron, AN).

4.1. Osnove rada biološkog neurona

Ljudski mozak sadrži približno 10^{11} bioloških neurona ili nervnih stanica, a svaka od njih je vezana sa drugima sa približno 10^4 međuveza, te ukupno ima oko 10^{15} međuveza. Cijeli sustav se zove biološka neuronska mreža (eng. Biological Neural Network, BNN). Biološka neuronska mreža pruža nezamislive mogućnosti računanja i memoriranja. Na slici 4.1. dan je grafički prikaz osnovnih dijelova biološkog neurona [51].



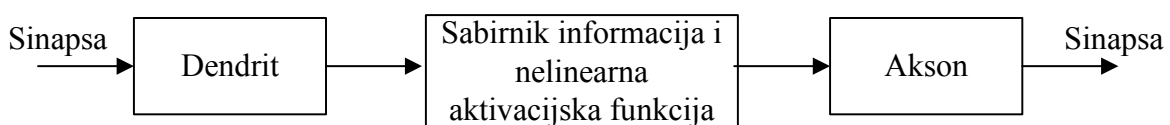
Slika 4.1. Shematski prikaz biološke nervne stanice

Ulazni signali (električni podražaji) prenose se iz okoline u stanicu pomoću dendrita. Dendriti su protoplazmatski nastavci nervne stanice (neurona) preko kojih stanica prima podražaje (signale) iz okoline, odnosno okolnih nervnih stanica. U tijelu nervne stanice dolazi do akumulacije ukupnog podražaja. Tijelo neurona obavlja zbrajanje signala koje prima preko dendrita. Svaki signal se množi sa određenim težinskim faktorom. Jezgra nervne stanice sadrži genetski materijal potreban za sintezu proteina i razmnožavanje stanice. Zavisno od ukupnog intenziteta podražaja i praga osjetljivosti, nervna stanica razgradi ili zadrži električni naboj. Pražnjenje električnog naboja u okolinu provodi se kroz akson. Akson je izdanak tijela nervne stanice kojim se prenosi podražaji do okolnih stanica. Na krajevima se akson grana u izdanke koji se povezuju s nervnim stanicama u okolini ili mišićnim stanicama za pokretanje motoričkih aktivnosti. Najvažniji je mehanizam povezivanja (umrežavanja) putem mostova (sinapsa) između izdanaka aksona i dendrita. Procjenjuje se da je broj mogućih veza između stanica za 3 reda veličine veći od samog broja neurona. Tipični neuron ima približno 10^3 - 10^5 sinapsi.

Na slici 4.2 je dan pojednostavljen prikaz biološkog neurona predstavljen blokovskim dijagramom. Sastoji se od četiri glavna dijela [10]:

- *Dendrit*
- *Sabirnik informacija i nelinearna aktivacijska funkcija*
- *Akson*
- *Sinapsa*

Ulazi su ekvivalentni dendritima biološkog neurona. Sabirnik informacija i nelinearna aktivacijska funkcija odgovaraju tijelu neurona, i omogućavaju određenu nelinearnu obradu zbrojenih signala. Kod biološkog neurona su još nazočne ostale sinaptičke veze, kao između aksona i aksona, dendrita i dendrita itd. Njih zanemarujemo kod jednostavnog modela neurona.



Slika 4.2. Pojednostavljeni blokovski dijagram biološkog neurona

Izlazi neurona su generirani, uglavnom, od pozitivno nabijenih iona Na ili Cl (koji su unutar i izvan tijela neurona). Nervni impulsi se prenose do ostalih neurona preko aksona, na daljnju obradu. Brzina nervnih impulsa ovisi o više faktora, npr. veličini i dužini aksona. Ukratko, može se reći da se jednostavni model neurona može smatrati osnovnim procesnim elementom. On prima signale putem dendrita, obrađuje ih u tijelu neurona, i daje na izlazu odgovarajuće odzive. Neuron je aktivan ako provodi slijed električnih impulsa.

4.2. Statički i dinamički modeli umjetnog neurona

Detaljno objašnjenje umjetnog neurona je neophodno za dobro matematičko i fizikalno razumijevanje neuronskih mreža, te za razvoj ostalih tipova modela umjetnih neurona (fuzzy-neuron, model neurona minimalne strukture itd.).

Umjetne neuronske mreže se temelje na ljudskoj inteligenciji i sadrže mnogo umjetnih neurona (jedinica za računanje). Umjetni neuroni su vezani preko težinskih koeficijenata, složenih u masivnu paralelnu strukturu. Umjetni neuroni su umjetne jedinice koje mogu učiti od zadanog skupa podataka (datoteke).

Jako bitna karakteristika neuronske mreže je da je sposobna oponašati stvarne odnose ulaznih i izlaznih signala u području između ulaznih i izlaznih signala narinutih na neuronsku mrežu, bez prethodnog poznavanja matematičkog modela. Može se zaključiti da je neuronska mreža numerički, adaptivni estimator s mogućnošću učenja, koji ne zahtjeva poznavanje matematičkog modela procesa ili sustava kojeg opisuje. Zbog toga se, ista konfiguracija i dinamička karakteristika jedne neuronske mreže može primijeniti na mnogo problema.

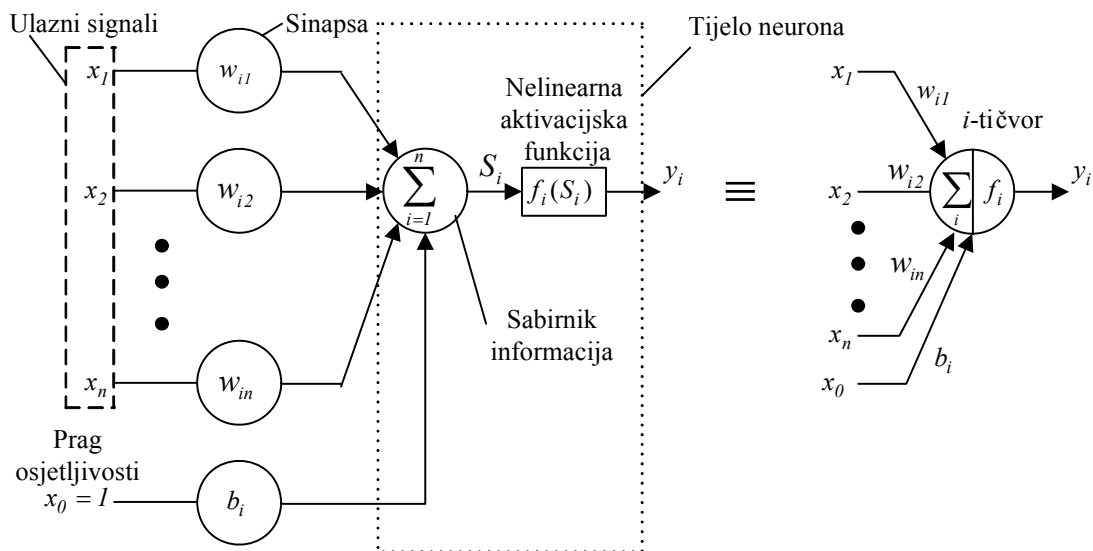
Ljudski mozak može obavljati ogroman broj različitih operacija, a razne neuronske mreže ih pokušavaju "imitirati". Slično kao kod ljudskog mozga, osnovni element neuronske mreže je jedinica neurona za računanje, koja je u pravilu s više ulaznih signala. To je obično nelinearni procesni element sa težinskim međuvezama (sinaptičkim težinama), koji pokušava predstavljati aktivnosti biološkog neurona.

Iako je jako teško dati točan prikaz neuro-biološkog procesa neurona ljudskog mozga, moguće je realizirati relativno jednostavan model umjetnog neurona, koji se ponaša slično kao i biološke neuronske mreže. Model umjetnog neurona se može realizirati upotrebom softvera, hardvera ili hibridnim tehnikama.

Unatoč velikom broju različitih modela neurona, moguće ih je svrstati u dvije osnovne skupine: statičke i dinamičke modele neurona [6].

Statičke neuronske mreže su najčešće korištene neuronske mreže, posebno u primjenama kao što su identifikacija i upravljanje procesima, obrada signala i prepoznavanje slike i oblika. Osnovni element od kojeg se sastoji statička neuronska mreža jest statički neuron čiji je model prikazan na slici 4.3. [10]. Iako i samo jedan neuron može aproksimirati jednostavnije nelinearne funkcije, općenito se može reći da se aproksimacijska moć povećava povećanjem broja neurona. Kod statičkih neuronskih mreža neuroni se organiziraju na tzv. unaprijedni način (zato se ove neuronske mreže nazivaju i unaprijedne neuronske mreže), što znači da svaki neuron može biti povezan s ulaznim signalima neuronske mreže i/ili s drugim neuronima, ali tako da se pri povezivanju ne formiraju povratne veze. Prema tome, statičke neuronske mreže ne sadrže nikakve dinamičke članove, pa su one strukturno stabilne. Ovo je svojstvo njihova najvažnija prednost u odnosu na dinamičke neuronske mreže [18].

Ukoliko izlaz neurona ovisi isključivo o trenutnim vrijednostima ulaznih signala i sinapsama tada se analizirani neuron može predstaviti tzv. statičkim umjetnim neuronom. Slika 4.3 prikazuje osnovni model statičkog umjetnog neurona. U ovom slučaju, statički neuron je i -ti neuron u mreži koja sadrži mnogo neurona. Na slici 4.3 su također označeni dijelovi umjetnog neurona koji su ekvivalentni dijelovima biološkog neurona.



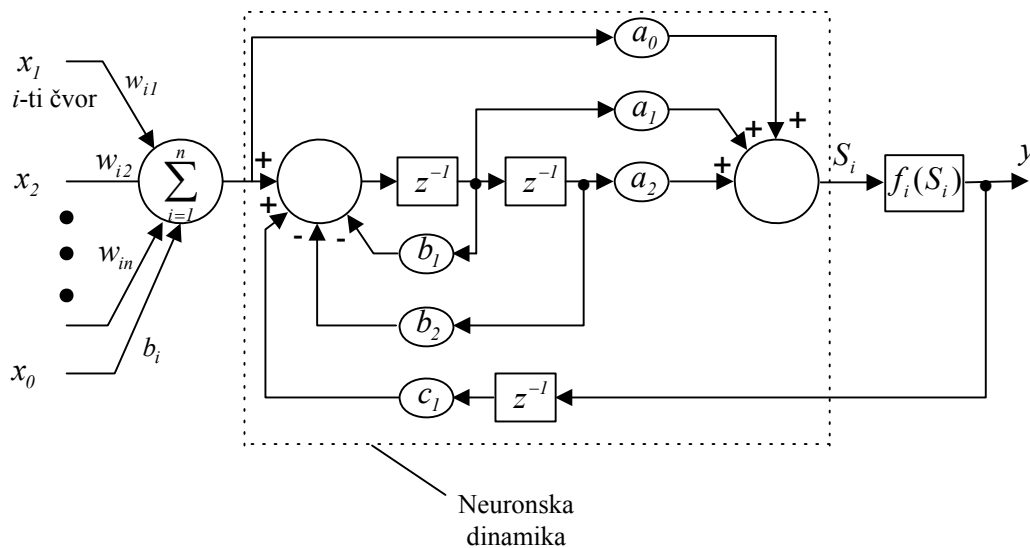
Slika 4.3. Osnovni model model statičkog umjetnog neurona

Općenito, statički model umjetnog neurona ima n ulaznih signala, a to su $x_1(t)$, $x_2(t)$, ..., $x_n(t)$, što se prikazuje kao n -dimenzionalni ulazni vektor $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]^T$. Izlazni signal neurona je skalarna veličina $y_i(t)$. Neuron sadrži operator zbrajanja, koji je težinski sumator označen s $\sum_{j=1}^n$ na slici 4.3, a na njegovom je izlazu vrijednost dana izrazom:

$$S_i(t) = \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot x_j(t) + b_i, \quad (4.1)$$

gdje su: w_{ij} težinski koeficijenti između i -tog neurona i j -tog ulaza, b_i je konstanta (tzv. polarizacijski ulaz, u eng. literaturi threshold ili bias). Dakle, ulazni signali se prenose preko težinskih koeficijenata i zbrajaju u sumatoru. Tom zbroju se dodaje prag osjetljivosti b_i , te se dobiva izlazna vrijednost neurona S_i . Konačno, izlaz neurona se dobije koristeći aktivacijsku funkciju neurona f_i , pa je $y_i = f_i(S_i)$, što je vidljivo na slici 4.3.

U tzv. modelu dinamičkog umjetnog neurona iza sabirnika informacija se nalazi diskretni dinamički član drugog reda koji predstavlja neuronsku dinamiku. Na slici 4.4 je prikazan model poopćenog dinamičkog neurona [18].



Slika 4.4. Poopćeni model dinamičkog neurona

Pridruživanjem nepromjenljivih vrijednosti nekim od parametara poopćenog modela dinamičkog neurona dobivaju se modeli sljedećih neuronskih mreža:

- | | |
|---|---------------------------------|
| 1. MLP (MLP, eng. Multilayer Perceptron) mreže: | $a_0=1, a_1=a_2=b_1=b_2=c_1=0,$ |
| 2. povratne neuronske mreže: | $a_0=1, a_1=a_2=b_1=b_2=0,$ |
| 3. neuronske mreže s dinamičkim kašnjenjem: | $b_1=b_2= c_1=0,$ |
| 4. dinamičke neuronske mreže: | $c_1=0.$ |

Težinski koeficijenti

Sinapse putem kojih biološki neuroni reguliraju prohodnost određene putanje između aksona i dendrita, kod umjetnih neurona se ostvaruju preko prilagodljivih težinskih koeficijenata (eng. weight). Kada se na ulaz neurona dovedu određene numeričke vrijednosti i pomnože težinskim koeficijentima, dobivaju se ulazni podaci neurona. Zbroj ulaznih vrijednosti neurona pomnoženih sa odgovarajućim težinskim koeficijentima se propušta kroz aktivacijsku funkciju i ta vrijednost predstavlja izlaz iz neurona (slika 4.3).

Prirodni neuroni su znatno kompliciraniji od umjetnih. Iako su umjetni neuroni znatno brži od prirodnih, visok stupanj međusobne povezanosti, njihov ogroman broj i još veći broj veza između njih, čine biološke nervne sustave nedostižnim za današnju tehnologiju i nepotpuno razumljivim za današnju znanost. Uz to, mala je vjerojatnost da će principijelna

shema stotine milijardi veza biti za dogledno vrijeme analizirana. Što više, danas je još uvijek teško protumačiti težinske koeficijente čak i u mrežama od samo nekoliko neurona.

Ulazni signali, polarizacijski ulaz

Ulaz neurona može biti: vanjski (polarizacijski ulazi (b_i)) i unutarnji koji dolaze od ostalih neurona (x_i). Prema slici. 4.3 postoji $n+1$ ulaz, a prag osjetljivosti je uveden preko konstantnog ulaza $x_0 = 1$, koristeći pritom odgovarajući polarizacijski ulaz b_i . Polarizacijski ulaz se dodaje sumi n umnožaka $\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j(t)$, što uzrokuje pomjeranje aktivacijske funkcije

$$f_i = f_i\left(\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j(t)\right) + b_i \text{ ulijevo za } b_i .$$

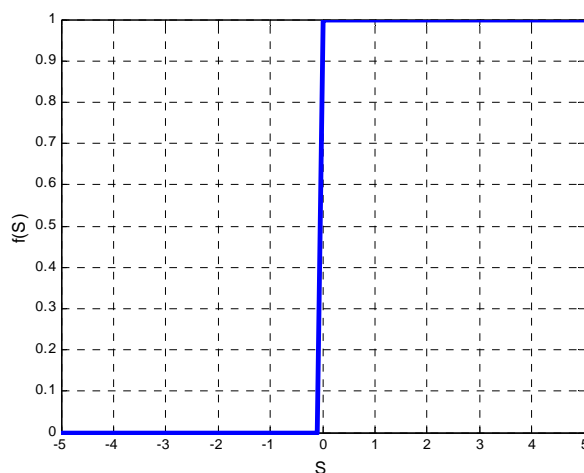
Međutim, moguće je koristiti i model neurona sa $n+1$

ulaznim signalom u koje je uključen i prag osjetljivosti. U ovom slučaju $S_i = \sum_{j=0}^n w_{ij}x_j(t)$.

Početna vrijednost za j je sada 0 , a ne 1 kao prije, a $x_0=1$ i $w_{0j} = b_i$.

U neuronskim mrežama polarizacijski ulaz b_i može biti konstantan ili promjenljiv (kao i težinska funkcija).

U sljedećem primjeru opisat će se ukratko polarizacijski ulaz b_i , tj. potreba za njim. Za primjer će se uzeti da na ulazu postoje dva impulsa (x_1, x_2), koji se mogu prezentirati kao točka u ravnini. Skup svih ovih ulaza predstavlja ulaznu ravninu. Poslije djelovanja aktivacijske funkcije na izlazu se dobivaju vrijednosti $f(S)$, gdje je S suma ulaznih impulsa, $S = w_{11}x_1 + w_{12}x_2 + b_1$. Ako se za aktivacijsku funkciju odabere *hard-limit* funkcija ($f(S)=1$ ako je $S>0$, a $f(S)=0$ ako je $S<0$, slika 4.5.) slijedi da je ulazna ravnina pravcem podijeljena na dva područja. Matematički je lako izračunati, te odrediti sjecište pravca s koordinatnim osima. Granica dva područja je crta podjele i tu je $S = 0 = w_{11}x_1 + w_{12}x_2 + b_1$. Odavde slijedi da je $x_2 = -(w_{11}/w_{12})x_1 - b_1/w_{12}$. Ovo je jednačba pravca u x_1, x_2 koordinatnom sustavu i predstavlja granicu između dva područja; $S>0$ i $S<0$. Ako uzmemo da je $b_1=0$, granica prolazi kroz ishodište koordinatnog sustava x_1, x_2 a jednačba pravca je $x_2 = -(w_{11}/w_{12})x_1$.



Slika 4.5. *Hard-limit* aktivacijska funkcija

Stoga će ulazni signali x_1 i x_2 u jednom području ($S>0$) rezultirati sa “1” na izlazu, a drugi ulazni signali ($S<0$) s “0” na izlazu. Ukoliko se koristi ista aktivacijska funkcija, ali sa polarizacijskim ulazom $b_1 \neq 0$ tada jednačba pravca više ne prolazi kroz ishodište. U slučaju kada je $b_1 \neq 0$, tijekom procesa učenja neuronske mreže veća je mogućnost manipulacije s težinskim koeficijentima w_{11} i w_{12} jer se i b_1 može mijenjati.

Na ovom mjestu će se navesti još jednostavan primjer koji opravdava postojanje polarizacijskog ulaza. Neka npr. neuronska mreža ima n ulaznih signala i neka su svi jednaki nuli ($x_j = 0, j = 1, 2, \dots, n$). i – ti neuron u ovakvoj neuronskoj mreži bez polarizacijskog ulaza bi imao ulazni signal:

$$S_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + b_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j = 0,$$

te bi aktivacijska funkcija postizala samo jednu vrijednost, tj. $f(S_i) = f(0)$ (izlaz ovisi samo o aktivacijskoj funkciji). Ako bi isti neuron imao polarizacijski ulaz, suma ulaznih signala bi iznosila $S_i = b_i$, a vrijednost aktivacijske funkcije bi bila $f_i(S_i) = f_i(b_i)$. To znači da bi vrijednost aktivacijske funkcije mogla poprimiti bilo koju vrijednost, ovisno o polarizacijskom ulazu. Dakle, ova činjenica rezultira boljom fleksibilnošću sustava.

Aktivacijske funkcije

Aktivacijske funkcije su dijelom analogne tijelu kod biološkog neurona. Razlog korištenja nelinearne aktivacijske funkcije je uvođenje nelinearnosti u model neurona, budući da upravo ovo svojstvo neuronske mreže omogućava modeliranje nelinearnih odnosa između ulaznih i izlaznih signala neuronske mreže. Kada ne bi bilo nelinearne aktivacijske funkcije u modelu neurona, on bi predstavljao linearni sustav koji se ne bi mogao koristiti za modeliranje nelinearnih problema, te ne bi mogao izvoditi nelinearne operacije računanja. Osim toga, linearna aktivacijska funkcija ne može prigušiti smetnje, te linearna neuronska mreža ne bi imala potrebnu robusnost [10].

Postoje različiti tipovi aktivacijskih funkcija f_i koje se koriste u neuronskim mrežama. Ključni faktori za njihov izbor su nelinearnost i jednostavnost. Osim toga, budući da neke tehnike učenja (npr. tehnika povratnog prostiranja izlazne pogreške) zahtijevaju postojanje prve derivacije funkcije f_i , tada ona mora biti i derivabilna. U procesu nastajanja umjetnih neuronskih mreža prva aktivacijska funkcija je bila *hard-limit* funkcija koja na izlazu ima samo dva stanja: 0 i 1. Model neurona sa ovakvom aktivacijskom funkcijom se može koristiti za klasifikacijske probleme (probleme sortiranja) budući da se svi ulazni signali u neuronsku mrežu dijele na dva područja. Model neurona koji koristi ovakvu aktivacijsku funkciju naziva se perceptron.

Aktivacijske funkcije je moguće podijeliti na više načina, a jedan od njih razlikuje [10]:

1. Derivabilne i nederivabilne aktivacijske funkcije,
2. Pulsolike i stepolike aktivacijske funkcije.

Derivabilne i nederivabilne aktivacijske funkcije

Ova podjela razlikuje aktivacijske funkcije sa skokovitim promjenama (nederivabilne) od onih sa sporim promjenama (derivabilne). Derivabilne aktivacijske funkcije se koriste u nekim algoritmima učenja neuronskih mreža kao što je npr. metoda povratnog prostiranja izlazne pogreške. Nederivabilne aktivacijske funkcije se koriste kod diskretnih algoritama, pri čemu ove aktivacijske funkcije produciraju binarni izlaz. U tablici 4.1. su prikazane dvije najčešće korištene derivabilne funkcije: *logsig* i *tansig*. One se uglavnom koriste na primjerima identifikacije, regulacije, dijagnostike, itd. Funkcija *logsig* može proizvesti samo pozitivni izlaz, pa stoga spada u unipolarne funkcije. Aktivacijska funkcija *tansig* spada u

skupinu bipolarnih aktivacijskih funkcija koje mogu proizvesti pozitivni i negativni izlazni signal.

Naziv funkcije	Izraz za funkciju i njezinu derivaciju	Grafički prikaz funkcije i derivacije
<i>Logsig</i>	$f(S) = \frac{1}{1 + e^{-gS}}$ $f'(S) = g \frac{e^{-gS}}{(1 + e^{-gS})^2} = gf(S)(1 - f(S))$	
<i>Tansig</i>	$f(S) = \frac{2}{1 + e^{-gS}} - 1$ $f'(S) = g \frac{4e^{-gS}}{(1 + e^{-2gS})^2} = g(1 - f(S)^2)$	
<i>Linearna (purelin)</i>	$f(S) = gS$ $f'(S) = g$	

Napomena: $g > 0$ – aktivacijsko pojačanje; u navedenim primjerima $g = 1$

Tablica 4.1. Najčešće korištene aktivacijske funkcije

Negativni izlazni signali se dobivaju na izlazu iz aktivacijske funkcije ako je ulazni signal negativan. Takav ulazni signal se naziva ulaz za ometanje, za razliku od pozitivnog, koji je pobudni. Neuron s negativnim izlaznim signalom naziva se ometajući neuron. Treba napomenuti da u biološkom sustavu ometajući neuron prenosi aktivacijski potencijal koji ima ometajući (negativan) utjecaj na nervne stanice. Analogno, pobudni neuron prenosi aktivacijski potencijal koji ima pobudni (pozitivan) utjecaj. Neuroni s bipolarnim aktivacijskim funkcijama se nazivaju i McCulloch-Pitt-ovi neuroni [16].

Unipolarna *logsig* funkcija se može matematički prikazati kao:

$$f(S) = 1/(1 + e^{-gS}), \quad (4.2)$$

gdje je g aktivacijsko pojačanje, $g > 0$. Aktivacijsko pojačanje određuje nagib funkcije (uglavnom se uzima $g = 1$). Jednadžba (4.2) je jednostavna i derivabilna, što su dva važna razloga česte uporabe ove aktivacijske funkcije. Korisno je sada uvesti prvu derivaciju *logsig* funkcije. Prva derivacija *logsig* funkcije se koristi kod učenja neuronskih mreža metodom povratnog prostiranja izlazne pogreške. Deriviranjem (4.2) dobiva se:

$$f'(S) = ge^{-gS}/(1+e^{-gS})^2. \quad (4.3)$$

Tijekom procesa učenja neuronskih mreža, aktivacijsko pojačanje g je jedan od prilagodljivih parametara koji se može mijenjati. Brzina učenja neuronske mreže se izražava tzv. koeficijentom učenja α . Kasnije je pokazano da koeficijent učenja određuje brzinu promjena težinskih koeficijenata. Korištenje aktivacijske funkcije s velikim pojačanjem g daje slične rezultate kao kod slučaja velikog koeficijenta učenja α [10]. Zato je preporučljivo uzeti da je aktivacijsko pojačanje $g = 1$, i kontrolirati brzinu učenja koristeći samo koeficijent učenja α , radije nego kontrolirati oba faktora.

Pulsolike i stepolike funkcije

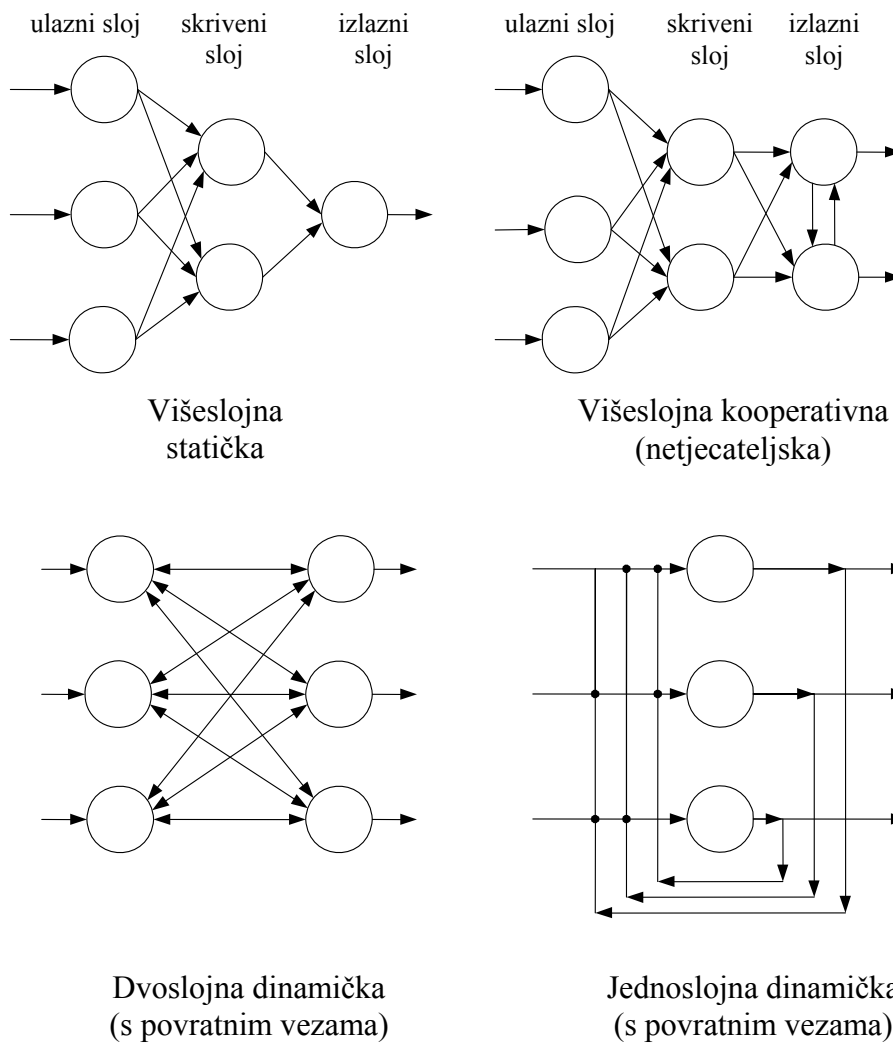
Pulsolike aktivacijske funkcije imaju značajnu vrijednost na izlazu samo ako su ulazni signali blizu vrijednosti nula. Stepolike aktivacijske funkcije mijenjaju svoju izlaznu veličinu samo za određeni iznos ulaznih signala. Moguće je stvoriti pulsolike funkcije od derivabilnih stepolikih funkcija postupkom deriviranja. Stepolike aktivacijske funkcije dalje se dijele na stepolike sa isključivo pozitivnim izlazom i funkcije sa srednjom izlaznom vrijednosti nula (npr. signum funkcija).

4.3. Jednoslojne i višeslojne statičke neuronske mreže

Neuronske mreže sadrže mnogo neurona, koji su međusobno povezani u topologiju koju je moguće identificirati. Neke od najčešće rabljenih topologija su ilustrirane na slici 4.6. (krugovi predstavljaju neurone).

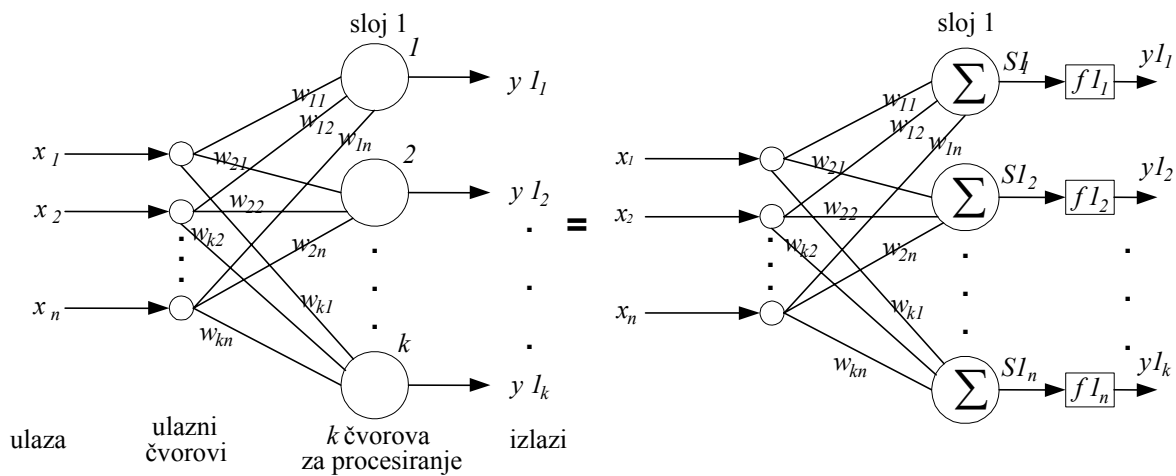
Postoje jednoslojne i višeslojne neuronske mreže. Obično se sloj na koji se narinu ulazni signali zove *ulazni sloj*, sloj na kojem se dobije izlazni signal *izlazni sloj*, a slojevi između ova dva su *skriveni slojevi*. Može biti jedan ili više skrivenih slojeva, a ime su dobili jer im izlazi nisu izravno vidljivi.

Najčešće korištene statičke neuronske mreže su višeslojne perceptronske neuronske mreže (MLP, eng. Multilayer Perceptron) i neuronske mreže građene od aktivacijskih funkcija s kružnom osnovicom (RBF, eng. Radial Basis Function).



Slika 4.6. Topologije neuronskih mreža

Na slici 4.7. prikazana je jedna jednoslojna statička neuronska mreža.



Slika 4.7. Jednoslojna statička neuronska mreža

Kao što je prikazano na slici 4.7., općenito, u svakom sloju neuronske mreže može biti n ulaznih signala koje se predstavljaju ulaznim vektorom $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, i k neurona. Općenito je $k \neq n$, a ulaz se spaja na svaki neuron preko prikladnih težinskih koeficijenata. Svaki neuron izvodi operaciju sumiranja umnožaka težinskih koeficijenata sa odgovarajućim ulaznim signalima, dodaje polarizacijski ulaz, te tu sumu narine na svoju aktivacijsku funkciju. Prema tome, jednoslojna neuronska mreža će imati k izlaza predstavljenih matricom izlaza $\mathbf{y1} = [y1_1, y1_2, \dots, y1_k]^T$. Matricu izlaza određuje se iz jednadžbe:

$$\mathbf{y1} = \mathbf{f1}(\mathbf{w1x} + \mathbf{b1}), \quad (4.4)$$

pri čemu je:

$$\mathbf{w1} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2n} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ w_{k1} & w_{k2} & \dots & w_{kn} \end{bmatrix} \text{ matrica težinskih koeficijenata izlaznog sloja,}$$

$\mathbf{b1} = [b1_1, b1_2, \dots, b1_k]^T$ vektor polarizacijskih signala izlaznog sloja.

$\mathbf{f1}$ je aktivacijska matrica koja je dijagonalna formata $k \times k$, a njeni članovi ovise o iznosima ulaznih signala. Vrijedi da je:

$$\mathbf{f1}(\mathbf{w1x} + \mathbf{b1}) = \text{diag}[f1(S_1), f1(S_2), \dots, f1(S_k)], \quad (4.5)$$

pri čemu su aktivacijske funkcije svakog od k čvorova jednake, $f1_1 = f1_2 = \dots = f1_k = f1$. Pojedina suma S_i ($i=1, 2, \dots, k$) se dobiva iz izraza:

$$S_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j(t) + b_i, \quad (4.6)$$

pri čemu je w_{ij} težinski koeficijent koji povezuje j -ti čvor sa i -tim ulaznim signalom ($i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, k$).

Jednoslojne neuronske mreže

Jednoslojna neuronska mreža se može koristiti za rješavanje ograničenog broja problema i ne može dovoljno dobro opisivati sve nelinearne probleme. Ako su kod ove jednoslojne izvedbe neuronske mreže koriste hard-limit aktivacijske funkcije, dolazi se do tzv. jednoslojnog modela perceptrona. Ova struktura se može upotrijebiti kod nekih klasifikacijskih problema, budući da hard-limit funkcija dijeli ulazni prostor na dva dijela, i izlaz može biti samo 1 ili 0 (ovisno o ulaznom vektoru). To je veliki nedostatak ovog modela. Kada jednoslojna neuronska mreža sadrži linearnu aktivacijsku funkciju tada se još takav model neurona naziva Widrow-Hoff-ov (Widrow, 1962; Widrow and Stern, 1985) neuron ili ADALINE neuron (eng. Adaptive Linear Neurons). Ukoliko se neuronska mreža sastoji od više takvih neurona onda se model takve neuronske mreže naziva MADALINE (eng. More Adaline).

Primjer 1: Perceptron

Neka postoje dva ulazna signala x_1 i x_2 u perceptron koja se nezavisno mijenjaju u granicama od -2 do $+2$. Svaki par ulaza potrebno je klasificirati u dva područja; u prvom području se nalaze ulazni parovi čiji je zbroj veći ili jednak od -1 , a u drugom području ulazni parovi čiji je zbroj manji od -1 .

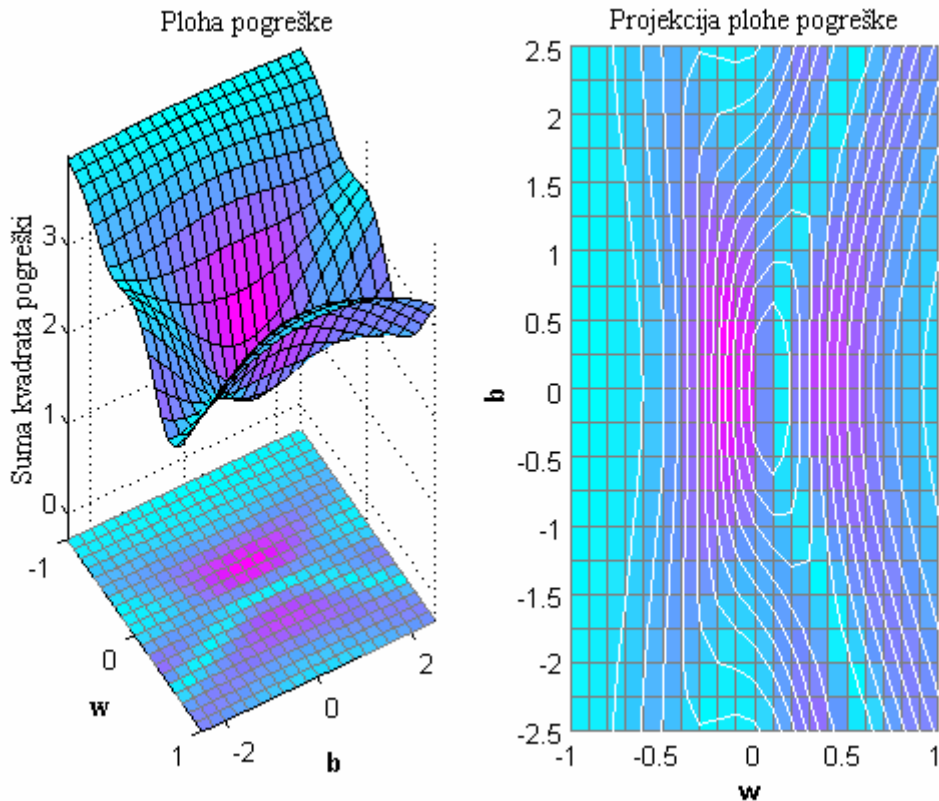
Neka je perceptron zadan težinskim koeficijentom $w_{11}=1$ i $w_{12}=1$, i polarizacijskim ulazom $b_1=1$. Tada je ulaz *hard-limit* aktivacijske funkcije $w_{11}x_1+w_{12}x_2+b_1=x_1+x_2+1$. Prema jednadžbi (4.5) izlaz $y_1=1$ ako je ulaz aktivacijske funkcije $x_1+x_2+1>0$, tj. ako je $x_1+x_2>-1$. Izlaz $y_1=0$ ako je ulaz aktivacijske funkcije $x_1+x_2+1<0$, tj. ako je $x_1+x_2<-1$. Dakle, pravilnim izborom težinskih koeficijenata i polarizacijskog ulaza može se riješiti zadani problem. Ovaj jednostavan algoritam je moguće implementirati upotrebom programskog paketa MATLAB koji sadržava naredbe za kreiranje neuronskih mreža, njihovo učenje i sl.

Primjer 2: Grafičko određivanje optimalnog iznosa težinskih koeficijenata i polarizacijskih ulaza

Potrebno je odrediti optimalni iznos težinskog koeficijenata i polarizacijskog ulaza za jedan neuron. Vektori ulaznih i izlaznih vrijednosti su, respektivno:

$$\mathbf{p} = [-6.0 \quad -6.1 \quad -4.1 \quad -4.0 \quad +4.0 \quad +4.1 \quad +6.0 \quad +6.1],$$
$$\mathbf{t} = [+0.0 \quad +0.0 \quad +.97 \quad +.99 \quad +.01 \quad +.03 \quad +1.0 \quad +1.0].$$

Neka se težinski koeficijenti mijenjaju u granicama od -1 do 1 sa korakom $0,1$. Polarizacijski ulazi se mijenjaju u granicama od $-2,5$ do $2,5$ sa korakom od $0,25$. Kombiniranjem različitih težinskih koeficijenata i polarizacijskih ulaza po principu *svaki sa svakim* moguće je odabrati optimalne iznose težinskih koeficijenata i polarizacijskih ulaza tako da vektor pogreške dobivenih izlaza i željenih izlaza bude minimalan. Vektor željenih izlaza definiran je sa \mathbf{t} . Primjenom programskog paketa MATLAB (naredba *errsurf*) moguće je nacrtati grafički prikaz vektora pogreške \mathbf{e} za razne vrijednosti težinskih koeficijenata i polarizacijskih ulaza. Kao aktivacijska funkcija je izabrana *logsig* funkcija. Rezultat je prikazan na slici 4.8.



Slika 4.8. Ploha srednje kvadratne pogreške jedne jednoslojne neuronske mreže

Sa slike 4.8. se vidi da je najmanja kvadratna pogreška iznosa $1,87$ postignuta za $w=0,1$ i $b=0,25$. Da je dobiveni rezultat točan može se provjeriti jednostavnim računom:

Prema jednadžbi (4.1) $S=0,1\mathbf{p}+0,25$. Izlazne vrijednosti neurona se dobiju kao:

$\text{logsig}(S)=[0,4134 \ 0,4110 \ 0,4601 \ 0,4626 \ 0,6570 \ 0,6593 \ 0,7006 \ 0,7027]$.

Signal pogreške je:

$\mathbf{e}=\mathbf{t}-\text{logsig}(S)=[-0.4134 \ -0.4110 \ 0.5099 \ 0.5274 \ -0.6470 \ -0.6293 \ 0.2994 \ 0.2973]$.

Suma kvadratnih pogreški se dobije tako da se svaki član matrice signala pogreški kvadrira i zbroji. Doista, dobiva se $1,87$. Često je u upotrebi srednja kvadratna pogreška, a ona se dobije tako da se suma kvadratnih pogreški podijeli sa brojem članova matrice \mathbf{e} . U ovom slučaju to je $1,87/8=0,23$. Općenito gledajući ovo je prevelika srednja kvadratna pogreška koja bi trebala težiti prema nuli. U ovom slučaju to znači da jedan neuron ne opisuje dovoljno dobro zadani problem. Poboljšanje se može ostvariti uvođenjem većeg broja neurona ili kreiranjem skrivenih slojeva. Možda je moguće postići i manju pogrešku ako se težinski koeficijenti i polarizacijski ulazi mijenjaju u većem rasponu, što je malo vjerojatno jer su predložene promjene težinskog koeficijenta i polarizacijskog ulaza uobičajene.

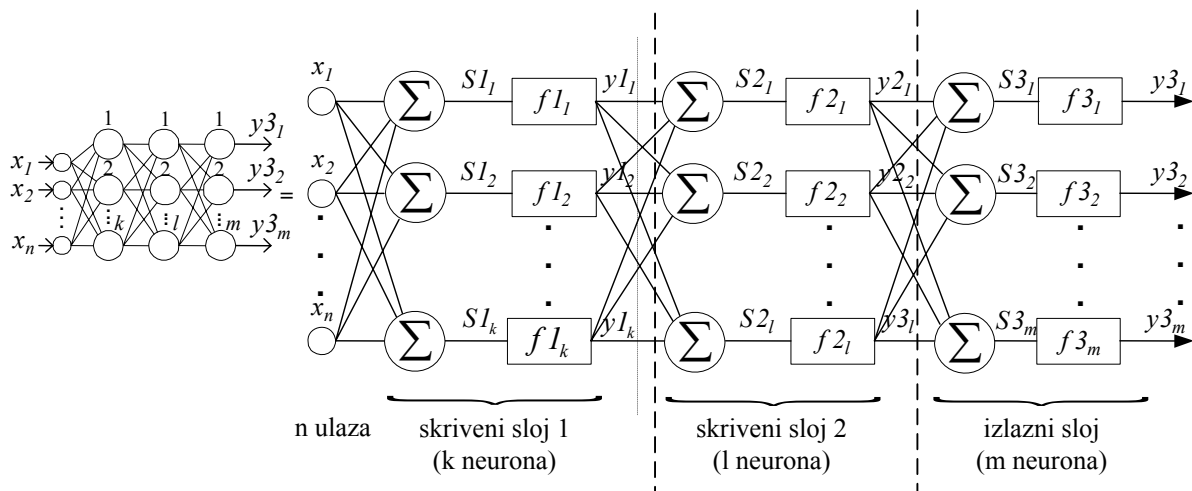
Višeslojne neuronske mreže

Višeslojna neuronska mreža se sastoji od blokova neurona koji su raspodijeljeni u više slojeva. U višeslojnoj statičkoj neuronskoj mreži, neuroni se raspoređuju u nekoliko slojeva. Spoj nekoliko slojeva daje neuronskoj mreži mogućnost uspostavljanja veze između ulaza i izlaza kod složenih nelinearnih problema. Ta se osobina koristi za prikazivanje složenih nelinearnih odnosa među varijablama. Kod višeslojnih statičkih neuronskih mreža ne postoji međusobna povezanost čvorova istog sloja. Ulazni sloj neuronske mreže se obično označava

kao nulti. Na prvi sloj neuronske mreže (prvi skriveni sloj) se nadovezuje drugi sloj (drugi skriveni sloj). Teorijski, može biti neograničen broj skrivenih slojeva, ali to bi otežalo učenje neuronske mreže. Osim toga, pokazalo se da neuronske mreže s jednim ili dva skrivena sloja osiguravaju potrebnu točnost, robusnost i mogućnost poopćavanja u većini slučajeva. U slučaju postojanja samo jednog skrivenog sloja zadovoljavajući model neuronske mreže se može postići korištenjem nelinearne aktivacijske funkcije u skrivenom, a linearne u izlaznom sloju. U neuronskim mrežama posljednji sloj je izlazni sloj (sloj 3, za slučaj dva skrivena sloja).

Svaki neuron vezan je sa svim neuronima susjednih slojeva, sa ostalima nije povezan. Veze između pojedinih neurona unutar jednog sloja ne postoje. Općenito, u neuronskoj mreži postoji različit broj neurona s različitim težinskim koeficijentima. Ne postoji opće pravilo za određivanje broja skrivenih slojeva i čvorova u statičkoj neuronskoj mreži. Broj skrivenih slojeva neuronske mreže i broj neurona u njima ovisi o konkretnim zadacima koji se postavljaju neuronskoj mreži. Broj ulaznih i izlaznih čvorova je također određen specifičnošću problema. Broj neurona i veza određen je brojem uzoraka koje neuronska mreža može pouzdano obraditi. U višeslojnim neuronskim mrežama aktivacijske funkcije izlaznog sloja mogu biti linearne funkcije, budući da je neuronska mreža sposobna rješavati nelinearne probleme pomoću nelinearnih aktivacijskih funkcija u skrivenim slojevima.

Za ilustraciju, slika 4.9. daje shematski prikaz troslojne statičke neuronske mreže. Pojam “statička” (unaprijedna, eng. *feedforward*) ukazuje na činjenicu da su strelice koje povezuju čvorove jednosmjerne. Ovakva neuronska mreža se još zove višeslojni perceptron, iako bi se taj naziv trebao koristiti samo za neuronsku mrežu sa hard-limit aktivacijskim funkcijama.



Slika 4.9. Shematski prikaz troslojne statičke neuronske mreže

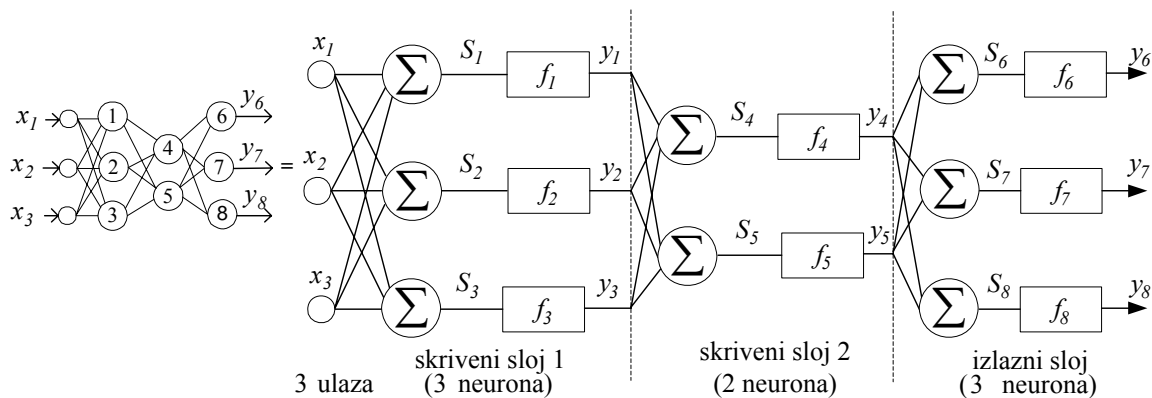
Naziv “troslojna” se koristi zbog postojanja tri sloja za obradu ulaznih podataka, dok neuroni ulaznog sloja (nulti) ne sudjeluju u obradi ulaznih podataka. Zbog toga se ne koristi pojam “ulazni sloj”, nego se pretpostavlja da su ulazni podaci izravno spojen na prvi skriveni sloj. Ponekad se u literaturi za ovakvu neuronsku mrežu koristi naziv “četveroslojna” neuronska mreža zbog toga što ovakva neuronska mreža ima jedan ulazni sloj, dva skrivena sloja i jedan izlazni sloj. Može se reći da je ukupan broj slojeva neuronske mreže jednak broju skrivenih slojeva plus jedan. Dakle, N -slojna neuronska mreža ima $N-1$ skrivenih slojeva čiji izlazi nisu izravno dostupni.

Općenito, može se reći da su višeslojne neuronske mreže univerzalna nelinearna preslikavanja određena matricama težinskih koeficijenata i polarizacijskim vektorima kao parametrima [10].

Na slici 4.9 je prikazana troslojna statička neuronska mreža sa n ulaznih signala, sa m izlaznih signala i sa dva skrivena sloja. U svakom od slojeva neuronske mreže nalazi se različit broj neurona, a svi neuroni u promatranom sloju su povezani sa svim neuronima iz prethodnog sloja. Broj ulaznih i izlaznih signala određuje promatrani fizikalni problem. Kao što je već spomenuto, u neuronskoj mreži se može nalaziti i nekoliko skrivenih slojeva. Broj skrivenih slojeva je obično ograničen na jedan ili dva zbog numeričkih problema tijekom učenja neuronske mreže. Prema tzv. univerzalnom aproksimacijskom teoremu (Hornik, 1989) jedan skriveni sloj neuronske mreže je dovoljan da osigura zadovoljavajuće modeliranje bilo kojeg nelinearnog problema, ali ovaj teorem ne govori o tome koji se broj neurona u skrivenom sloju treba upotrijebiti i kakav će biti proces učenja neuronske mreže.

Primjer 3: Proračun izlaznih signala troslojne statičke neuronske mreže

Na slici 4.10. je prikazana struktura troslojne statičke neuronske mreže. U skrivenom sloju 1 nalaze se 3 ulaza (3 čvora), 2 čvora u skrivenom sloju 2 i 3 izlazna čvora u izlaznom sloju. Svaki neuron u neuronskoj mreži je numeriran.



Slika 4.10. Troslojna statička neuronska mreža za primjer 3

U ovom primjeru je uzet u obzir slučaj kada neuroni, zbog jednostavnije analize, nemaju polarizacijski ulaz. Princip proračuna izlaznog signala je sljedeći:

- Izračunaju se izlazne vrijednosti prvog (skrivenog) sloja $\mathbf{y1}$
- Koristeći vrijednosti $\mathbf{y1}$ dobiju se izlazi drugog skrivenog sloja $\mathbf{y2}$
- Preko $\mathbf{y2}$ (ovisan o $\mathbf{y1}$) izračunavaju se vrijednosti izlaznog sloja $\mathbf{y3}$.

a) Izlazni vektor sloja 1 se dobiva pomoću jednadžbe:

$$\mathbf{y1} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = \mathbf{f1}(\mathbf{S1}) = \mathbf{f1}(\mathbf{w1x}), \quad (4.7)$$

gdje je aktivacijska matrica prvog sloja dijagonalna:

$$\mathbf{f1}(\mathbf{S1}) = \begin{bmatrix} f_1(S_1) & 0 & 0 \\ 0 & f_2(S_2) & 0 \\ 0 & 0 & f_3(S_3) \end{bmatrix},$$

a matrica težinskih koeficijenata koji povezuju između prvi skriveni sloj i ulazne signale je:

$$\mathbf{w1} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} \end{bmatrix}.$$

Ulazni vektor je: $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}.$

Na osnovi jednadžbe (4.7.) izlazi prvog skrivenog sloja su:

$$\begin{aligned} y_1 &= f_1(S_1) = (w_{11}x_1 + w_{12}x_2 + w_{13}x_3), \\ y_2 &= f_2(S_2) = (w_{21}x_1 + w_{22}x_2 + w_{23}x_3), \\ y_3 &= f_3(S_3) = (w_{31}x_1 + w_{32}x_2 + w_{33}x_3). \end{aligned} \quad (4.8)$$

b) Na sličan način se dobivaju izlazi drugog skrivenog sloja. Izlazi drugog skrivenog sloja su ovisni o prethodno određenim izlazima $\mathbf{y1}$:

$$\mathbf{y2} = \begin{bmatrix} y_4 \\ y_5 \end{bmatrix} = \mathbf{f2}(\mathbf{S2}) = \mathbf{f2}(\mathbf{w2y1}),$$

pri čemu je aktivacijska matrica drugog sloja također dijagonalna:

$$\mathbf{f2}(\mathbf{S2}) = \begin{bmatrix} f_4(S_4) & 0 \\ 0 & f_5(S_5) \end{bmatrix},$$

a matrica težinskih koeficijenata koji povezuje prvi skriveni sloj sa drugim skrivenim slojem:

$$\mathbf{w2} = \begin{bmatrix} w_{41} & w_{42} & w_{43} \\ w_{51} & w_{52} & w_{53} \end{bmatrix}.$$

Sada se mogu izračunati izlazi drugog skrivenog sloja:

$$\begin{aligned} y_4 &= f_4(S_4) = f_4(w_{41}y_1 + w_{42}y_2 + w_{43}y_3), \\ y_5 &= f_5(S_5) = f_5(w_{51}y_1 + w_{52}y_2 + w_{53}y_3). \end{aligned}$$

Dobivene veličine y_4 i y_5 predstavljaju izlazne signale drugog skrivenog sloja.

c) Konačno, izlazni vektor trećeg sloja je:

$$\mathbf{y}_3 = \begin{bmatrix} y_6 \\ y_7 \\ y_8 \end{bmatrix} = \mathbf{f}_3(\mathbf{S}_3) = \mathbf{f}_3(\mathbf{w}_3 \mathbf{y}_2),$$

pri čemu je, analogno prethodnim izrazima:

$$\mathbf{f}_3(\mathbf{S}_3) = \begin{bmatrix} f_6(S_6) & 0 & 0 \\ 0 & f_7(S_7) & 0 \\ 0 & 0 & f_8(S_8) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{w}_3 = \begin{bmatrix} w_{64} & w_{65} \\ w_{74} & w_{75} \\ w_{84} & w_{85} \end{bmatrix}.$$

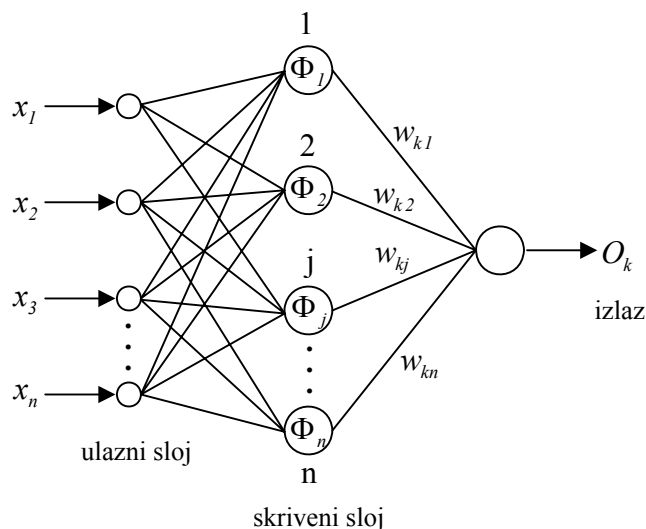
Konačno, izlazni signali promatrane neuronske mreže su:

$$\begin{aligned} y_6 &= f_6(S_6) = f_6(w_{64}y_4 + w_{65}y_5), \\ y_7 &= f_7(S_7) = f_7(w_{74}y_4 + w_{75}y_5), \\ y_8 &= f_8(S_8) = f_8(w_{84}y_4 + w_{85}y_5). \end{aligned}$$

Vrlo je važno istaknuti da statičke neuronske mreže daju trenutno izlazne vrijednosti, tj. u istom trenutku kada prime ulazne signale. To je zbog toga što statičke neuronske mreže ne sadrže nikakve elemente zadržke signala. Ovo nije slučaj sa dinamičkim neuronskim mrežama.

Statičke neuronske mreže sa aktivacijskim funkcijama s kružnom osnovicom (eng. RBF, Radial Basis Functions)

RBF neuronske mreže spadaju, kao i MLP neuronske mreže u skupinu nelinearnih aproksimatora. Kao što prikazuje slika 4.11. RBF neuronska mreža sadrži tri sloja: ulazni, skriveni i izlazni sloj.



Slika 4.11. Troslojna RBF neuronska mreža

Izlaz RBF neuronske mreže se formira kao linearna kombinacija izlaznih signala skrivenog sloja. Aktivacijske funkcije s kružnom osnovicom se nalaze u skrivenom sloju RBF neuronske mreže. Jedna od najčešće korištenih aktivacijskih funkcija s kružnom osnovicom je Gauss-ova funkcija. Gauss-ova aktivacijska funkcija za j -ti neuron RBF neuronske mreže prikazane na slici 4.11. glasi [10]:

$$\Phi_j = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\| / \sigma_j^2), \quad (4.9)$$

pri čemu je:

$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ n -dimenzionalni vektor ulaznih signala,
 $\mathbf{c}_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn}]$ matrica centara j -te Gauss-ove aktivacijske funkcije,
 σ_j širina j -te Gauss-ove funkcije.

U jednadžbi (4.9.) član $\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|$ predstavlja Euklid-ovu udaljenost vektora \mathbf{x} i \mathbf{c}_j , tj.:

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - c_{ji})^2}, \quad j=1, 2, \dots, n \quad (4.10)$$

k -ti izlaz neuronske mreže prikazane slikom 4.10. je:

$$y_k = \sum_{j=1}^n w_{kj} \Phi_j, \quad (4.11)$$

pri čemu je w_{kj} težinski koeficijent koji povezuje k -ti izlazni neuron sa j -tim neuronom skrivenog sloja.

Dakle, može se reći da je k -ti izlaz RBF neuronske mreže linearna kombinacija nelinearnih aktivacijskih funkcija sa kružnom osnovicom.

Općenito se može reći da RBF neuronske mreže imaju nekoliko puta manje neurona u skrivenim slojevima nego statičke neuronske mreže sa sigmoidalnim aktivacijskim funkcijama. To je zbog činjenice da neuroni sa aktivacijskom funkcijom sa kružnom

osnovicom rade u vrlo uskom području ulaznih signala, što nije slučaj sa neuronskim mrežama sa sigmoidalnim aktivacijskim funkcijama.

Za povećanje brzine učenja RBF neuronskih mreža moguće je dodavati neurone u skriveni sloj kojima je aktivacijska funkcija $\Phi=I$.

Osnovne razlike između konvencionalnih statičkih neuronskih mreža i RBF neuronskih mreža su:

- U svojoj osnovnoj formi RBF neuronske mreže imaju samo jedan skriveni sloj (troslojne neuronske mreže sa ulaznim, skrivenim i izlaznim slojem).
- Izlaz RBF neuronske mreže je uvijek linearan (u izlaznom sloju je *pureline* aktivacijska funkcija).
- Kod RBF neuronske mreže argument aktivacijske funkcije u skrivenom sloju je Euklid-ova udaljenost između ulaznog vektora \mathbf{x} i centra Gauss-ove funkcije \mathbf{c}_j . Kod statičkih MLP neuronskih mreža argument aktivacijske funkcije u skrivenom sloju je produkt ulaznog vektora i vektora težinskih koeficijenata promatranog neurona.
- Kod RBF neuronske mreže svaki neuron skrivenog sloja prima nepromijenjen ulazni signal.
- RBF neuronske mreže se, u principu, primjenjuju za lokalnu aproksimaciju nelinearnih ulazno-izlaznih podataka. Ova činjenica rezultira bržim učenjem RBF neuronske mreže.

Aproksimacija nelinearnih funkcija statičkim neuronskim mrežama

Teorija aproksimacije nelinearnih funkcija je klasična matematička disciplina. Učenje neuronskih mreža na temelju ulazno-izlaznih podataka nelinearnog procesa može se promatrati kao problem aproksimacije nelinearnih funkcija. Zbog toga je poznavanje teorije aproksimacije funkcija od temeljne važnosti pri proučavanju neuronskih mreža.

U ovom poglavlju se nalazi osnovni koncept aproksimacije nelinearnih funkcija s kratkim objašnjenjem aproksimacijskih teorema na kojima se zasniva analiza aproksimacijskih svojstava neuronskih mreža.

Definicija problema aproksimacije funkcije [18]: Neka je $f(\mathbf{x})$ kontinuirana, nelinearna funkcija više varijabli definirana na skupu $\mathbf{R}^{n(x)}$ koju treba aproksimirati aproksimacijskom funkcijom $f_M(\Theta, \mathbf{x})$, gdje je $\Theta \in \mathbf{R}^{n(\Theta)}$ vektor parametara aproksimacijske funkcije koji se podešavaju. Problem aproksimacije nelinearne funkcije $f(\mathbf{x})$ sastoji se u određivanju optimalnih vrijednosti parametara $\Theta = \Theta^*$ uz koje je funkcija f_M najbolja aproksimacija funkcije f .

Matematički se problem aproksimacije može izraziti na sljedeći način:

$$\rho[f_M(\Theta^*, \mathbf{x}), f(\mathbf{x})] \leq \rho[f_M(\Theta, \mathbf{x}), f(\mathbf{x})], \quad \forall \Theta \in \mathbf{R}^{n(\Theta)}, \quad (4.12)$$

pri čemu je ρ funkcija mjere kakvoće aproksimacije.

Kao funkcija mjere kakvoće aproksimacije uglavnom se koristi funkcija udaljenosti definirana L_p normom:

$$\rho[f_M(\Theta, \mathbf{x}), f(\mathbf{x})] = \|f(\mathbf{x}) - f_M(\Theta, \mathbf{x})\|_p = \left\{ \int_C |f(\mathbf{x}) - f_M(\Theta, \mathbf{x})|^p dx \right\}^{\frac{1}{p}}. \quad (4.13)$$

Najčešće se koristi L_2 norma ($p=2$) koja predstavlja Euklid-ovu udaljenost između vrijednosti funkcija $f(\mathbf{x})$ i $f_M(\Theta, \mathbf{x})$ za neki vektor \mathbf{x} .

S obzirom da se funkcija f aproksimira na temelju konačnog skupa ulaznih i izlaznih podataka, umjesto izraza (4.13) moguće je koristiti praktičniji izraz za mjeru kakvoće aproksimacije koji glasi:

$$\sum_{i=1}^N [f(\mathbf{x}(i)) - f_N(\Theta^*, \mathbf{x}(i))]^2 \leq \sum_{i=1}^N [f(\mathbf{x}(i)) - f_N(\Theta, \mathbf{x}(i))]^2, \quad (4.14)$$

pri čemu je N ukupan broj ulaznih vektora.

Optimalne vrijednosti vektora parametra Θ^* aproksimacijske funkcije f_N se mogu definirati kao argument koji minimizira desnu stranu jednadžbe (4.14):

$$\Theta^* = \arg \min \sum_{i=1}^N [f(\mathbf{x}(i)) - f_N(\Theta, \mathbf{x}(i))]^2. \quad (4.15)$$

Za vektor Θ^* se kaže da je najbolje rješenje problema aproksimacije, odnosno da funkcija $f_N(\Theta^*, \mathbf{x})$ najbolje aproksimira funkciju $f(\mathbf{x})$ u smislu L_2 norme.

Sa točke gledišta teorije aproksimacije potrebno je znati postoji li rješenje koje daje najbolju aproksimaciju, te, ako postoji da li je jednoznačno i kako ga odrediti. Ovo su strogi zahtjevi koje nije lako ispuniti. Međutim, s inženjerskog stajališta problem aproksimacije se može redefinirati na način da se umjesto traženja najboljeg jednoznačnog rješenja Θ^* traži bilo koje rješenje Θ koje daje zadovoljavajuću aproksimaciju.

Nelinearno preslikavanje iz višedimenzionalnog ulaznog prostora u višedimenzionalni izlazni prostor može se prikazati sljedećom nelinearnom funkcijom:

$$y_L = f_N(\mathbf{x}, \Theta), \quad (4.16)$$

pri čemu je Θ vektor parametara neuronske mreže koji se podešavaju. Vektor parametara MLP neuronske mreže sa $n-1$ skrivenih slojeva i jednim izlaznim slojem sadrži odgovarajuće težinske koeficijente i polarizacijske ulaze i može se pisati:

$$\Theta = [\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_n]^T, \quad (4.17)$$

pri čemu je Θ_i matrica parametara neuronske mreže koji povezuju i -ti skriveni sloj sa $i-1$ skrivenim slojem neuronske mreže. Analogno vrijedi i za statičke RBF neuronske mreže.

Dakle, statička MLP i RBF neuronska mreža se može analizirati kao aproksimacija višedimenzionalne nelinearne funkcije pri čemu se problem aproksimacije svodi na učenje neuronske mreže koja će biti u stanju na temelju zadanih ulaznih i izlaznih podataka dovoljno dobro aproksimirati promatranu funkciju. Algoritmi učenja neuronskih mreža iterativno određuju optimalne vrijednosti parametara neuronske mreže s ciljem minimiziranja funkcije kakvoće prema jednadžbi (4.15).

4.4. Učenje statičkih neuronskih mreža

Učenje neuronskih mreža (eng. learning process) predstavlja proces promjena težinskih koeficijenata (i eventualno polazacijskih ulaza) prema unaprijed definiranom algoritmu sa ciljem dobivanja zadovoljavajućih izlaznih vrijednosti (zadovoljavajuće predviđanje,

prepoznavanje uzoraka ili klasifikacija podataka). Može se reći da je neuronska mreža u potpunosti određena tek kada je uz njezinu strukturu definiran i algoritam učenja.

Kako kod primjera neuronskih mreža neuroni imaju različite međuveze tako su im i procesi učenja različiti. Određeni primjeri razmatraju pravila za učenje opisana matematičkim izrazima koje se zovu jednadžbe učenja. Te jednadžbe opisuju proces učenja za pojedini primjer koji je zapravo proces samopodešenja njegovih težinskih koeficijenata. Različite tehnike učenja odgovaraju različitim neuronskim mrežama.

Objavljen je veliki broj radova u kojima se dokazuje da je višeslojnom statičkom neuronskom mrežom moguće aproksimirati proizvoljne kontinuirane funkcije do željene točnosti. Kao teorijsku osnovu pri dokazivanju aproksimacijskih sposobnosti statičkih neuronskih mreža koristi se Stone-Weierstrass-ov teorem ili teorem Kolmogorov-a.

Stone-Weierstrass-ov teorem glasi: Za svaki $\varepsilon > 0$ i za svaku kontinuiranu funkciju $f(\mathbf{x})$, $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{n(x)}$ postoji funkcija $f_N(\mathbf{x})$ za koju vrijedi da je $|f(\mathbf{x}) - f_N(\mathbf{x})| < \varepsilon$, $\forall \mathbf{x} \in \mathbf{R}^{n(x)}$.

Nakon što se izabere struktura statičke neuronske mreže potrebno je pronaći parametre neuronske mreže pri kojima vektor predikcijske pogreške poprima najmanje vrijednosti. Vektor predikcijske pogreška u k -tom koraku proračuna iznosi:

$$\mathbf{e}(k) = \mathbf{y}(k) - \hat{\mathbf{y}}(k) , \quad (4.18)$$

pri čemu su: $\mathbf{y}(k)$ vektor izlaznih signala promatranog procesa, $\hat{\mathbf{y}}(k)$ vektor izlaznih signala neuronske mreže.

Vektori $\mathbf{y}(k)$ i $\hat{\mathbf{y}}(k)$ su dimenzije $n(y)$ koja je određena brojem izlaznih signala u svakom trenutku proračuna.

Može se reći da neuronska mreža dobro opisuje ulazno-izlazni skup podataka promatranog modela procesa ili sustava ako ukupna predikcijska pogreška $\mathbf{e}^*(\Theta)$ na čitavom skupu mjerenih ili proračunatih podataka poprima najmanji iznos. Ukupna predikcijska pogreška se može prikazati kao matrica dimenzije $N_e = n(y) \times N$ (N je ukupan broj izlaznih vektora):

$$\mathbf{e}^*(\Theta) = [\mathbf{e}^T(I, \Theta), \dots, \mathbf{e}^T(N, \Theta)] = [\mathbf{e}_I(I, \Theta), \dots, \mathbf{e}_{n(y)}(I, \Theta), \dots, \mathbf{e}_I(N, \Theta), \dots, \mathbf{e}_{n(y)}(N, \Theta)] . \quad (4.19)$$

Uobičajeno se koristi kriterij kakvoće aproksimacije definiran sljedećim izrazom:

$$E(\Theta) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \mathbf{e}^T(i, \Theta) \mathbf{e}(i, \Theta) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^n \mathbf{e}_j^2(i, \Theta) = \frac{1}{2} \mathbf{e}^{*T}(\Theta) \mathbf{e}^*(\Theta) , \quad (4.20)$$

pri čemu je n broj slojeva neuronske mreže (I ulazni sloj i $n-I$ skriveni sloj).

Dobra svojstva kriterija kakvoće (4.20), zbog čega se on najčešće i primjenjuje, su dvostruka derivabilnost po težinskim koeficijentima neuronske mreže i jednostavnost analize dobivenih podataka. Loše mu je svojstvo što daje optimalno rješenje samo u slučaju Gauss-ovog bijelog šuma u izlaznim signalima. Posebno se loši rezultati dobivaju ako se u mjernim ili proračunatim podacima nalaze tzv. outlieri. Outlieri su povremene neregulirane skokovite promjene u signalima. Ukoliko se želi primjenjivati kriterij kakvoće (4.20) najprije je potrebno ukloniti outlieri iz mjerenih ili proračunatih signala. Uklanjanje outlieri se najčešće obavlja ručno, zamjenom pogrešne vrijednosti uzorka interpoliranom vrijednošću na osnovi nekoliko susjednih vrijednosti.

Ako neuronska mreža ima za cilj aproksimaciju nelinearne funkcije tada se koristi kriterij kakvoće (kriterijska funkcija) $E(\Theta)$ definiran jednačbom (4.20). Algoritam učenja neuronske mreže traje toliko dugo dok kriterijska funkcija ne poprmi unaprijed zadani mali iznos. Minimum funkcije $E(\Theta)$ može se tražiti njenim razvojem u Taylor-ov red u okolini točke minimuma Θ^* i zanemarenjem treće i viših potencija:

$$E(\Theta) = E(\Theta^*) + \nabla E^T(\Theta) \Big|_{\Theta=\Theta^*} \Delta\Theta + \frac{1}{2} \Delta\Theta^T(\Theta) \mathbf{H}(\Theta) \Big|_{\Theta=\Theta^*} \Delta\Theta, \quad (4.21)$$

pri čemu je:

$$\Delta\Theta = \Theta - \Theta^*,$$

$$\nabla E(\Theta) = \left[\frac{\partial E(\Theta)}{\partial \Theta_1} \quad \frac{\partial E(\Theta)}{\partial \Theta_2} \quad \dots \quad \frac{\partial E(\Theta)}{\partial \Theta_n} \right]^T - \text{gradijentni vektor kriterijske funkcije,}$$

$\mathbf{H}(\Theta)$ - Hessian matrica kriterijske funkcije:

$$\mathbf{H}(\Theta) = \nabla^2 E(\Theta) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 E(\Theta)}{\partial \Theta_1^2} & \frac{\partial^2 E(\Theta)}{\partial \Theta_1 \partial \Theta_2} & \dots & \frac{\partial^2 E(\Theta)}{\partial \Theta_1 \partial \Theta_n} \\ \frac{\partial^2 E(\Theta)}{\partial \Theta_2 \partial \Theta_1} & \frac{\partial^2 E(\Theta)}{\partial \Theta_2^2} & \dots & \frac{\partial^2 E(\Theta)}{\partial \Theta_2 \partial \Theta_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 E(\Theta)}{\partial \Theta_n \partial \Theta_1} & \frac{\partial^2 E(\Theta)}{\partial \Theta_n \partial \Theta_2} & \dots & \frac{\partial^2 E(\Theta)}{\partial \Theta_n^2} \end{bmatrix}.$$

Za kriterijsku funkciju definiranu izrazom (4.20) gradijentni vektor i Hessian matrica poprimaju sljedeće oblike:

$$\nabla E(\Theta) = \mathbf{J}^T(\Theta) \mathbf{e}^*(\Theta), \quad (4.22)$$

$$\mathbf{H}(\Theta) = \nabla^2 E(\Theta) = \mathbf{J}^T(\Theta) \mathbf{J}(\Theta) + \sum_{i=1}^{N_e} \mathbf{e}_i^*(\Theta) \nabla^2 \mathbf{e}_i^*(\Theta), \quad (4.23)$$

pri čemu je:

$$\mathbf{J}(\Theta) = \frac{\partial \mathbf{e}^*(\Theta)}{\partial \Theta} = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1^*(\Theta)}{\partial \Theta_1} & \frac{\partial e_1^*(\Theta)}{\partial \Theta_2} & \dots & \frac{\partial e_1^*(\Theta)}{\partial \Theta_n} \\ \frac{\partial e_2^*(\Theta)}{\partial \Theta_1} & \frac{\partial e_2^*(\Theta)}{\partial \Theta_2} & \dots & \frac{\partial e_2^*(\Theta)}{\partial \Theta_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_{N_e}^*(\Theta)}{\partial \Theta_1} & \frac{\partial e_{N_e}^*(\Theta)}{\partial \Theta_2} & \dots & \frac{\partial e_{N_e}^*(\Theta)}{\partial \Theta_n} \end{bmatrix} - \text{Jacobian matrica.} \quad (4.24)$$

U točki $\Theta = \Theta^*$ će postojati minimum funkcije $E(\Theta)$ ako su ispunjeni sljedeći uvjeti:

$$\nabla E(\Theta) \Big|_{\Theta=\Theta^*} = 0, \quad (4.25)$$

$$\Delta\Theta^T \mathbf{H} \Delta\Theta > 0. \quad (4.26)$$

Ispunjenje uvjeta (4.25) je nužan uvjet postojanja ekstrema kriterijske funkcije $E(\Theta)$ (stacionarna točka u n -dimenzionalnom prostoru). Ispunjenje uvjeta (4.25) znači da se u točki $\Theta=\Theta^*$ može nalaziti minimum, maksimum ili sedlo. Ako je $E(\Theta^*)$ minimum kriterijske funkcije $E(\Theta)$, tada će mala promjena $\Delta\Theta$ u okolini točke Θ^* izazvati pozitivan prirast funkcije $E(\Theta)$, bez obzira u kojoj dimenziji prostora je napravljen pomak. Iz navedenog slijedi da mora biti ispunjen i uvjet (4.26). Taj će uvjet biti ispunjen ako je Hessian matrica \mathbf{H} pozitivno definitna, u suprotnom je u dobivenoj stacionarnoj točki maksimum ili sedlo kriterijske funkcije. Ako je matrica \mathbf{H} pozitivno definitna na čitavom n -dimenzionalnom prostoru tada kriterijska funkcija ima samo jedan minimum koji se naziva globalni minimum. Kriterijska funkcija može uz jedan globalni minimum imati i više lokalnih minimuma.

Numerički postupci minimiziranja kriterijske funkcije $E(\Theta)$ osiguravaju samo izračunavanje lokalnog minimuma, što znači da dobiveni minimum kriterijske funkcije ne mora biti jednak iznosu kriterijske funkcije koji se dobije za optimalni parametar Θ^* . Međutim, za većinu praktičnih problema nije nužno pronaći parametar Θ^* , koji daje globalni minimum kriterijske funkcije, nego se zadovoljavajućim smatra vrijednost bilo kojeg parametra Θ za koji vrijedi:

$$E(\Theta) < \varepsilon, \quad (4.27)$$

pri čemu je $\varepsilon \in \mathbb{R}$ mala pozitivna konstanta.

Kod primjene statičkih neuronskih mreža u identifikaciji dinamičkih procesa, kojima je zajedničko svojstvo prisutnost šuma, globalni minimum kriterijske funkcije i nije optimalno rješenje. Eventualnim dolaskom u globalni minimum neuronska mreža nauči i zakonitost pojavljivanja šuma u narinutom skupu ulazno-izlaznih podataka. Sam šum nema neku zakonitost pojavljivanja, te stoga neuronska mreža gubi svojstvo poopćavanja. Međutim, problem zaglavljivanja algoritma minimizacije kriterijske funkcije $E(\Theta)$ nije do kraja izbjegnuto jer se lokalni minimum može pojaviti prije globalnog minimuma. Neke mogućnosti izbjegavanja lokalnih minimuma nalaze se u literaturi [18].

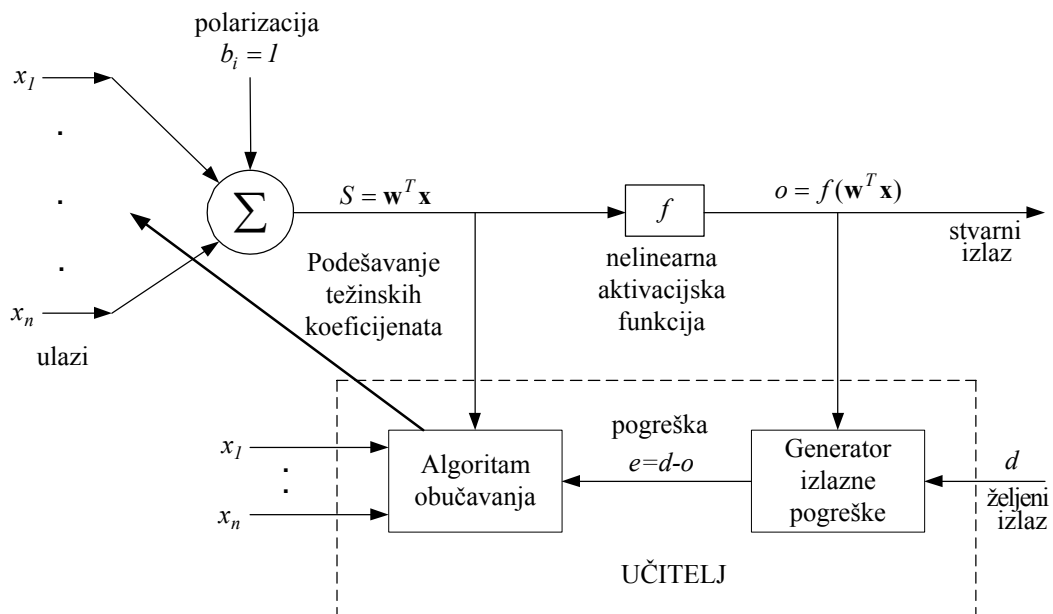
Postoje dva osnovna načina minimizacije funkcije $E(\Theta)$ na kojima se temelje načini učenja statičkih neuronskih mreža: rekurzivni i nerekurzivni. Prema nerekurzivnom načinu se kriterijska funkcija $E(\Theta)$ minimizira tako da se promjene parametara neuronske mreže akumuliraju preko svih N vektora mjerenih ili proračunatih podataka i tek nakon toga se mijenjaju parametri neuronske mreže. Algoritmi učenja neuronskih mreža temeljeni na ovom pristupu nazivaju se nerekurzivni algoritmi učenja (eng. batch, off-line, block-data algorithms).

Prema rekurzivnom načinu se kriterijska funkcija $E(\Theta)$ minimizira na način da se parametri neuronske mreže mijenjaju nakon narinutog svakog ulaznog vektora neuronske mreže. Algoritmi učenja neuronskih mreža temeljeni na ovom pristupu nazivaju se rekurzivnim algoritmima učenja (eng. recursive, on-line, adaptive, data learning algorithms).

Općenito, algoritme učenja neuronskih mreža, po načinu učenja, moguće je podijeliti na algoritme temeljene na pogrešci (eng. error based algorithms) i algoritme temeljene na izlazu iz neuronske mreže.

Algoritmi temeljeni na pogrešci

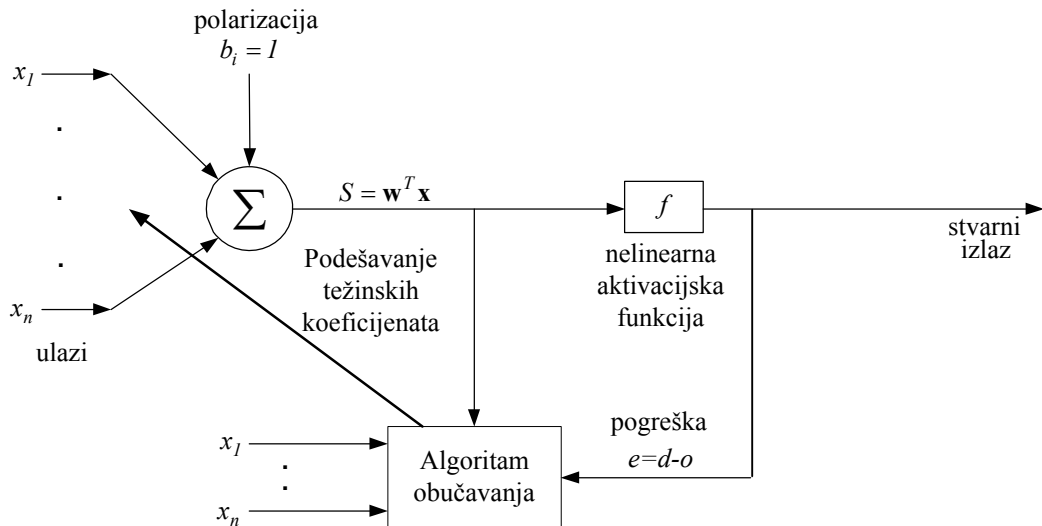
Algoritmi temeljeni na pogrešci se često nazivaju i algoritmi s učiteljem (eng. supervised algorithms) jer zahtijevaju vanjski referentni signal s kojim uspoređuju dobiveni odziv neuronske mreže generirajući signal pogreške. Tijekom procesa učenja neuronske mreže, narine se ulazna pobuda što rezultira izlaznim odzivom. Dobiveni izlazni odziv se uspoređuje s unaprijed određenim željenim izlaznim signalom, tzv. željenim odzivom. Ako se stvarni odziv razlikuje od željenog, neuronska mreža generira signal pogreške koji se dalje primjenjuje u računanju težinskih koeficijenata u neuronskoj mreži. Kad se težine podese, stvarni izlaz odgovara željenome. To znači da se pogreška minimizira ako je moguće na nulu. Proces minimiziranja pogreške zahtjeva posebni sklop ili krug poznat kao učitelj ili nadzornik. Prema tome, ovi algoritmi se mogu primijeniti samo ako je unaprijed poznato željeno vladanje neuronske mreže, tj. podaci na osnovi kojih se mreža uči moraju sadržavati parove vrijednost ulazno-izlaznih signala. Slika 4.12. ilustrira jednostavnu neuronsku mrežu s učiteljem.



Slika 4.12. Model učenja neurona primjenom algoritma zasnovanog na pogrešci

Algoritmi temeljeni na izlazu iz neuronske mreže

Algoritmi temeljeni na izlazu iz neuronske mreže nazivaju se i algoritmi bez „učitelja“ (eng. unsupervised learning). Kod ovoga učenja nema učitelja niti željenog odziva. Podaci na osnovu kojih mreža uči sadrže samo vrijednosti ulaznih signala u mrežu. Slika 4.13. ilustrira model nenadziranog učenja neurona.



Slika 4.13. Model nenadziranog učenja neurona

Numerička priprema podataka za učenje neuronske mreže nerekurzivnim postupkom

Datoteka za učenje neuronske mreže nekim od nerekurzivnih postupaka je skup ulazno-izlaznih numeričkih podataka prema kojima se uči neuronska mreža. Datoteka za učenje neuronske mreže ima vrlo važnu ulogu i zahtjeva pažljivu selekciju. Spoznaje postignute neuronskom mrežom su dobre onoliko koliko su dobri podaci iz datoteke za učenje. Priprema numeričkih podataka prije uvrštavanja istih u datoteku za učenje neuronske mreže uključuje tri glavna koraka:

- Specifikacija podataka
- Provjera podataka i
- Normalizacija podataka.

Ponekad je prvi korak najteži, jer on određuje što je bitno kod određenog problema. Ukratko, važno je da se potpuno specificira problem koji treba identificirati neuronskom mrežom. Međutim, nije moguće uključiti sve slučajeve ulaznih podataka u proces učenja neuronske mreže. Neuronskoj mreži su potrebni samo oni reprezentativni ulazni podaci koji joj omogućavaju zaključivanje o ulazno-izlaznim odnosima koji se ne nalaze u datoteci za učenje. Kad proces učenja neuronske mreže započne, neuronska mreža prolazi kroz desetke tzv. epoha (iteracija ili perioda učenja), a težinski koeficijenti pridruženi neuronima skrivenog sloja daju određene zaključke; ulazi koji nisu nužni za rad mreže će imati male težinske funkcije, za razliku od onih koje neuronska mreža stvarno treba. Međutim, preporučljivo je da se u ovom stupnju ulazi koji izgledaju nepotrebni ne uklanjaju. Neuronska mreža treba proći kroz još epoha učenja. Ako se veličine težinskih koeficijenata “sumnjivih” ulaza ne mijenjaju, oni su nevažni.

Pri odabiru ulaznih vektora za učenje neuronskih mreža treba paziti postoji li njihova međusobna povezanost. Statistički je moguće ispitati međusobnu ovisnost dviju varijabli. Ako su dvije varijable u visokom stupnju međusobno ovisne, jedna se može ukloniti. Da bi se prikazao stupanj ovisnosti dviju varijabli moguće je nacrtati graf podataka ili računati stupanj ovisnosti preko izraza [10]:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (u_i - \bar{u})(v_i - \bar{v})}{(n-1)\sigma_u \sigma_v}, \quad (4.28)$$

gdje su: u - prva varijabla, v - druga varijabla, n - broj datih podataka, \bar{u} - srednja vrijednost varijable u , \bar{v} - srednja vrijednost varijable v . σ_u i σ_v su standardne devijacije odnosnih veličina u i v :

$$\sigma_u = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (u_i - \bar{u})^2}{n-1}}, \quad \sigma_v = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (v_i - \bar{v})^2}{n-1}}. \quad (4.29)$$

Ako su dvije varijable potpuno međusobno ovisne tada je $r = 1$. Ukoliko uopće nisu ovisne, $r = 0$. Za slučajeve kada je $r \geq 0,75$ postoji jaka međusobna ovisnost.

U drugoj fazi pripreme podataka, ulazni podaci se proučavaju sa ciljem otkrivanja bilo kakvog neobičnog slijeda podataka kao što su npr. prividno različiti podaci. U ovu svrhu se crtaju svi ulazni vektori u funkciji vremena. Ako se na ulazu neuronske mreže pojavljuje podatak kojeg nema u datoteci za učenje neuronske mreže, postoji razlog za zabrinutost. Uzrok je obično pogrešno učitavanje datoteke za učenje. Ovakve podatke neophodno je eliminirati iz ulazne datoteke.

Treća (konačna) faza pripreme podataka uključuje normalizaciju podataka za ulaz u neuronsku mrežu. Neuronske mreže koja koristi algoritam s povratnim prostiranjem izlazne pogreške najčešće uzimaju podatke u području promjena između 0 i 1. Dakle, ako članovi ulaznog vektora nisu u ovom području tada treba svakog od njih pomnožiti s nekim brojem manjim od 1. Opisani postupak se naziva postupak normalizacije. Pri normalizaciji podataka, mora se uzeti u obzir područje promjene vrijednosti svakog člana ulaznog vektora u datoteci učenja. Normalizirane vrijednosti (n_v) se mogu dobiti na više načina, npr. koristeći sljedeći izraz:

$$n_v = \frac{\text{stvarna vrijednost} - \text{minimalna vrijednost}}{\text{maksimalna vrijednost} - \text{minimalna vrijednost}}. \quad (4.30)$$

Broj podataka potrebnih za učenje neuronske mreže je također vrlo bitan faktor. Ako je problem složen, može se zahtijevati veća datoteka.

Jedan od najtežih aspekata algoritama za učenje neuronskih mreža je odabir broja skrivenih čvorova i skrivenih slojeva, s obzirom da ne postoji konkretna metoda za to. Broj ulaznih i izlaznih čvorova je fiksno određen problemom koji se razmatra (stvarnim ulazima i izlazima) a potreban broj skrivenih čvorova i slojeva nije unaprijed poznat. Ova činjenica ne olakšava njihov odabir. Npr. u mreži sa jednim skrivenim slojem, ako je broj skrivenih čvorova velik, mreža može jednostavno memorirati datoteku za učenje. U suprotnom, ako ima premalo skrivenih čvorova, neuronsku mrežu se ne može dobro obući. Optimalan broj skrivenih čvorova je između dvije spomenute krajnosti. U određenoj primjeni, prvo se pretpostavi određeni broj skrivenih čvorova. Zatim se neuronska mreža ovako odabrane strukture uči datotekom za učenje koja predstavlja skup ulazno-izlaznih podataka. Nakon procesa učenja neuronska mreža se testira datotekom za testiranje (skup ulazno-izlaznih podataka koji nisu sadržani u datoteci za učenje). Može se dogoditi da u ovom slučaju neuronska mreža daje nesuvisle izlazne vrijednosti. U ovom se slučaju smanjuje broj

skrivenih čvorova, mreža se ponovno uče, te se provjerava izlaz neuronske mreže. Postupak se ponavlja sve dok se ne dobiju zadovoljavajuće vrijednosti na izlazu tijekom postupka testiranja.

U neuronskim mrežama koje imaju samo jedan skriveni sloj (i izlazni sloj) se ponekad koristi samo jedan skriveni čvor, ali općenito broj skrivenih čvorova ovisi o datom problemu. Iako, teorijski, statička neuronska mreža s jednim skrivenim slojem može dovoljno dobro opisati bilo koji nelinearni sustav, u praksi se često koriste mreže s dva skrivena sloja. Ovakve neuronske mreže pružaju razne mogućnosti konvergencije, robusnosti i opće karakteristike koje mogu biti različite od onih dobivenih od mreža s jednim skrivenim slojem.

Izbor početnih vrijednosti parametara neuronske mreže

Izbor početnih vrijednosti parametara neuronske mreže bitno utječe na brzinu konvergencije algoritma učenja. Pravilnim izborom početnih vrijednosti parametara neuronske mreže može se izbjeći pojava lokalnih minimuma kriterijske funkcije. Lokalni minimumi kriterijske funkcije najčešće nastaju zbog sljedećih razloga:

1. neki od neurona su neaktivni u cijelom području promjena ulaznih signala neuronske mreže,
2. dva ili više neurona daju iste izlazne signale i
3. u nekim područjima promjena ulaznih signala niti jedan neuron nije aktivan; njegov izlaz stalno je na maksimumu koji je određen tipom aktivacijske funkcije (zasićenje).

Početne vrijednosti parametara MLP neuronske mreže najčešće se odabiru kao slučajno generirani brojevi, obično između $-0,5$ i $0,5$. Na taj način se postiže da svi neuroni budu u aktivnom približno linearnom dijelu aktivacijske funkcije. Neuroni koji se stalno nalaze u zasićenju nisu osjetljivi na učenje jer derivacija aktivacijske funkcije teži nuli. Izborom slučajnih vrijednosti parametara neuronske mreže izbjegava se da dva ili više neurona u neuronskoj mreži opisuju iste ili slične funkcije.

Izborom malih slučajnih početnih vrijednosti parametara MLP neuronske mreže izbjegavanje pojave lokalnih minimuma u kriterijskoj funkciji samo se djelomično rješava. Upravo zbog slučajnog izbora parametara neuronske mreže može se dogoditi da je u nekim područjima vrijednosti ulaznih signala neuronske mreže aktivno više neurona, a da u nekim područjima uopće nema aktivnih neurona. Ovaj problem je naročito izražen kada neuronska mreža treba aproksimirati složene nelinearne funkcije, tj. kada ima veliki broj parametara. Zbog toga se istražuju napredniji postupci odabira početnih vrijednosti parametara neuronske mreže.

Nguyen i Widrow (1990) su predložili izbor početnih parametara skrivenog sloja dvoslojne MLP neuronske mreže s *tansig* aktivacijskom funkcijom u skrivenom sloju i *purelin* aktivacijskom funkcijom u izlaznom sloju. Osnovna ideja Nguyen-Widrow-og postupka je u podjeli područja vrijednosti ulaznih signala na onoliko malih potpodručja koliko ima neurona u skrivenom sloju neuronske mreže i pridruživanju po jednog neurona svakom potpodručju. Na ovaj način se osigurava prekrivanje čitavog područja vrijednosti ulaznih signala aktivnim neuronima, a izbjegava se da neki neuroni opisuju iste funkcije.

Za detaljnije pojašnjenje Nguyen-Widrow-og postupka se može koristiti troslojna neuronska mreža iz primjera 3, slika 4.10., s tim da joj se izbriše izlazni sloj (neuroni br. 6, 7 i 8). Na taj način se dobiva dvoslojna neuronska mreža sa izlazima y_4 i y_5 . Uz uvjet da su aktivacijske funkcije f_4 i f_5 *purelin* aktivacijske funkcije, doprinos npr. prvog neurona (u

skrivenom sloju 1) izlazu y_4 neuronske mreže je $f_1(w_{11}x_1 + w_{12}x_2 + w_{13}x_3)$. Zbog jednostavnije analize može se pretpostaviti sljedeće:

- neuronska mreža ima samo dva ulaza (x_1 , a $x_2=1$ (polarizacijski ulaz), $x_3=0$),
- f_4 aktivacijska funkcija je aproksimirana linearnom funkcijom jediničnog nagiba.

Uz prethodna pojednostavljenja doprinos prvog neurona izlazu neuronske mreže y_4 je $w_{11}x_1 + w_{12}$. Dakle, širina područja vrijednosti ulaznog signala x_1 određena je iznosom koeficijenta w_{11} (veći w_{11} daje uže područje vrijednosti), a položaj sredine područja vrijednosti je određen na sljedeći način:

$$x_s = -\frac{w_{12}}{w_{11}}. \quad (4.31)$$

Ako se područje vrijednosti ulaznog signala x_1 podijeli na 3 (broj neurona u skrivenom sloju 1, slika 4.10.) potpodručja i ako se s x_m označi najmanji, a s x_M najveći iznos koji ulazni signal x_1 može poprimiti, tada svaki neuron skrivenog sloja postaje odgovoran za svoje potpodručje širine:

$$\kappa(x_M - x_m) / 3, \quad (4.32)$$

pri čemu je κ koeficijent preklapanja potpodručja (preporuča se κ od 1 do 1,5; za $\kappa = 1$ nema preklapanja). S obzirom da se f_4 aktivacijska funkcija aproksimirala linearnom funkcijom jediničnog nagiba, tada se njen argument mijenja u granicama od -1 do 1 , tj. vrijedi:

$$-1 < (w_{11}x_1 + w_{12}) < 1. \quad (4.33)$$

Iz jednadžbe (4.33) slijedi da je širina područja vrijednosti ulaznog signala za svaki pojedini neuron u skrivenom sloju:

$$\frac{-1}{w_{11}} - w_{12} < x_1 < \frac{1}{w_{11}} - w_{12}. \quad (4.34)$$

Dakle, širina područja pojedinog neurona u skrivenom sloju iznosi $2/w_{11}$, što izjednačeno s područjem predviđenim izrazom (4.32) daje vrijednost težinskog koeficijenta w_{11} :

$$w_{11} = \frac{2 \cdot 3}{\kappa(x_M - x_m)}. \quad (4.35)$$

Nakon određivanja težinskog koeficijenta w_{11} određuju se težinski koeficijenti w_{21} i w_{31} po istoj jednadžbi (4.35). Težinski koeficijenti w_{12} , w_{22} i w_{32} se biraju kao slučajni brojevi u intervalu od $x_m w_{11}$ do $x_M w_{11}$.

Ukoliko neuronska mreža ima više ulaznih signala analiza je nešto složenija. Nguyen i Widrow predlažu da se vektor izlaznih signala koji je ovisan o vektoru ulaznih signala $\mathbf{y}(\mathbf{x})$ razdijeli na odsječke tako da je svaki od njih funkcija jedne varijable $w_{jp}x_p$ ($p=1, 2, \dots, n(\mathbf{x})$). w_{jp} je težinski koeficijent koji povezuje j -ti neuron drugog sloja sa p -tim neuronom prvog (ulaznog) sloja, a x_p je p -ti ulazni signal. Ukoliko se radi o MLP neuronskoj mreži sa $n(2)$ neurona u drugom sloju tada se područje vrijednosti ulaznih signala dijeli na $n(2)$ potpodručja

vrijednosti. Pretpostavi li se da su ova potpodručja vrijednosti jednoliko raspoređena na S odsječaka s P potpodručja vrijednosti po odsječku može se napisati da je:

$$n(2) = S \cdot P. \quad (4.36)$$

Svaki odsječak je funkcija samo jednog ulaznog signala pa se za izračunavanje težinskog koeficijenta može koristiti jednačba (4.35), pri čemu broj neurona u drugom sloju više nije 2 nego $n(2)$:

$$w_{j,p} = \frac{2 \cdot P}{\kappa(x_M - x_m)}. \quad (4.37)$$

Međutim, nemoguće je prije početka postupka učenja neuronske mreže odrediti koliki će biti broj odsječaka i koliki će biti broj potpodručja vrijednosti po svakom odsječku. Prema Nquyen-Widrow-ovom pravilu se predlaže da se početne vrijednosti parametra drugog sloja izaberu tako da broj odsječaka iznosi $S = P^{n(x)-1}$, što uvršteno u izraz (4.36) daje $n(2) = P^{n(x)}$, odnosno $P = n(2)^{1/n(x)}$. Dakle izraz za računanje početnih iznosa težinskih koeficijenata drugog sloja troslojne neuronske mreže glasi:

$$w_{j,p} = \frac{2 \cdot n(2)^{1/n(x)}}{\kappa(x_M - x_m)}. \quad (4.38)$$

Analogno kao kod neuronske mreže s jednim ulaznim signalom, ostali težinski koeficijenti w_{jp+1} ($j = 1, 2, \dots, n(2)$) biraju se kao slučajni brojevi u intervalu od $x_m w_{jp}$ do $x_M w_{jp}$.

4.4.1. Nerekurzivni algoritmi učenja statičkih neuronskih mreža

Kod nerekurzivnih algoritama učenja se minimum kriterijske funkcije $E(\Theta)$ traži na nerekurzivan način. Algoritmi učenja neuronskih mreža se zasnivaju na iterativnom postupku:

$$\Theta(k+1) = \Theta(k) + \Delta\Theta(k) = \Theta(k) + \alpha(k) \mathbf{s}_d(k), \quad (4.39)$$

pri čemu je:

$\mathbf{s}_d(k)$ – smjer traženja u k -toj iteraciji (zasniva se na informaciji o funkciji $E(\Theta)$),

$\alpha(k)$ – koeficijent učenja u k -toj iteraciji (određuje duljinu koraka u smjeru traženja).

Ovisno o informacijama na kojima se zasniva određivanje smjera traženja $\mathbf{s}_d(k)$, numerički se postupci dijele na postupke izravnog traženja minimuma kriterijske funkcije (eng. direct search methods) i gradijentne postupke (eng. gradient methods). Postupci izravnog traženja minimuma za određivanje smjera traženja $\mathbf{s}_d(k)$ koriste samo informaciju o iznosu kriterijske funkcije, dok gradijentni postupci, osim iznosa kriterijske funkcije koriste i informacije o njezinim parcijalnim derivacijama po težinskim koeficijentima neuronske mreže.

Postupci izravnog teženja minimuma općenito sporije konvergiraju od gradijentnih postupaka. Međutim, ponekad je analitičko izračunavanje gradijenta i Hessian matrice kriterijske funkcije nemoguće, ili je zbog glomazne neuronske mreže vrlo zahtjevno, pa je u tim slučajevima opravdano koristiti izravne postupke traženja minimuma. Dodatna prednost izravnih postupaka jest da ne zahtijevaju derivabilnost kriterijske funkcije.

Može se zaključiti da izravni postupci traženja minimuma imaju određenih prednosti u odnosu na postupke koji koriste deriviranje pri optimiranju velikih neuronskih mreža, ali zbog sporije konvergencije nisu prikladni za učenje neuronskih mreža s manjim brojem parametara. Za potrebe nelinearnih dinamičkih procesa obično je dovoljno koristiti nekoliko desetaka neurona, čime se opravdava korištenje gradijentnih postupaka za podešavanje parametara neuronske mreže.

Gradijentni postupci najčešće su korišteni postupci učenja neuronskih mreža. Prema načinu određivanja smjera traženja minimuma $\mathbf{s}_d(k)$ gradijentni se postupci nelinearnog optimiranja dijele u četiri osnovne grupe:

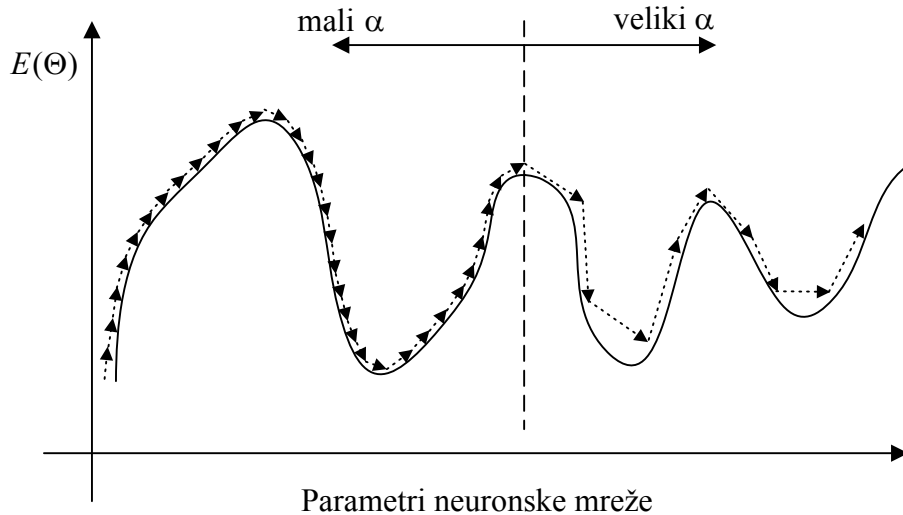
1. Postupci najbržeg spusta: $\mathbf{s}_d(k) := -\nabla E(\Theta(k))$,
2. Konjugirani postupci: $\mathbf{s}_d(k) := -\nabla E(\Theta(k)) + \beta(k)s_d(k-1)$, $\beta(k) \in \mathbb{R}$
3. Newton-ovi postupci: $\mathbf{s}_d(k) := -[\nabla^2 E(\Theta(k))]^{-1} \nabla E(\Theta(k))$,
4. Kvazi-Newton-ovi postupci: $\mathbf{s}_d(k) := -\mathbf{S}(k) \nabla E(\Theta(k))$, $\mathbf{S}(k) \approx [\nabla^2 E(\Theta(k))]^{-1}$.

Algoritmi najbržeg spusta

Gradijent kriterijske funkcije $\nabla E(\Theta)$ u bilo kojoj točki višedimenzionalnog prostora određenoj vrijednostima parametara neuronske mreže jest u smjeru njezinog najvećeg prirasta. Dakle, najveće smanjenje kriterijske funkcije se može očekivati u smjeru negativnog gradijenta (smjer najbržeg spusta, eng. the steepest descent direction). Tada izraz (4.39) poprima oblik:

$$\Theta(k+1) = \Theta(k) + \Delta\Theta(k) = \Theta(k) - \alpha(k)\nabla E(\Theta), \quad (4.40)$$

Negativni gradijent kriterijske funkcije određuje smjer traženja minimuma kriterijske funkcije, ali ne i iznos koraka traženja. Iznos koraka traženja određen je iznosom koeficijenta učenja $\alpha(k)$, pa se ovisno o načinu određivanja koeficijenta učenja $\alpha(k)$ dobivaju razni postupci minimizacije kriterijske funkcije. Kod osnovnog algoritma učenja neuronske mreže koeficijent učenja $\alpha(k)$ je skalar konstantnog iznosa. Budući da je to prvi razvijeni algoritam učenja neuronskih mreža zasnovan na povratnom prostiranju izlazne pogreške, često se u literaturi tako i naziva. Da bi se osigurala konvergencija algoritma opisanog jednadžbom (4.29), koeficijent učenja $\alpha(k)$ mora biti veći od nule. Ukoliko je iznos koeficijenta učenja premali, algoritam konvergira presporo, odnosno uvjet (4.27) se ne ispuni u zadanom broju iteracija. Povećanje koeficijenta učenja povećava brzinu konvergencije, ali može prouzročiti pojavu neželjenih oscilacija u okolini minimuma kriterijske funkcije. Pretjerano veliki iznos koeficijenta učenja može dovesti i do divergentnosti algoritma. Osim toga, kod algoritma najbržeg spusta može doći do „zaglavljivanja“ u točki lokalnog minimuma. Utjecaj koeficijenta učenja na iznos kriterijske funkcije slikovito je prikazan na slici 4.14.



Slika 4.14. Utjecaj koeficijenta učenja α na iznos kriterijske funkcije

U literaturi postoji veliki broj algoritama za poboljšanje osnovnog algoritma najbržeg spusta koji se zasnivaju na iskustvenim spoznajama. Neke od njih su predložili Cater (1987), Franzini (1987), Chan i Fallside (1987), Vogl et. al. (1987), Battiti (1989), Silva i Almeida (1990), Tollenaere (1990), Park et. al. (1991), Choi et. al. (1992), Quin et. al. (1992), Xu et. al. (1992), Chen i Jain (1994), Parlos et. al. (1994), Yu et. al. (1995), Mandić et. al. (2000). Svi se oni mogu predstaviti kao specijalni slučajevi sljedećeg općeg oblika algoritma:

$$\Delta\Theta(k) = -\alpha(k)\nabla E(\Theta(k)) + \gamma_m(k)\Delta\Theta(k-1), \quad (4.41)$$

pri čemu je: $\gamma_m(k)$ - momentni koeficijent u k -tom koraku ($\gamma_m(k) > 0$).

Dodavanjem momentnog člana može se ubrzati konvergencija učenja neuronske mreže uz istodobno prigušenje parazitnih oscilacija.

Jedan od načina podešavanja koeficijent učenja $\alpha(k)$ i momentnog koeficijenta $\gamma_m(k)$ je držanje ovih koeficijenata na konstantnim iznosima i to: $\alpha(k)=0,001-0,01$ i $\gamma_m(k)=0,8-0,9$ (Phansalkar i Sastry, 1994). Bolji rezultati učenja neuronske mreže se postižu ako se podešavanje koeficijenata učenja temelji na spoznaji o napretku postupka minimizacije. Jedan od jednostavnijih postupaka predložili su Vogl et al. (1998). Kod ovog algoritma proces minimizacije započinje s malim koeficijentom učenja (tipično $\alpha(0)=0,001$) i s uključenim momentnim članom (tipično $\gamma_m(k)=0,9$), a zatim se ovi koeficijenti mijenjaju na sljedeći način:

$$\alpha(k) = \begin{cases} \alpha_i \alpha(k-1), & \gamma_m = \gamma_m(0), & \text{za } E(\Theta(k)) < E(\Theta(k-1)), \\ \alpha_d \alpha(k-1), & \gamma_m(k) = 0 & \text{za } E(\Theta(k)) \geq \kappa E(\Theta(k-1)), \\ \alpha(k-1) & \gamma_m(k) = \gamma_m(k-1) & \text{inače} \end{cases} \quad (4.42)$$

Kod navedenog algoritma se uobičajeno predlaže: $\alpha_i=1,05$; $\alpha_d=0,7$ i $\kappa=1,04$. To znači da se koeficijent učenja neuronske mreže mijenja u skladu sa promjenom iznosa kriterijske funkcije u tekućem iteracijskom koraku u odnosu na njezin iznos u prethodnom koraku. Ako se iznos kriterijske funkcije smanji, tada se koeficijent učenja poveća α_i puta, a momentni

član se ne mijenja. Ako se iznos kriterijske funkcije poveća, tada se koeficijent učenja smanji α_d puta, a momentni član se isključi.

Chan i Fallside (1987) su predložili postupak podešavanja koeficijenta učenja i momentnog člana na temelju kuta između aktualnog smjera traženja i smjera traženja iz prethodnih koraka [16].

Konjugirani gradijentni algoritmi (eng. Conjugate Gradient algorithms)

Kod algoritma najbržeg spusta novi smjer traženja minimuma kriterijske funkcije jednak je njenom negativnom gradijentu u tekućem koraku proračuna i ne ovisi o smjerovima traženja u prethodnim koracima. Potreban broj iteracija za određivanje minimuma kriterijske funkcije se može znatno smanjiti ako se novi smjer traženja odabere tako da bude konjugiran prethodnim smjerovima traženja.

Kaže se da je n linearno nezavisnih smjerova traženja $\mathbf{s}_d(0), \mathbf{s}_d(1), \dots, \mathbf{s}_d(n-1)$ konjugiran u odnosu na neku pozitivno definitnu matricu \mathbf{Q} ako vrijedi [18]:

$$\mathbf{s}_d^T(i) \mathbf{Q} \mathbf{s}_d(j) = 0, \quad 0 \leq i \neq j \leq n-1. \quad (4.43)$$

Uobičajeno se kod konjugiranih gradijentnih algoritama smjerovi traženja odabiru konjugirani u odnosu na Hessian matricu \mathbf{H} kriterijske funkcije $E(\Theta)$. Smjer traženja u k -tom koraku se izražava kao linearna kombinacija trenutne vrijednosti negativnog gradijenta kriterijske funkcije $-\nabla E(\Theta(k))$ i prethodnog smjera traženja $\mathbf{s}_d(k-1)$ na sljedeći način:

$$\mathbf{s}_d(k) = -\nabla E(\Theta(k)) + \beta(k) \mathbf{s}_d(k-1). \quad (4.44)$$

Koeficijent $\beta(k)$ u jednadžbi (4.44) se određuje na način da smjerovi $\mathbf{s}_d(k)$ i $\mathbf{s}_d(k-1)$ budu konjugirani u odnosu na Hessian matricu. U literaturi su poznati Polak-Ribiero-ov izraz za izračunavanje koeficijenta $\beta(k)$:

$$\beta(k) = \frac{[\nabla E(\Theta(k)) - \nabla E(\Theta(k-1))]^T \nabla E(\Theta(k))}{\nabla E^T(\Theta(k-1)) \nabla E(\Theta(k-1))}, \quad (4.45)$$

ili Flecher-Reeves-ov izraz:

$$\beta(k) = \frac{\nabla E(\Theta(k))^T \nabla E(\Theta(k))}{\nabla E^T(\Theta(k-1)) \nabla E(\Theta(k-1))}. \quad (4.46)$$

Nakon izračunavanja koeficijenta $\beta(k)$ određuje se smjer traženja minimuma prema jednadžbi (4.41). Nakon toga potrebno je odrediti duljinu koraka u smjeru traženja posredno preko koeficijenta učenja $\alpha(k)$. Iznos koeficijenta učenja $\alpha(k)$ se određuje nekim od postupaka minimizacije funkcije jedne varijable.

Newton-ovi algoritmi

Za razliku od algoritma najbržeg spusta koji za određivanje smjera traženja minimuma kriterijske funkcije koristi njene prve parcijalne derivacije po parametrima neuronske mreže,

Newton-ovi algoritmi koriste i informacije o njezinim drugim parcijalnim derivacijama. Može se reći da se algoritmi najbržeg spusta zasnivaju na linearnoj aproksimaciji kriterijske funkcije $E(\Theta)$ u okolini višedimenzionalne točke $\Theta(k)$, a Newton-ovi algoritmi na kvadratnoj aproksimaciji. Kvadratna aproksimacija kriterijske funkcije se dobije njezinim razvojem u Taylor-ov red u okolini točke $\Theta(k)$ i zanemarenjem treće i viših potencija [16]:

$$E(\Theta) \approx E(\Theta(k)) + \nabla^T E(\Theta(k))(\Theta - \Theta(k)) + \frac{1}{2}(\Theta - \Theta(k))^T \nabla^2 E(\Theta(k))(\Theta - \Theta(k)). \quad (4.47)$$

Gradijent kriterijske funkcije u točki minimuma ima vrijednost nula (jednadžba (4.25)), što znači da se izraz (4.47) minimizira na način da se derivira po vektoru parametra Θ i izjednači s nulom:

$$\frac{\partial E}{\partial \Theta} = \nabla E(\Theta(k)) + \nabla^2 E(\Theta(k))[\Theta - \Theta(k)] = 0. \quad (4.48)$$

Parametar Θ koji se dobije kao rješenje jednadžbe (4.48) je Θ za $k+1$ korak proračuna. Dakle, uvrštavanjem $\Theta = \Theta(k+1)$ u jednadžbu (4.48), uz uvjet da se Hessian matrica može invertirati dobiva se iterativni izraz za izračunavanje vrijednosti parametra neuronske mreže:

$$\Theta(k+1) = \Theta(k) - [\nabla^2 E(\Theta(k))]^{-1} \nabla E(\Theta(k)) = \Theta(k) - [\mathbf{H}(\Theta(k))]^{-1} \nabla E(\Theta(k)). \quad (4.49)$$

Ako je kriterijska funkcija $E(\Theta)$ kvadratnog oblika onda Newton-ov algoritam konvergira u jednoj iteraciji (Becker and Cun, 1989). Općenito je kriterijska funkcija $E(\Theta)$ složenijeg oblika od kvadratnog, pa je za određivanje njenog minimuma potreban veći broj iteracija, ali uglavnom mnogo manji broj nego za algoritme najbržeg spusta i konjugirane gradijentne algoritme.

Međutim mana Newton-ovih algoritama je u tome što je vrlo važno ispravno odabrati početne vrijednosti parametra neuronske mreže $\Theta(0)$ dovoljno blizu točke minimuma kriterijske funkcije da bi se osigurala pozitivna definitnost Hessiana matrica, odnosno konvergentnost algoritma. Za razliku od Newton-ovog algoritma algoritam najbržeg spusta konvergira neovisno o početnim iznosima parametara neuronske mreže, ali sa linearnom konvergentnošću (jednadžba 4.41). Osim toga, mana Newton-ovog algoritma je i veliki zahtjev za memorijskim prostorom, posebno kod neuronskih mreža sa velikim brojem parametara. Ova činjenica proizlazi iz potrebe izračunavanja inverzne Hessian matrice, što se vidi iz jednadžbe (4.49). Dakle, može se reći da je Newton-ov algoritam pogodan samo za neuronske mreže s malim brojem parametara. Međutim, zahvaljujući svojstvu pozitivne definitnosti i simetričnosti Hessian matrice moguće je izbjeći izračunavanje njene inverzne matrice primjenom nekom od numeričkih postupaka dekompozicije (Bierman, 1977).

U jednadžbi (4.49) potrebno je izračunavati Hessian matrica \mathbf{H} prema jednadžbi (4.23). U svakoj iteraciji je potrebno izračunati $\nabla^2 \mathbf{e}^*(\Theta)$, što je računski vrlo zahtjevno. Dakle, osnovni predloženi Newton-ov algoritam je potrebno modificirati na način da se pronađe matrica koja će dobro aproksimirati Hessian matricu i biti pozitivno definitna na čitavom području kriterijske funkcije $E(\Theta)$. U literaturi postoje različite modifikacije Newton-ovog algoritma kao što su npr. DFP (Davidon-Fletcher-Powell) algoritam ili BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) algoritam. Ipak, jedna od najčešće korištenih modifikacija Newton-ovog algoritma je Levenberg-Marquardt-ov algoritam (Levenberg 1944, Marquardt 1963) koji je objašnjen u nastavku.

Levenberg-Marquardt-ov algoritam

Levenberg-Marquardt-ov algoritam se zasniva na pretpostavci da se pogreška $\mathbf{e}^*(\Theta)$ u okolini točke $\Theta(k)$ može dovoljno dobro aproksimirati sa prva dva člana Taylor-ovog reda:

$$\mathbf{e}^*(\Theta) \approx \tilde{\mathbf{e}}^*(\Theta) = \mathbf{e}^*(\Theta(k)) + \nabla \mathbf{e}^*(\Theta(k))(\Theta - \Theta(k)). \quad (4.50)$$

Umjesto minimizacije kriterijske funkcije definirane jednadžbom (4.20) minimizira se njena aproksimacija koja glasi:

$$\tilde{E}(\Theta) = \frac{1}{2} \tilde{\mathbf{e}}^{*T}(\Theta) \tilde{\mathbf{e}}(\Theta). \quad (4.51)$$

Da bi se dobila točka Θ za koju se minimizira kriterijska funkcija definirana jednadžbom (4.51) treba biti $\nabla \tilde{E}(\Theta) = 0$, tj:

$$\mathbf{J}^T(\Theta(k))\mathbf{J}(\Theta(k))(\Theta - \Theta(k)) + \mathbf{J}^T(\Theta(k))\mathbf{e}^*(\Theta(k)) = 0. \quad (4.52)$$

Uvažavajući jednadžbu (4.22), dodavanjem koeficijenta učenja $\alpha(k)$ i uzimajući u obzir da je $\Theta = \Theta(k+1)$ dobiva se poznati izraz za izračunavanje parametara neuronske mreže:

$$\Theta(k+1) = \Theta(k) - \alpha(k) [\mathbf{J}^T(\Theta(k))\mathbf{J}(\Theta(k))]^{-1} \mathbf{J}^T(\Theta(k))\mathbf{e}^*(\Theta(k)). \quad (4.53)$$

U literaturi se izraz (4.53) naziva Gauss-Newton-ov algoritam ako je $\alpha(k)=1$, odnosno prigušeni Gauss-Newton-ov algoritam ako je $\alpha(k)<1$ i promjenljiv. Usporedbom jednadžbi (4.49) i (4.53) vidi se da je Hessian matrica $\tilde{\mathbf{H}}$ zamijenjen matricom:

$$\tilde{\mathbf{H}}(\Theta(k)) = \mathbf{J}^T(\Theta(k))\mathbf{J}(\Theta(k)). \quad (4.54)$$

Matrica $\tilde{\mathbf{H}}$ je pozitivno semidefinitna, što je dovoljan uvjet da algoritam ne divergira. Međutim ako podaci za učenje neuronske mreže nisu dovoljno dobro odabrani ili ako struktura neuronske mreže nije dobra, onda matrica $\tilde{\mathbf{H}}$ može postati skoro singularna ili singularna, što ima za posljedicu numeričku nestabilnost algoritma. Da bi se ovaj problem izbjegao potrebno je matricu $\tilde{\mathbf{H}}$ dodatno modificirati na sljedeći način [10]:

$$\tilde{\mathbf{H}}(\Theta(k)) = \mathbf{J}^T(\Theta(k))\mathbf{J}(\Theta(k)) + \mu(k)\mathbf{I}, \quad (4.55)$$

pri čemu je \mathbf{I} jedinična matrica.

Uvažavajući jednadžbu (4.55) Levenberg-Marquardt-ov algoritam postaje:

$$\Theta(k+1) = \Theta(k) - \alpha(k) [\mathbf{J}^T(\Theta(k))\mathbf{J}(\Theta(k)) + \mu(k)\mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}^T(\Theta(k))\mathbf{e}^*(\Theta(k)). \quad (4.56)$$

Ako $\mu(k) \rightarrow 0$ onda Levenberg-Marquardt-ov algoritam postaje Gauss-Newton-ov algoritam zato što jednadžba (4.56) prelazi u jednadžbu (4.50) sa $\alpha(k)=1$.

Ako $\mu(k) \rightarrow \infty$ onda Levenberg-Marquardt-ov algoritam postaje algoritam najbržeg spusta zato što jednačba (4.56) prelazi u:

$$\Theta(k+1) = \Theta(k) - \frac{1}{\mu(k)} \mathbf{J}^T(\Theta(k)) \mathbf{e}^*(\Theta(k)) = \Theta(k) - \frac{1}{\mu(k)} \nabla E(\Theta(k)). \quad (4.57)$$

Uobičajeno se koeficijent $\mu(k)$ podešava na način da se postepeno smanjuje u svakom koraku proračuna počevši od nekog iznosa, a povećava samo ako se vektor pogreške $\mathbf{e}^*(\Theta(k))$ počne povećavati [16].

Natjecateljsko učenje (eng. competitive learning)

Natjecateljsko učenje spada u grupu algoritama temeljenih na izlazu iz neuronske mreže. Za razliku od MLP neuronskih mreža kod kojih svaki ulazni vektor tijekom procesa učenja zahtjeva svoj izlazni vektor, algoritam zasnovan na natjecateljskom učenju zahtjeva postojanje samo ulaznih vektora. Osnovna karakteristika natjecateljskog učenja je da se ulazni vektori grupiraju na osnovu njihove sličnosti, a izlazni se signali grupiraju u određene grupe, tako da svaki skup ulaznih vektora pripada određenoj izlaznoj grupi. Postoje dva osnovna algoritma natjecateljskog učenja: *dobitnik-dobiva-sve* (eng. winner-take-all algorithm) i Kohenen-ove slike (eng. Kohenen feature map), (Kohenen, 1972).

Kod algoritma dobitnik-dobiva-sve, kada se narinu ulazni vektori, neuroni se natječu čiji će izlazni signal biti sličniji željenome izlazu. Najsličniji izlaz je tada dominantan (neuron koji producira taj izlaz naziva se dobitni neuron), a ostali prestaju s produciranjem izlaza za tu pobudu. Za sljedeći ulazni vektor neki je drugi neuron dominantan, itd. Na taj način je svaki izlazni neuron naučen da dâ odziv na različitu ulaznu pobudu. Ovaj algoritam nije poželjan kada je neuronska mreža koja se uči dio većeg sustava neuronskih mreža.

Kada se primjenjuje algoritam Kohenen-ovih slika izlazni sloj neuronske mreže (natjecateljski sloj) je dvodimenzionalni sloj. U ovom slučaju ne promatra se samo dobitni neuron, nego i njegovi susjedni neuroni. Na ovaj način se postiže da neuroni topološki bliski dobitnom neuronu reaguju na ulazne vektore koji su fizikalno slični onom ulaznom vektoru za koji je evidentiran dobitni neuron.

Izračunavanje gradijenta kriterija kakvoće po parametrima neuronske mreže

Svi algoritmi učenja statičkih neuronskih mreža se zasnivaju na gradijentu kriterija kakvoće po parametrima neuronske mreže $\nabla E(\Theta)$ koji se izračunava primjenom algoritma povratnog prostiranja izlazna pogreške (eng. backpropagation algorithm) koji će na ovom mjestu biti detaljno objašnjen. Prvi je algoritam povratnog prostiranja izlazne pogreške primijenio Werbos 1974. god. za izračunavanje gradijenta kriterija kakvoće $\nabla E(\Theta)$ za MLP neuronske mreže.

Gradijent kriterija kakvoće $\nabla E(\Theta)$ se, općenito računa kao višedimenzionalni vektor kojem su komponente parcijalne derivacije po parametrima neuronske mreže. Metoda povratnog prostiranja izlazne pogreške koristi se za izračunavanje parcijalnih derivacija kriterija kakvoće po parametrima neuronske mreže rekurzivnim postupkom kroz neuronsku mrežu od izlaznog prema ulaznom sloju. Zbog toga se ovaj algoritam naziva i algoritmom povratnog prostiranja izlazne pogreške. Spomenuti algoritam se temelji na pretpostavci da je prostiranje derivacije pogreške kroz neuronsku mrežu linearno. Za kriterij kakvoće definiran

izrazom (4.20) gradijent kriterija kakvoće se može računati i prema izrazu (4.22), tj. kao umnožak Jacobian matrice $\mathbf{J}(\Theta)$ i vektora pogreške $\mathbf{e}^*(\Theta)$. U ovom slučaju se članovi Jacobian matrice računaju primjenom metode povratnog prostiranja izlazne pogreške, a gradijent kriterijske funkcije $\nabla E(\Theta)$ se dobije njenim množenjem sa vektorom pogreške $\mathbf{e}^*(\Theta)$.

Algoritmi najbržeg spusta, konjugirani gradijentni algoritmi i kvazi-Newton-ovi algoritmi ne zahtijevaju formiranje Jacobian matrice, pa je pri njihovoj implementaciji bolje primijeniti algoritam povratnog prostiranja izlazne pogreške jer se na taj način štedi memorijski prostor računala. Za neuronske mreže je Jacobian matrica obično velikih dimenzija; $\dim \mathbf{J}(\Theta) = \text{broj izlaza u izlaznom sloju neuronske mreže} \times \text{ukupan broj vektora ulaznih (izlaznih) podataka} \times \text{ukupan broj parametara neuronske mreže}$. Međutim, Newton-ovi algoritmi zahtijevaju formiranje Jacobian matrice, pa se pri njihovoj implementaciji koristi algoritam povratnog prostiranja izlazne pogreške za računanje članova Jacobian matrice.

Tehnika povratnog prostiranja izlazne pogreške (eng. error backpropagation technique)

Kriterij kakvoće definiran jednačbom (4.20) u k -tom koraku učenja neuronske mreže se može napisati na sljedeći način:

$$E(\Theta(k)) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{n(y)} (d(k)_{ij} - o(k)_{ij})^2, \quad (4.58)$$

pri čemu su:

N - ukupan broj izlaznih vektora u datoteci učenja,

$n(y)$ - broj izlaznih signala neuronske mreže,

$d(k)_{ij}$ - željeni izlazni signal neuronske mreže za i -ti ulazni vektor i j -ti izlazni neuron,

$o(k)_{ij}$ - dobiveni izlazni signal neuronske mreže za i -ti ulazni vektor i j -ti izlazni neuron.

Dakle, može se reći da je iznos kriterija kakvoće izraženog jednačbom (4.12) jednak sumi kvadrata razlika željenog i dobivenog izlaza za svaki izlazni neuron neuronske mreže i za svaki od N izlaznih vektora.

Prema jednačbi (4.40) promjena parametra neuronske mreže proporcionalna je negativnom gradijentu kriterijske funkcije. Dakle, promjena težinskog koeficijenta $w_{ij}(k)$ koji povezuje j -ti izlazni neuron sa i -tim neuronom prethodnog sloja neuronske mreže je proporcionalna derivaciji kriterija kakvoće po težinskom koeficijentu $w_{ij}(k)$:

$$\Delta w_{ji}(k) := - \frac{\partial E(\Theta(k))}{\partial w_{ji}(k)}. \quad (4.59)$$

Jednačbu (4.59) treba prikazati u obliku koji se može koristiti u praksi. Najprije se polazi od mijenjanja težinskih koeficijenata koji pripadaju neuronima izlaznog sloja. Težinska suma ulaznih signala za j -ti izlazni neuron jednaka je:

$$S_j(k) = \sum_{i=1}^J w_{ji}(k) y_i(k), \quad (4.60)$$

gdje su: J - ukupni broj ulaza narinutih na j -ti izlazni neuron (broj neurona u prethodnom sloju neuronske mreže), w_{ji} - težinski koeficijent koji povezuje j -ti izlazni neuron sa i -tim neuronom prethodnog sloja koji daje izlazni signal $y_i(k)$, $y_i(k)$ - izlazni signal i -tog prethodnog neurona iz prethodnog sloja neuronske mreže u k -tom koraku učenja.

Izlaz j -tog neurona izlaznog sloja je:

$$o(k)_j = f_j(S_j(k)) = f(S_j(k)). \quad (4.61)$$

U jednadžbi (4.61) funkcija f je aktivacijska funkcija koja je u pravilu ista za sve neurone u jednom sloju neuronske mreže.

Kao što je već spomenuto, težinski koeficijenti se mijenjaju prema gradijentu kriterija kakvoće. Međutim, težinski koeficijent u k -tom koraku učenja $w_{ji}(k)$ utječe na kriterij kakvoće posredno preko težinske sume $S_j(k)$, odnosno $o(k)_j$, ili matematički $E(w_{ji}) = E[S_j(w_{ji})]$, primjena pravila lančane diferencijacije daje (zbog jednostavnijeg pisanja oznaka k -tog koraka učenja je izostavljena):

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial S_j} \frac{\partial S_j}{\partial w_{ji}}. \quad (4.62)$$

Drugi član umnoška s desne strane jednadžbe (4.62) je derivacija težinske sume $S_j = w_{j1}y_1 + w_{j2}y_2 + \dots + w_{ji}y_i$; vrijednosti izlaznih signala prethodnog sloja neuronske mreže su y_i za $i = 1, 2, \dots, J$, i konstantni su iznosa, te je na osnovu jednadžbe (4.60):

$$\frac{\partial S_j}{\partial w_{ji}} = y_i. \quad (4.63)$$

Iz jednadžbi (4.63), (4.62) i (4.59) slijedi da je promjena težinskih koeficijenata:

$$\Delta w_{ji} := - \frac{\partial E}{\partial S_j} y_i. \quad (4.64)$$

Da bi se dobio uporabljiv izraz za parcijalnu derivaciju u jednadžbi (4.64), primjenjuje se pravilo lančane diferencijacije na sljedeći način:

$$\frac{\partial E}{\partial S_j} = \frac{\partial E}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial S_j}. \quad (4.65)$$

U jednadžbi (4.65) se podrazumijeva da je kriterijska funkcija E kompozicija funkcija S_j i o_j , tj. $E = E(S_j) = E[o_j(S_j)]$. Po definiciji, drugi član umnoška u jednadžbi (4.65) je derivacija aktivacijske funkcije:

$$\frac{\partial o_j}{\partial S_j} = f_j'(S_j). \quad (4.66)$$

Koristeći jednadžbu (4.58) moguće je, također, izraziti parcijalnu derivaciju prvog člana umnoška u jednadžbi (4.65):

$$\frac{\partial E}{\partial o_j} = -(d_j - o_j). \quad (4.67)$$

Uvrštavanjem jednadžbi (4.65)-(4.67) u (4.64) dobiva se:

$$\Delta w_{ji} := y_i(d_j - o_j)f_j'(S_j). \quad (4.68)$$

Proporcionalnost se može pretvoriti u jednakost uvodeći konstantu proporcionalnosti koja se zove koeficijent učenja (α). Tada je:

$$\Delta w_{ji} = \alpha y_i(d_j - o_j)f_j'(S_j). \quad (4.69)$$

Prethodna jednadžba sadrži umnožak koji se naziva ekvivalentna pogreška j -tog izlaznog neurona, a jednaka je:

$$\delta_j = (d_j - o_j)f_j'(S_j), \quad (4.70)$$

koji je zapravo proporcionalan pogrešci procjene j -tog izlaznog neurona.

Uvrštavanjem jednadžbe (4.70) u (4.69) konačno se dobije jednadžba za korekciju težinskog koeficijenta w_{ji} koji povezuje j -ti izlazni neuron sa i -tim neuronom u preposljednjem sloju neuronske mreže:

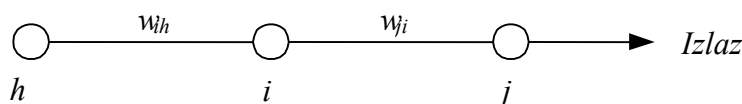
$$\Delta w_{ji} = \alpha y_i \delta_j. \quad (4.71)$$

Dakle, iznos promjene težinskog koeficijenta w_{ji} je jednak umnošku iznosa koeficijenta učenja (α), ekvivalentne pogreške izlaznog čvora (δ_j) i aktivacijske vrijednosti i -tog neurona preposljednjeg sloja (y_i). Bitno je naglasiti da promjena težinskog koeficijenta zahtjeva derivaciju aktivacijske funkcije. Konačno, koristeći promjenu Δw_{ji} , težinski koeficijenti izlaznog sloja u $(k+1)$ -om koraku učenja neuronske mreže imaju iznos:

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \Delta w_{ji} = w_{ji}(k) + \alpha \delta_j(k) y_i(k). \quad (4.72)$$

Za dobivanje izraza za promjene težinskih koeficijenata u ostalim slojevima (skrivenim) neuronske mreže, ide se korak unatrag u mrežu. I za skrivene slojeve se ponovo koristi činjenica da je promjena težinskih koeficijenata proporcionalna negativnom gradijentu kriterijske funkcije $E(\Theta)$. Međutim, za neurone koji se nalaze u skrivenim slojevima neuronske mreže ne postoje željeni izlazni signali. Zbog ovoga je primjena algoritma s povratnim prostiranjem kompliciranija za skrivene nego za izlazne neurone.

Da bi se mogle izračunati promjene težinskih koeficijenata u skrivenom sloju, razmotrit će se slučaj kada je j -ti neuron izlaznog sloja spojen na i -ti neuron preposljednjeg sloja neuronske mreže (slika 4.15.). Neka je h -ti neuron iz sloja koji prethodi preposljednjem sloju neuronske mreže spojen na i -ti neuron preposljednjeg sloja. Tada se težinski koeficijent koji spaja ova dva neurona označava sa w_{ih} .



Slika 4.15. Tri uzastopna neurona u neuronskoj mreži

Na sličan način kao što je dobivena jednačba (4.72) dobiva se i jednačba za mijenjanje težinskog koeficijenta w_{ih} . Vrijedi da je:

$$\Delta w_{ih} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ih}} \quad (4.73)$$

Za računanje parcijalne derivacije kriterijske funkcije po težinskom koeficijentu w_{ih} koristi se pravilo deriviranja kompozicije funkcija:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ih}} = \frac{\partial E}{\partial S_i} \frac{\partial S_i}{\partial w_{ih}}, \quad (4.74)$$

pri čemu je S_i težinska suma signala narinutih na skriveni i -ti neuron u preposljednjem sloju neuronske mreže; $S_i = w_{h1}y_{h1} + w_{h2}y_{h2} + \dots + w_{hI}y_{hI}$, pri čemu je:

I - broj neurona u sloju koji prethodi preposljednjem sloju neuronske mreže,
 y_i - $i=1,2,\dots,I$ su aktivacijski signali h -tog neurona u sloju koji prethodi preposljednjem sloju neuronske mreže.

Drugi član umnoška u jednačbi (4.74) je jednak aktivacijskom signalu za h -ti čvor, y_h . Slijedi da je:

$$\Delta w_{ih} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial S_i} y_h = \alpha \delta_{yi} y_h, \quad (4.75)$$

pri čemu je δ_{yi} tzv. signal pogreške proizveden od i -tog neurona iz preposljednjeg sloja neuronske mreže ($i = 1, 2, \dots, J$).

Ponovnom primjenom pravila derivacije kompozicije funkcija dobiva se:

$$\delta_{yi} = -\frac{\partial E}{\partial S_i} = -\frac{\partial E}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial S_i}. \quad (4.76)$$

Prvi član umnoška s desne strane jednačbe (4.76) poprima oblik:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial y_i} &= \sum_{j=1}^{n(y)} \frac{\partial E}{\partial y_j} f_j'(S_j) \frac{\partial S_j}{\partial y_i} = \sum_{j=1}^{n(y)} (y_j - d_j) f_j'(S_j) \frac{\partial S_j}{\partial y_i} \\ &= \sum_{j=1}^{n(y)} (y_j - d_j) f_j'(S_j) \sum_{j=1}^{n(y)} w_{ji} = -\sum_{j=1}^{n(y)} \delta_j w_{ji}, \end{aligned} \quad (4.77)$$

dok je drugi član umnoška:

$$\frac{\partial y_i}{\partial S_i} = f_i'(S_i) . \quad (4.78)$$

Na osnovu jednadžbi (4.75)-(4.78) dobiva se izraz za promjenu težinskog koeficijenta w_{ih} :

$$\Delta w_{ih} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ih}} = \alpha \delta_{yi} y_h = \alpha f_i'(S_i) \left(\sum_{j=1}^{n(y)} \delta_j w_{ji} \right) y_h . \quad (4.79)$$

Jednadžbe (4.69) i (4.79) predstavljaju tzv. poopćeno delta pravilo (eng. generalized delta rule, Rumelhart, Hinton & Williams, 1986).

U jednadžbi (4.71) δ_j je ekvivalentna pogreška izlaznog čvora ($y_j = o_j$):

$$\delta_j = (d_j - y_j) f_j'(S_j) . \quad (4.80)$$

Za mijenjanje težinskih koeficijenata izlaznog sloja neuronske mreže koristi se jednadžba (4.69), odnosno (4.70).

Jednadžbe (4.79) i (4.80) se koriste za mijenjanje težinskih koeficijenata kad je i -ti čvor skrivenog sloja spojen na h -ti čvor prethodnog sloja, tj. za sve slojeve osim izlaznog. U ovom slučaju, promjena težinskih koeficijenata jednaka je umnošku koeficijenta učenja α , izlaznog signala h -tog čvora (y_h) i signala pogreške $\delta_{yi} = f_i'(S_i) \sum \delta_j w_{ji}$. Primjećuje se da izraz za signal pogreške δ_{yi} sadrži δ_j , tj. ekvivalentnu pogrešku j -tog izlaznog čvora definiranu jednadžbom (4.70). U jednadžbi (4.80) su d_j i y_j željena i stvarna izlazna vrijednost j -tog izlaznog čvora mreže. Očito je da je promjena težinskih koeficijenata Δw_{ih} koji povezuju neurone i -tog skrivenog sloja s h -tim čvorovima prethodnog sloja neuronske mreže proporcionalna težinskoj sumi svih vrijednosti pogrešaka δ_j neurona u svim slojevima neuronske mreže desno od promatranog sloja.

Sada se može ukratko rezimirati princip rada algoritma s povratnim prostiranjem izlazne pogreške. Prvi korak je odabiranje početnih iznosa svih težinskih koeficijenata. Nakon toga se odrede izlazna vrijednost o_j i pogreška za svaki j -ti izlazni neuron ($d_j - o_j$). Međutim, kod skrivenih slojeva je određivanje pogreške za svaki od neurona otežano jer ne postoje unaprijed određene željene vrijednosti. Iznos pogreške bilo kojeg neurona u skrivenom sloju je određen utjecajem njegovog izlaza na pogreške svih neurona u slojevima desno od sloja neurona koji se promatra. Opisani algoritam se može primijeniti na neuronske mreže s jednim ili više skrivenih slojeva. Kod višeslojnih neuronskih mreža se prvo proračuna izlazni sloj, odredi izlazna pogreška a onda se rekurzivno povratno djeluje pogreškom na svaki sloj (unatrag), prilagođavajući težinske koeficijente s ciljem minimiziranja kriterijske funkcije. Težinski koeficijenti svih neurona u skrivenim slojevima i izlaznom sloju se mijenjaju prema prije određenim pravilima koja su opisana jednadžbama danim u ovom poglavlju. Ako povećanje određenog težinskog koeficijenta dovodi do povećanja iznosa kriterijske funkcije $E(\Theta)$, analizirani algoritam smanjuje takav težinski koeficijent, a ako se iznos kriterijske funkcije smanjuje onda se težinski koeficijent povećava. Kad se podese svi težinski koeficijenti (povećanjem ili smanjivanjem), ponavlja se proces dok iznos kriterijske funkcije ne zadovolji uvjet (4.27).

Predloženi algoritam povratnog prostiranja izlazne pogreške podrazumijeva da se tijekom učenja neuronske mreže, u svakoj epohi učenja neuronske mreže, na ulaz mreže narine jedan ulazni vektor (sa N elemenata). Nakon toga se izračunaju izlazni signali

neuronske mreže, a zatim počinje proces podešavanje težinskih koeficijenata. Proces se ponavlja za više jednodimenzionalnih ulaznih vektora. Opisani postupak je, u stvari, nerekurzivni algoritam izračunavanja gradijenta kriterijske funkcije. Međutim, moguće je i na ulaz istovremeno narinuti R ulaznih jednodimenzionalnih vektora (skupno učenje, eng. *batch training*). U ovom slučaju se računa promjena težinskih koeficijenata kao $\Delta w = \sum \Delta w_i$ ($i = 1, 2, \dots, R$) i za izlazne i za sve skrivene slojeve. Nakon što se na ulaz narine svih R jednodimenzionalnih vektora započinje podešavanje težinskih koeficijenata počevši od neurona u izlaznom sloju. Zatim počinje novih ciklus učenja na isti način sve dok iznos kriterijske funkcije ne zadovolji uvjet (4.27).

Kriterijska funkcija definirana jednadžbom (4.12) je zapravo suma kvadrata pogreški izlaznih neurona neuronske mreže (dakle, pogreška neuronske mreže) za svaki uzorak učenja, podijeljena sa dva. Međutim, takva definicija se ne može koristiti za usporedbu mreža s različitim brojem uzoraka za učenje (N) od broja izlaznih neurona ($n(y)$). Primjenjujući kriterijsku funkciju definiranu jednadžbom (4.12) za učenje neuronskih mreža s istim brojem izlaznih signala, za veliki broj uzoraka učenja dobila bi se i velika pogrešku, jednostavno zbog velikog broja članova sume u jednadžbi (4.12). Analogno, pogreška je velika i kad za isti broj uzoraka koristimo veći broj izlaznih signala neuronske mreže koja se uči. Dakle, da bi se neuronske mreže sa međusobno različitim brojem uzoraka za učenje N i različitim brojem izlaznih neurona $n(y)$ mogle uspoređivati po iznosu kriterijske funkcije $E(\Theta)$ povoljnija je definicija tzv. normalizirane efektivne kriterijske funkcije:

$$E_{ef} = \frac{1}{Nn(y)} \sqrt{\left[\sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^{n(y)} (d_{kj} - o_{kj})^2 \right]}. \quad (4.81)$$

Za lakše razumijevanje algoritma u tekstu koji slijedi opisani su koraci algoritma s povratnim prostiranjem izlazne pogreške za izračunavanje gradijenta kriterijske funkcije rekurzivnim postupkom. Inače se u praksi koriste softverski paketi za neuronske mreže, koji sadržavaju ovaj algoritam.

Koraci algoritma s povratnom prostiranjem izlazne pogreške za neuronsku mrežu s jednim skrivenim slojem

Korak 1: Početak rada

Odaberu se koeficijent učenja $\alpha > 0$, mali pozitivni broj $\epsilon > 0$ i početni iznosi težinskih koeficijenata u svim slojevima neuronske mreže.

Korak 2: Učenje

- a) Faza pridruživanja: ulazni vektori (\mathbf{x}) se pridružuju ulaznim neuronima (svaki ulazni vektor sadrži $n(x)$ komponenti). Unaprijed je poznat željeni izlazni vektor (\mathbf{d}) koji sadrži $n(y)$ komponenti. Svaki par ulazno-izlaznih vektora se može jednom ili više puta koristiti za učenje neuronske mreže sve dok se svi težinski koeficijenti ne stabiliziraju. Ponovljeni procesi učenja nazivaju se epohe ili iteracije.
- b) Izračunaju se vektori izlaznog sloja (\mathbf{o}) na uobičajeni način, koristeći prikladne težinske sume i aktivacijske funkcije.

Korak 3: Učenje se nastavlja; faza provjere

Provjerava se razlika između izlaznog vektora \mathbf{o} i željenog vektora \mathbf{d} . Učenje se prekida kada je zadovoljen uvjet (4.12) ili poslije zadnje (određene) epohe.

Faza provjere 1: Određivanje iznosa kriterijske funkcije E prema jednadžbi:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \sum_{k=1}^{n(y)} (d_{pk} - o_{pk})^2 .$$

Faza provjere 2: Određivanje ekvivalentne pogreške

Potkorak 1: Odredi se ekvivalentna izlazna pogreška u izlaznom sloju (zbog jednostavnosti je pretpostavljena *logsig* aktivacijska funkcija s jediničnim pojačanjem):

$$\delta_j = (d_j - y_j) \cdot y_j \cdot (1 - y_j); \quad j = 1, 2, \dots, n(y)$$

Potkorak 2: Odredi se ekvivalentna izlazna pogreška u skrivenom sloju koristeći ekvivalentnu pogrešku izlaznog sloja δ_j (pretpostavljena je *logsig* aktivacijska funkcija):

$$\delta_{yi} = y_i \cdot (1 - y_i) \cdot \sum_{j=1}^{n(y)} (d_j w_{ji}); \quad i = 1, 2, \dots, J.$$

Korak 4: Faza učenja; mijenjanje težinskih koeficijenata (u $(k+1)$ -om koraku učenja)

Koristi se rekurzivni algoritam počevši od izlaznog sloja unatrag prema težinskim koeficijentima u prvom skrivenom sloju.

Potkorak 1: Iterativno mijenjanje težinskih koeficijenata izlaznog sloja

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \Delta w_{ji} = w_{ji} + \alpha \delta_j y_j; \quad j=1,2,\dots,K; \quad i=1,2,\dots,J,$$

pri čemu su: w_{ji} - težinski koeficijenti koji povezuju j -ti neuron izlaznog sloja s i -tim neuronom prethodnog sloja u k -tom koraku iteracije, δ_j - ekvivalentna izlazna pogreška j -tog izlaznog čvora dobivena u potkoraku 1, koraka 3.

Potkorak 2: Mijenjanje iznosa težinskih koeficijenata skrivenog sloja

$$w_{ih}(k+1) = w_{ih}(k) + \Delta w_{ih} = w_{ih} + \alpha \delta_{yi} y_h; \quad h = 1, 2, \dots, I,$$

pri čemu su: w_{ih} - težina skrivenog sloja u k - tom koraku iteracije, δ_{yi} - ekvivalentna pogreška dobivena u potkoraku 2, koraka 3, I - broj neurona u sloju koji prethodi preposljednjem sloju neuronske mreže.

Korak 5: Nastavlja se učenje neuronske mreže novim ulazno-izlaznim podacima

Prisutni su novi podaci u procesu učenja i postupak se vraća na korak 2.

Korak 6: Završen proces učenja; iskorišteni su svi ulazno – izlazni podaci

Ako je $E < \varepsilon$ završava ciklus učenja, inače se započinje novi ciklus i vraća se na korak 2.

Zbog boljeg razumijevanja obrađen je primjer podešenja težina metodom povratnog prostiranja izlazne pogreške.

Primjer 4: Mijenjanje težinskih koeficijenata koristeći metodu povratnog prostiranja izlazne pogreške

U ovom primjeru će se analizirati troslojna statičku neuronska mreža sa slike 4.10. Neuronska mreža se sastoji od tri ulaza i tri skrivena čvora u prvom skrivenom sloju, dva čvora u drugom skrivenom sloju i tri izlazna čvora. Iznos kriterijske funkcije, prema jednadžbi (4.12), je:

$$E = [(y_{d6} - y_6)^2 + (y_{d7} - y_7)^2 + (y_{d8} - y_8)^2], \quad (4.82)$$

gdje su y_{d6}, y_{d7}, y_{d8} željene vrijednosti izlaznih neurona za ulaze x_1, x_2, x_3 . Stvarni izlazi su izračunati u primjeru 3.

Kriterijska funkcija definirana jednadžbom (4.82) ovisi o težinskim koeficijenata $w_{11}, w_{12}, w_{13}, w_{21}, w_{22}, w_{23}$ (težinski koeficijenti prvog u drugog skrivenog sloja), te $w_{64}, w_{65}, w_{74}, w_{75}, w_{84}, w_{85}$ (težinski koeficijenti izlaznog sloja neuronske mreže). Potrebna mijenjanja težinskih koeficijenata sa ciljem dostizanja minimuma kriterijske funkcije:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \Delta w_{ij} = w_{ij}(k) - \alpha \frac{\partial E(w_{ij}(k))}{\partial w_{ij}(k)}, \quad (4.83)$$

gdje je k - redni broj iteracije, a α - koeficijent učenja neuronske mreže.

a) Mijenjanje težinskih koeficijenata izlaznog sloja neuronske mreže

Na ovom mjestu je opisan način promjene samo jednog težinskog koeficijenta u izlaznom sloju, za ostale neurone vrijedi analogan postupak. Analizirat će se međuveza između prvog skrivenog čvora i posljednjeg izlaznog čvora; odgovarajući težinski koeficijent je w_{84} :

$$w_{84}(k+1) = w_{84}(k) - \alpha \frac{\partial E(w_{84}(k))}{\partial w_{84}(k)}. \quad (4.84)$$

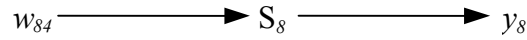
Budući da težinski koeficijent w_{84} utječe na izlaznu pogrešku, sukladno lančanom protjecanju prikazanom na slici 4.14, primjena pravila derivacije kompozicije funkcija, u ovom slučaju daje:

$$\Delta w_{84} = \frac{\partial E(w_{84})}{\partial w_{84}} = \frac{\partial E}{\partial y_8} \frac{\partial y_8}{\partial S_8} \frac{\partial S_8}{\partial w_{84}} = -(d_8 - y_8) f_8' y_4 = -\delta_8 y_4, \quad (4.85)$$

pri čemu je $\delta_8 = (d_8 - y_8) f_8'$ ekvivalentna delta pogreška.
Promjena težinskog koeficijenta w_{84} u $(k+1)$ -om koraku učenja je:

$$w_{84}(k+1) = w_{84}(k) + \alpha \delta_8 y_4. \quad (4.86)$$

Tok signala kroz neuronsku mrežu od osmog čvora do izlaza prikazan je na slici 4.16.



Slika 4.16. Dijagram toka signala od izlaza 4. neurona do izlaza y_8 neuronske mreže prikazane na slici 4.10.

Primjenom jednadžbi (4.84) i (4.85) dobiva se:

$$w_{84}(k+1) = w_{84}(k) + \eta \delta_8 y_4 = w_{84}(k) + \alpha y_4 (d_8 - y_8) f_8'(S_8). \quad (4.87)$$

Ukoliko je aktivacijska funkcija *logsig* (za sve neurone u ovom primjeru) tada je:

$$f_8'(S_8) = y_8 (1 - y_8), \quad (4.88)$$

uz uvjet da spomenuta aktivacijska funkcija ima jedinično pojačanje ($g = 1$).

Slični izrazi se koriste i za ostalih pet težinskih koeficijenata spojenih na izlazne neurone:

$$\begin{aligned} w_{74}(k+1) &= w_{74}(k) + \Delta w_{74} = w_{74}(k) + \alpha \delta_7 y_4, \\ w_{64}(k+1) &= w_{64}(k) + \Delta w_{64} = w_{64}(k) + \alpha \delta_6 y_4, \\ w_{85}(k+1) &= w_{85}(k) + \Delta w_{85} = w_{85}(k) + \alpha \delta_8 y_5, \\ w_{75}(k+1) &= w_{75}(k) + \Delta w_{75} = w_{75}(k) + \alpha \delta_7 y_5, \\ w_{65}(k+1) &= w_{65}(k) + \Delta w_{65} = w_{65}(k) + \alpha \delta_6 y_5. \end{aligned} \quad (4.89)$$

Opisanim postupkom se dobivaju težinski koeficijenti izlaznog sloja kao rezultat $(k+1)$ -e iteracije algoritma za učenje neuronske mreže.

b) Mijenjanje težinskih koeficijenata drugog skrivenog sloja

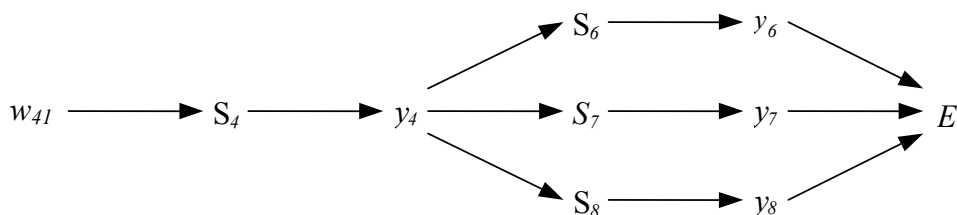
Na ovom mjestu je opisan način promjene samo jednog težinskog koeficijenta u drugom skrivenom sloju, za ostale vrijedi analogno. Analizirat će se promjena težinskog koeficijenta w_{41} . Odgovarajući težinski koeficijent se podešava opet sukladno gradijentu kriterijske funkcije E :

$$w_{41}(k+1) = w_{41}(k) - \alpha \frac{\partial E(w_{41}(k))}{\partial w_{41}(k)}. \quad (4.90)$$

S obzirom da težinski koeficijent w_{41} utječe posredno na kriterijsku funkciju E , sukladno dijagramu lančanog protjecanja (slika 4.16.), dobiva se:

$$\frac{\partial E(w_{41})}{\partial w_{41}} = \frac{\partial E}{\partial y_4} \frac{\partial y_4}{\partial S_4} \frac{\partial S_4}{\partial w_{41}} = \frac{\partial E}{\partial y_4} f_4'(S_4) y_1. \quad (4.91)$$

Na slici 4.17. je prikazan strukturalni dijagram s lančanim protjecanjem signala od izlaza 4. neurona do svih izlaznih signala neuronske mreže prikazane slikom 4.10.



Slika 4.17. Dijagram toka signala od izlaza 4. neurona do svih izlaznih signala neuronske mreže prikazane slikom 4.10.

Izraz na desnoj strani jednadžbe (4.91) sadrži parcijalnu derivaciju E po y_4 , i može se pisati, koristeći dijagram prikazanim na slici 4.16:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial y_4} &= \frac{\partial E}{\partial y_6} \frac{\partial y_6}{\partial S_6} \frac{\partial S_6}{\partial y_4} + \frac{\partial E}{\partial y_7} \frac{\partial y_7}{\partial S_7} \frac{\partial S_7}{\partial y_4} + \frac{\partial E}{\partial y_8} \frac{\partial y_8}{\partial S_8} \frac{\partial S_8}{\partial y_4} = \\ &= -(d_6 - y_6) f_6'(S_6) w_{64} - (d_7 - y_7) f_7'(S_7) w_{74} - (d_8 - y_8) f_8'(S_8) w_{84} = \\ &= -\delta_6 w_{64} - \delta_7 w_{74} - \delta_8 w_{84}. \end{aligned} \quad (4.92)$$

Ekvivalentna pogreška na izlazu prvog skrivenog neurona (neuron broj 4 sa slike 4.10) se dobije kao sljedeća težinska suma (prema jednadžbi 4.79):

$$\delta_4 = (\delta_6 w_{64} + \delta_7 w_{74} + \delta_8 w_{84}) f_4'(S_4). \quad (4.93)$$

Uvrštavajući jednadžbe (4.93) i (4.92) u (4.91) dobiva se:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{41}} = \delta_4. \quad (4.94)$$

Uvrštavajući ovu jednadžbu u (4.90) dobije se jednadžba podešenja težinskog koeficijenta w_{41} :

$$w_{41}(k+1) = w_{41}(k) + \alpha \delta_4 y_1. \quad (4.95)$$

Slični izrazi se dobivaju i za ostale težinske koeficijente u prvom skrivenom sloju (w_{42} , w_{43} , itd.)

Kao što se očekivalo, pravilo za mijenjanje težinskih koeficijenata u skrivenom sloju ima sličnu strukturu kao i pravilo za mijenjanje težinskih koeficijenata u izlazno sloju neuronske mreže, ali je ekvivalentna pogreška kompliciranija. Kada se koristi algoritam s povratnim prostiranjem izlazne pogreške, računanje započinje od ekvivalentnih pogreški svakog čvora izlaznog sloja i s njima se povratno propagira duž neuronske mreže do neurona u prvom skrivenom sloju. Ekvivalentne se pogreške tada množe s odgovarajućim težinama i zbrajaju. Rezultirajuća suma se množi s derivacijom aktivacijske funkcije neurona. Konačno, podešenje težinskog koeficijenta se dobije kada se prethodno dobivena vrijednost pomnoži s faktorom učenja α i aktivacijskim ulazom neurona čiji se težinski koeficijent izračunava, te se dobiveni umnožak doda prethodnoj vrijednosti težinskog koeficijenta ($w(k)$).

4.5.2. Usporedba nerekurzivnih algoritama učenja na ispitnim funkcijama

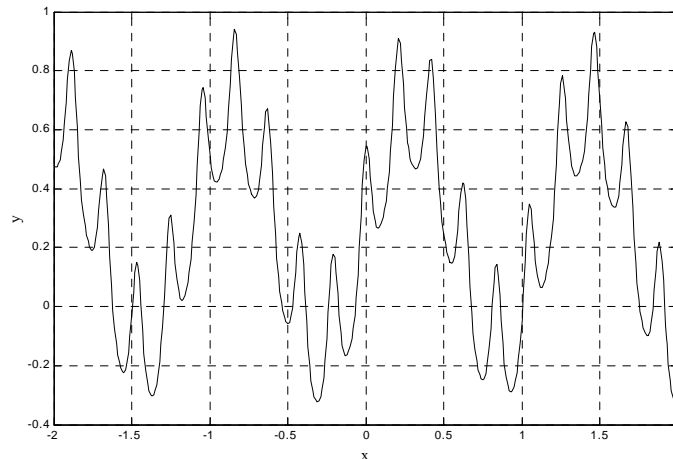
U ovom poglavlju su uspoređene već spomenute metode nerekurzivnog učenja neuronskih mreža na odabranoj funkciji jedne i odabranoj funkciji dvije varijable. Svi analizirani algoritmi su implementirani kao m -funkcije u programskom paketu MATLAB [69]. Korištene su naredbe koje sadrži Neural Network Toolbox. Usporedba je provedena na funkciji jedne varijable koja glasi:

$$f(x) = 0,2 \cdot e^{\cos(30x)} + 0,4 \sin(5x + 5\text{tg}(0,1x)), \quad x \in [-2, 2], \quad (4.96)$$

i na funkciji dvije varijable koja glasi:

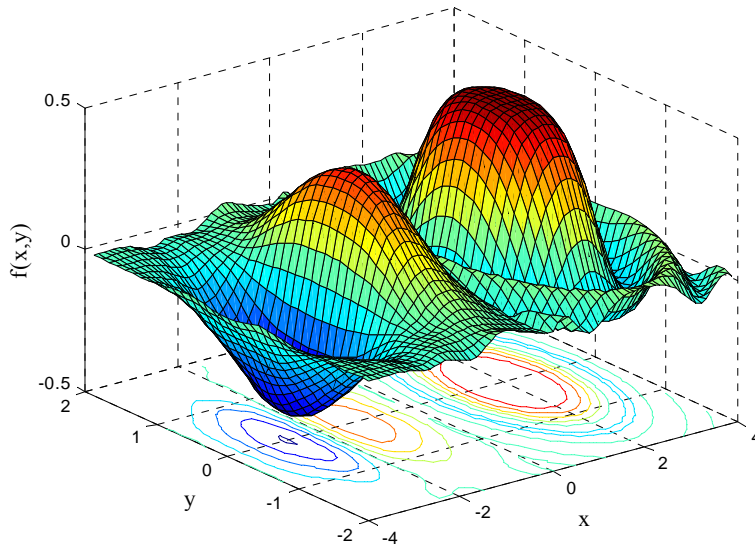
$$f(x, y) = \begin{cases} xe^{-(x^2+y^2)}, & [x, y] \in [-2, 2] \times [-4, 0] \\ \frac{0,25 \sin(-2(x^2 + y^2))}{-(x^2 + y^2)}, & [x, y] \in [-2, 2] \times [0, 4] \end{cases} \quad (4.97)$$

Na slici 4.18. je prikazana funkcija definirana jednačbom (4.96).



Slika 4.18. Grafički prikaz funkcije definirane jednačbom (4.96)

Na slici 4.19. je prikazana funkcija definirana jednačbom (4.97).

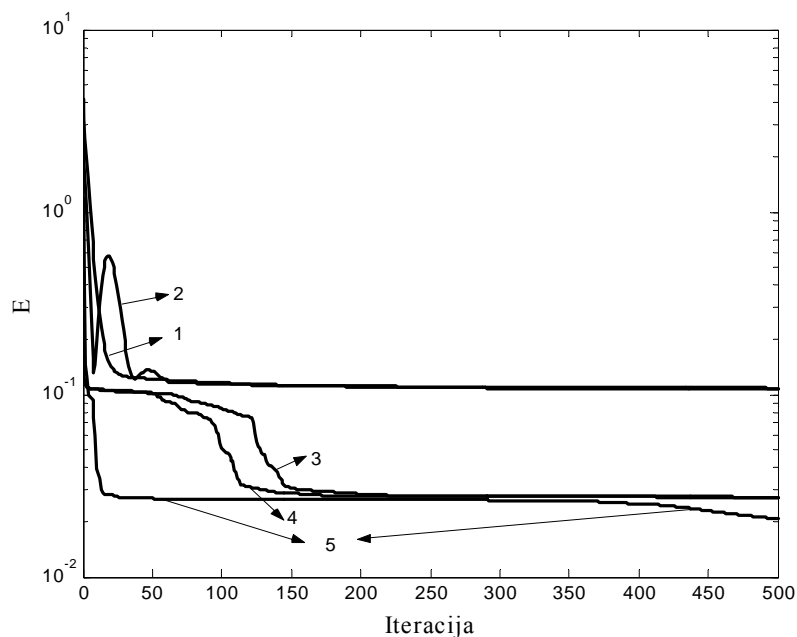


Slika 4.19. Grafički prikaz funkcije definirane jednačbom (4.97)

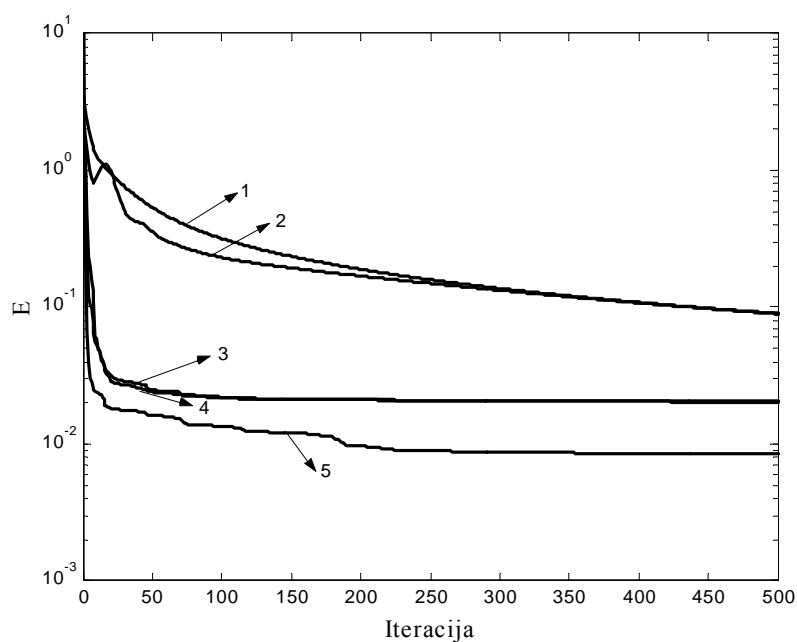
Usporedba algoritama najbržeg spusta (sa i bez momentnog člana), konjugiranih postupaka (Flecher-Reeves i Polak Ribeere) i Levenberg-Marquardt-ovog algoritma je provedena po iznosu kriterijske funkcije tijekom 500 iteracija učenja i po vremenu trajanja procesa učenja. Algoritam najbržeg spusta bez momentnog člana ima brzinu učenja konstantnu $\alpha(k)=0,01$. Algoritam najbržeg spusta sa momentnim članom ima brzinu učenja konstantnu $\alpha(k)=0,01$ i momentni član $\gamma(k)=0,9$.

Za modeliranje funkcije jedne varijable definirane jednačbom (4.96) primijenjena je dvoslojna MLP neuronska mreža sa 20 neurona u skrivenom sloju, sa tansig aktivacijskom funkcijom u skrivenom sloju i purelin aktivacijskom funkcijom u izlaznom sloju. Kao kriterijska funkcija odabrana je srednja kvadratna pogreška (eng. mean squared error).

Datoteka za učenje neuronske mreže za modeliranje funkcije jedne varijable je dimenzije 1×400 , a za modeliranje funkcije dvije varijable je 2×576 . Rezultati usporedbe različitih algoritama učenja prikazani su na slici 4.19. (iznos kriterijske funkcije tijekom procesa učenja neuronske mreže) i u tablicama 4.4. i 4.3. (vrijeme trajanja procesa učenja za zadanih 500 iteracija i iznos kriterijske funkcije u 500. iteraciji učenja). Početni iznosi parametara neuronske mreže na slici 4.20. a) su odabrani kao slučajni brojevi u intervalu od -1 do 1 , a na slici 4.20. b) prema Nguyen-Widrow-im izrazima.



a)



b)

Slika 4.20. Iznos kriterijske funkcije tijekom učenja neuronske mreže za početne vrijednosti parametara birane kao slučajni brojevi u intervalu između -1 i 1 (a) i prema Nquyen-Widrow-im izrazima (b) za sljedeće algoritme: najbržeg spusta bez momentnog člana (1), najbržeg spusta sa momentnim članom (2), Fletcher-Reeves-ov (3), Polak-Ribiere-ov (4) i Levenberg-Marquardt-ov (5); aproksimirana je funkcija definirana jednadžbom (4.96)

Rezultati dobiveni na slici 4.20. predstavljaju srednju vrijednost dobivenu tijekom deset ponovljenih procesa učenja neuronske mreže. Na prethodnoj slici je vidljivo da je iznos kriterijske funkcije E manji u 500. iteraciji učenja neuronske mreže za svaki od algoritama učenja (1-5). U tablici 4.4. se nalazi iznos srednje kvadratne pogreške i vrijeme trajanja procesa učenja neuronske mreže za pet spomenutih algoritama učenja, za definiranih 500

iteracija učenja, sa početnim iznosima parametara neuronske mreže biranim kao slučajni brojevi u intervalu između -1 i 1 .

Algoritam učenja	Vrijeme učenja [s]	Iznos kriterijske funkcije E
Algoritam najbržeg spusta	10,54	0,1062
Algoritam najbržeg spusta s momentnim članom	10,44	0,1084
Flecher-Reeves-ov algoritam	24,38	0,0274
Polak-Ribiere-ov algoritam	24,22	0,0274
Levenberg-Marquardt-ov algoritam	27,63	0,02071

Tablica 4.2. Vrijeme trajanja procesa učenja neuronske mreže i iznos kriterijske funkcije u 500. iteraciji učenja za različite algoritme učenja, pri čemu su početni iznosi parametara neuronske mreže birani kao slučajni brojevi u intervalu od -1 do 1

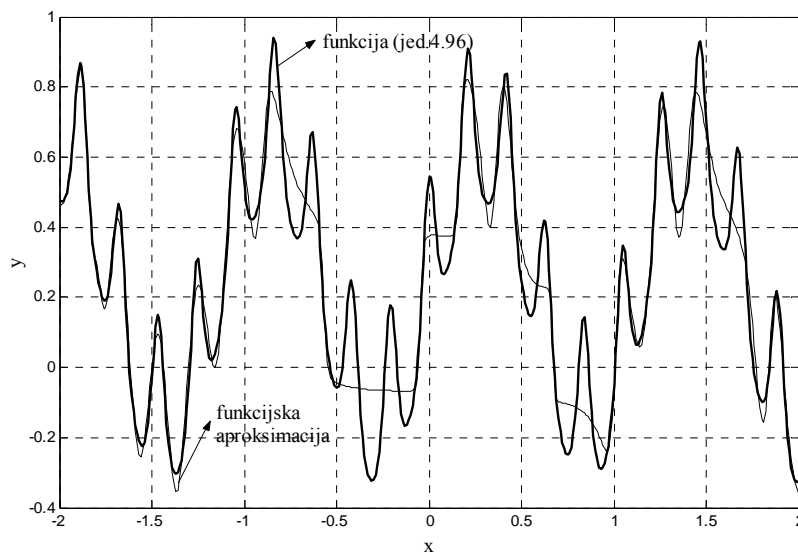
Ukoliko se početni iznosi parametara neuronske mreže određuju prema Nguyen-Widrow-im izrazima tada su rezultati usporedbe prikazani u tablici 4.3.

Algoritam učenja	Vrijeme učenja [s]	Iznos kriterijske funkcije E
Algoritam najbržeg spusta	10,33	0,0900
Algoritam najbržeg spusta s momentnim članom	10,54	0,08945
Flecher-Reeves-ov algoritam	24,39	0,02062
Polak-Ribiere-ov algoritam	23,23	0,02023
Levenberg-Marquardt-ov algoritam	25,71	0,008462

Tablica 4.3. Vrijeme trajanja procesa učenja neuronske mreže i iznos kriterijske funkcije u 500. iteraciji učenja za različite algoritme učenja, pri čemu su početni iznosi parametara neuronske mreže određeni prema Nguyen-Widrow-im izrazima

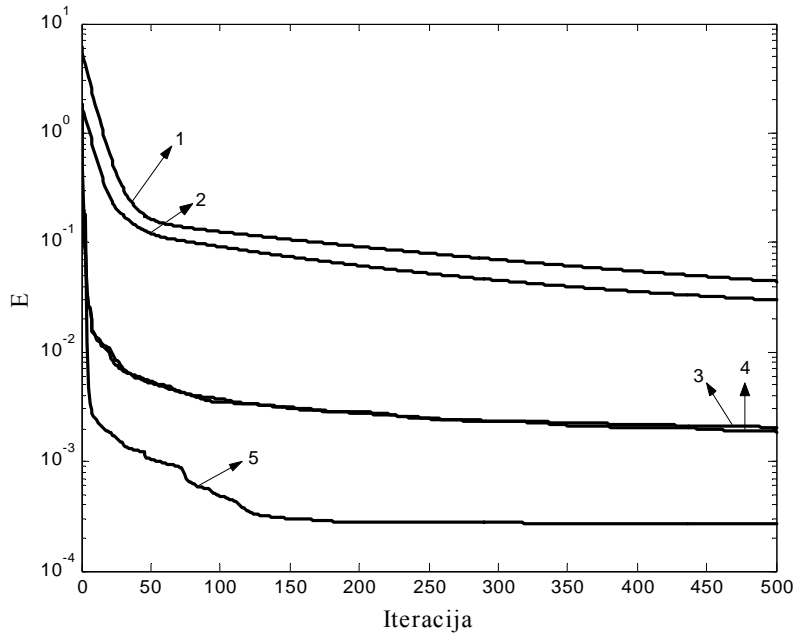
Usporedbom rezultata učenja analizirane neuronske mreže prema različitim algoritmima učenja (1-5) može se zaključiti da Levenberg-Marquardt-ov algoritam najbrže konvergira prema minimumu kriterijske funkcije. Pri tome je vrijeme trajanja procesa učenja neuronske mreže nešto duže nego kod ostalih algoritama učenja (1-4). Usporedbom rezultata učenja neuronske mreže prikazanih u tablicama 4.2. i 4.3. može se zaključiti da je svaki od analiziranih algoritama efikasniji ako se početni iznosi parametara neuronske mreže biraju prema Nguyen-Widrow-im izrazima.

Na slici 4.21. je prikazana funkcija jedna varijable definirana jednadžbom 4.96. i njena aproksimacija dobivena neuronskom mrežom obučenom Levenberg-Marquardt-ovim algoritmom, pri čemu su početni iznosi parametara neuronske mreže određeni prema Nguyen-Widrow-im izrazima.

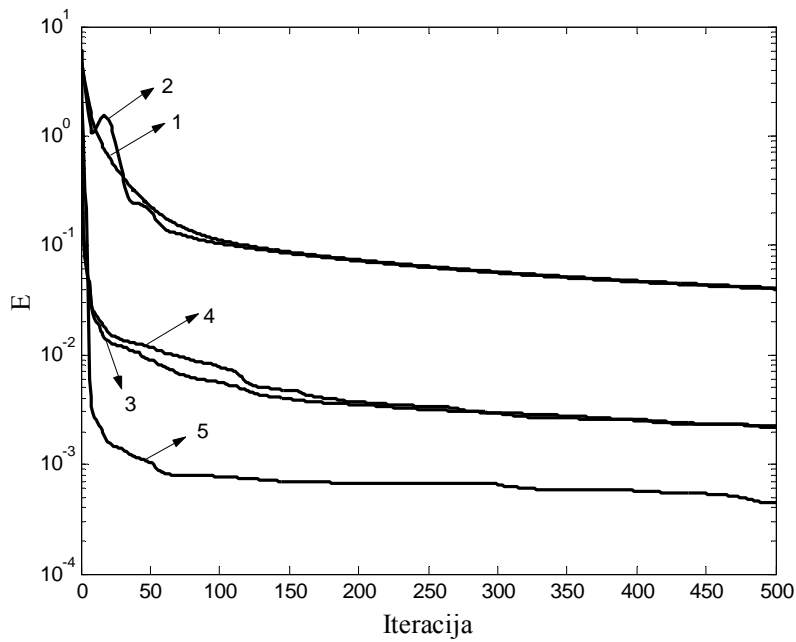


Slika 4.21. Funkcija definirana jednadžbom 4.96. i njena aproksimacija dobivena neuronskom mrežom obučenom Levenberg-Marquardt-ovim algoritmom

Za modeliranje funkcije dvije varijable koja je definirana jednadžbom (4.97) moguće je primijeniti istu statičku neuronsku mrežu koja je primijenjena i za funkciju jedne varijable (jednadžba 4.96). Rezultati usporedbe različitih algoritama učenja prikazani su na slici 4.22. (iznos kriterijske funkcije tijekom procesa učenja neuronske mreže) i u tablicama 4.4. i 4.5. (vrijeme trajanja procesa učenja za zadanih 500 iteracija i iznos kriterijske funkcije u 500. iteraciji učenja). Početni iznosi parametara neuronske mreže na slici 4.21. a) su odabrani kao slučajni brojevi u intervalu od -1 do 1 , a na slici 4.22. b) prema Nguyen-Widrow-im izrazima.



a)



b)

Slika 4.22. Iznos kriterijske funkcije tijekom učenja neuronske mreže za početne vrijednosti parametara birane kao slučajni brojevi u intervalu između -1 i 1 (a) i prema Nguyen-Widrow-im izrazima (b) za sljedeće algoritme: najbržeg spusta bez momentnog člana (1), najbržeg spusta sa momentnim članom (2), Fletcher-Reeves-ov (3), Polak-Ribiere-ov (4) i Levenberg-Marquardt-ov (5); aproksimirana je funkcija definirana jednadžbom (4.97)

Algoritam učenja	Vrijeme učenja [s]	Iznos kriterijske funkcije E
Algoritam najbržeg spusta	18,62	0,04423
Algoritam najbržeg spusta s momentnim članom	15,27	0,02982
Flecher-Reeves-ov algoritam	34,44	0,002047
Polak-Ribiere-ov algoritam	15,41	0,001868
Levenberg-Marquardt-ov algoritam	90,73	0,0002678

Tablica 4.4. Vrijeme trajanja procesa učenja neuronske mreže i iznos kriterijske funkcije u 500. iteraciji učenja za različite algoritme učenja, pri čemu su početni iznosi parametara neuronske mreže birani kao slučajni brojevi u intervalu od -1 do 1

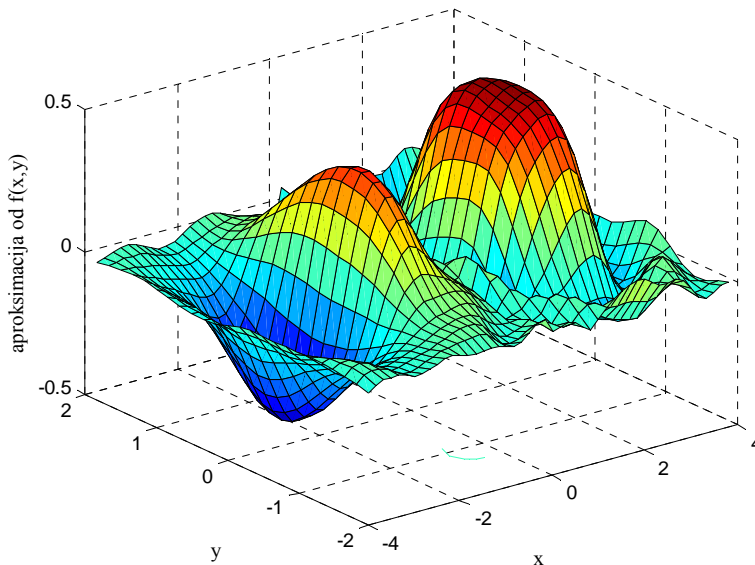
Ukoliko se početni iznosi parametara neuronske mreže određuju prema Nguyen-Widrow-im izrazima tada su rezultati usporedbe prikazani u tablici 4.5.

Algoritam učenja	Vrijeme učenja [s]	Iznos kriterijske funkcije E
Algoritam najbržeg spusta	15,41	0,04082
Algoritam najbržeg spusta s momentnim članom	15,38	0,03995
Flecher-Reeves-ov algoritam	34,44	0,002246
Polak-Ribiere-ov algoritam	15,51	0,002150
Levenberg-Marquardt-ov algoritam	118,15	0,0003825

Tablica 4.5. Vrijeme trajanja procesa učenja neuronske mreže i iznos kriterijske funkcije u 500. iteraciji učenja za različite algoritme učenja, pri čemu su početni iznosi parametara neuronske mreže određeni prema Nguyen-Widrow-im izrazima

Usporedbom rezultata koji se nalaze u tablicama 4.4. i 4.5. može se zaključiti da metoda izbora početnih iznosa parametara neuronske mreže ne utječe bitno niti na vrijeme trajanja procesa učenja, niti na iznos kriterijske funkcije.

Na slici 4.23. je prikazana aproksimacija funkcije definirane jednadžbom (4.97) koja je dobivena neuronskom mrežom obučenom Levenberg-Marquardt-ovim algoritmom, pri čemu su početni iznosi parametara neuronske mreže određeni prema Nguyen-Widrow-im izrazima.



Slika 4.23. Aproksimacija funkcije definirane jednačom (4.97) dobivena neuronskom mrežom obučenom Levenberg-Marquardt-ovim algoritmom

Usporedbom originalne funkcije prikazane slikom 4.19. i njene aproksimacije neuronskom mrežom prikazane na slici 4.23. primjećuje se zadovoljavajuće slaganje. Odstupanja su definirana iznosom srednje kvadratne pogreške kao kriterijske funkcija koja iznosi manje od $5 \cdot 10^{-4}$. Može se reći da u ovom slučaju predložena neuronska mreža dovoljno dobro aproksimira analiziranu funkciju dvije varijable.

4.5. Procjenjivanje brzine vrtnje asinkronog motora u sustavu zasnovanom na MRAS modelu primjenom dvoslojne statičke neuronske mreže

U trećem poglavlju je napomenuto da sustavi vektorskog upravljanja zasnovani na MRAS teoriji sadrže referentni i adaptivni model za procjenjivanje magnetskog toka rotora. Upotrebom nelinearnog adaptivnog modela zasnovanog na neuronskoj mreži umjesto adaptivnog modela zasnovanog na matematičkom modelu asinkronog motora, poboljšava se točnost procjene brzine vrtnje, a sustav postaje robusniji. Također je moguće funkcioniranje sustava bez upotrebe PI estimatora u funkciji procjene brzine vrtnje (jednačba (3.3)), tako što se njegova funkcija ugradi u mehanizam podešavanja težinskih koeficijenata u neuronskoj mreži. Na taj način se izbjegava da kvaliteta procjene brzine vrtnje ovisi o konstantama PI estimatora.

Osim neuronskih mreža, moguće je koristiti i tzv. fazi-neuronske mreže (eng. Fuzzy Neural Networks) [10]. Na taj način se, uzimajući u obzir da i adaptacijski signali mogu biti različiti, može postići visoka točnost regulacijskog sustava i robusnost s obzirom na promjene parametara motora, čak i pri vrlo niskim frekvencijama napona napajanja. Fazi-neuronske mreže se neće razmatrati u ovom radu.

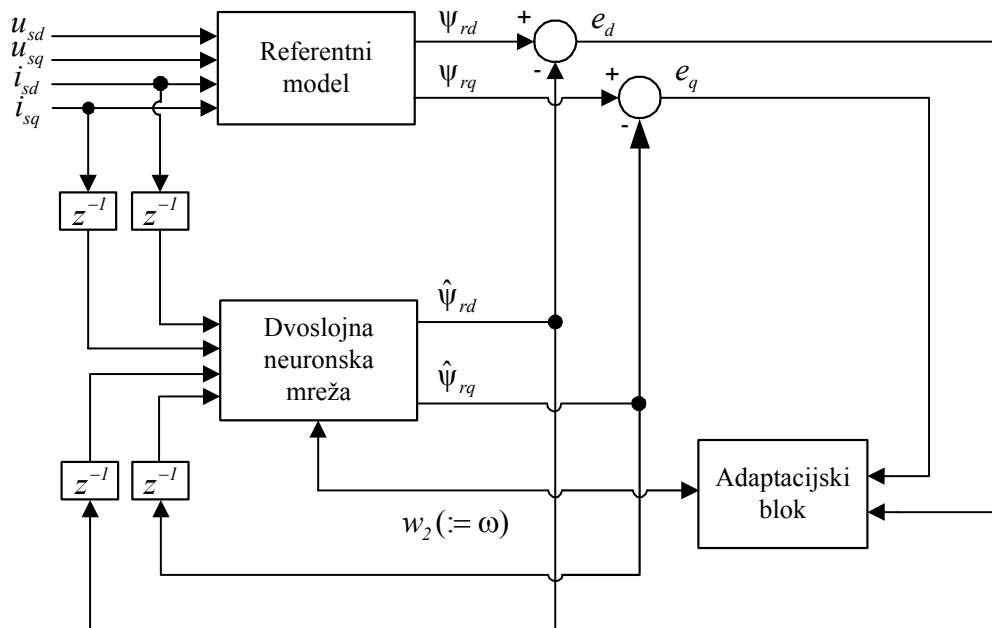
Pretpostavlja se da će, u budućnosti, neuronske mreže imati značajnu ulogu u primjenama kod svih vrsta električnih strojeva. Primjenom neuronskih mreža moguće je procjenjivati praktički bilo koju varijablu stanja motora, elektromagnetski moment ili električnu snagu. Estimatori zasnovani na neuronskim mrežama se relativno brzo konstruiraju, a robusni su na promjene parametara motora i na šum.

U nastavku ovog razmatranja će biti detaljnije opisan postupak procjenjivanja brzine vrtnje AM-a zasnovan na MRAS teoriji u kojem statička neuronska mreža ima ulogu adaptivnog modela. Analizirano je i procjenjivanje ulančenog magnetskog toka i brzine vrtnje rotora, te usporedba proračuna zasnovanih na neuronskim mrežama sa konvencionalnim proračunima.

Procjena brzine vrtnje AM-a zasnovana na MRAS teoriji sa neuronskom mrežom

Procjena brzine vrtnje AM-a zasnovana na MRAS teoriji sa neuronskom mrežom je modifikacija konvencionalnog MRAS sustava prikaznog na slici 3.1, s tim da je adaptivni model zamijenjen dvoslojnom neuronskom mrežom [10]. To je jedna od jednostavnijih struktura neuronske mreže, sa ulaznim i izlaznim slojem, bez skrivenih slojeva. U tekstu koji slijedi bit će pokazano da takva neuronska mreža sadrži konstantne težinske koeficijenta kao i težinski koeficijent koji se podešava a proporcionalan je brzini vrtnje rotora ω . Težinski koeficijent w_2 se podešava koristeći se razlikom između izlaza referentnog i adaptivnog modela, jer razlika između stvarne i procijenjene brzine vrtnje rotora rezultira pogreškom među tim izlazima.

Na slici 4.24. je prikazana procjena brzine vrtnje u MRAS sustavu sa neuronskom mrežom, pri čemu je adaptacijski signal vektor ulančenog magnetskog toka rotora $\bar{\psi}_r$. Na ulazu referentnog modela su naponi i struje statora asinkronog motora prikazani u d,q koordinatnom sustavu.



Slika 4.24. Procjena brzine vrtnje AM-a primjenom MRAS postupka; adaptivni model je realiziran neuronskom mrežom

U sustavu prikazanom na slici 4.24., a zasnovanom na neuronskoj mreži referentni model naponski model je naponski model (jednadžbe (3.4) i (3.5)). Izlazne veličine iz ovog modela su komponente vektora magnetskog toka rotora ψ_{rd} i ψ_{rq} . Iz jednadžbe (3.8) može se vektor ulančenog magnetskog toka napisati u obliku pogodnom za numeričko rješavanje na računalu:

$$\hat{\Psi}_r = \int_0^t \frac{I}{T_r} \left[L_m \bar{i}_s - \hat{\Psi}_r - j(\omega_s - \omega) T_r \hat{\Psi}_r \right] dt + \hat{\Psi}_r(0). \quad (4.98)$$

Jednadžba (4.98) napisana u skalarnom obliku, uz nulte početne uvjete, glasi:

$$\hat{\Psi}_{rd} = \frac{I}{T_r} \int_0^t \left[L_m i_{sd} - \hat{\Psi}_{rd} + (\omega_s - \omega) T_r \hat{\Psi}_{rq} \right] dt, \quad (4.99)$$

$$\hat{\Psi}_{rq} = \frac{I}{T_r} \int_0^t \left[L_m i_{sq} - \hat{\Psi}_{rq} - (\omega_s - \omega) T_r \hat{\Psi}_{rd} \right] dt. \quad (4.100)$$

U jednadžbama (4.99) i (4.100) je ulazna veličina, između ostalih, i brzina vrtnje rotora ω . Jednadžbe (4.99) i (4.100) se mogu zamijeniti modelom dvoslojne neuronske mreže, koja sadrži jedan promjenljivi težinski koeficijent koji je proporcionalan brzini vrtnje rotora. To je pokazano u tekstu koji slijedi. Uz zadane napone i struje statora, te parametre asinkronog motora, brzina vrtnje rotora procijenjena neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$ mora biti jednaka stvarnoj brzini ω ako su jednake izlazne vrijednosti referentnog i adaptivnog modela. U tom su slučaju pogreške (slika 4.24.) $\varepsilon_d = \psi_{rd} - \hat{\Psi}_{rd}$ i $\varepsilon_q = \psi_{rq} - \hat{\Psi}_{rq}$ jednake nuli. Ako se procijenjena brzina vrtnje rotora razlikuje od stvarne brzine, pogreška se koristi za mijenjanje odgovarajućih težinskih koeficijenata neuronske mreže, tj. za podešavanje procijenjene brzine vrtnje rotora. Uobičajeno se zahtjeva da razlika između stvarne brzine vrtnje ω i procijenjene brzine vrtnje $\hat{\omega}_N$ što brže konvergira prema nuli.

Da bi se sustav jednadžbi (4.99) i (4.100) mogao zamijeniti neuronskom mrežom, koriste se diskretizirane vrijednosti varijabli stanja u tim jednadžbama. Na taj se način promjena vrijednosti ulančenog toka rotora po vremenu može izraziti na sljedeći način:

$$\frac{d\hat{\Psi}_{rd}}{dt} = \frac{I}{T_s} \left[\hat{\Psi}_{rd}(k) - \hat{\Psi}_{rd}(k-1) \right], \quad (4.101)$$

pri čemu je T_s vrijeme uzorkovanja.

Diskretizirani oblici jednadžbi (4.99) i (4.100) glase:

$$\frac{I}{T_s} \left[\hat{\Psi}_{rd}(k) - \hat{\Psi}_{rd}(k-1) \right] = -\frac{I}{T_r} \hat{\Psi}_{rd}(k-1) + (\omega_s - \omega) \hat{\Psi}_{rq}(k-1) + \frac{L_m}{T_r} i_{sd}(k-1), \quad (4.102)$$

$$\frac{I}{T_s} \left[\hat{\Psi}_{rq}(k) - \hat{\Psi}_{rq}(k-1) \right] = -\frac{I}{T_r} \hat{\Psi}_{rq}(k-1) + (\omega_s - \omega) \hat{\Psi}_{rd}(k-1) + \frac{L_m}{T_r} i_{sq}(k-1). \quad (4.103)$$

Iz jednadžbi (4.102) i (4.103) se može pisati:

$$\hat{\Psi}_{rd}(k) = \hat{\Psi}_{rd}(k-1) \left(1 - \frac{T_s}{T_r} \right) + (\omega_s - \omega) T_s \hat{\Psi}_{rq}(k-1) + \frac{T_s}{T_r} L_m i_{sd}(k-1), \quad (4.104)$$

$$\hat{\Psi}_{rq}(k) = \hat{\Psi}_{rq}(k-1) \left(I - \frac{T_s}{T_r} \right) - (\omega_s - \omega) T \hat{\Psi}_{rd}(k-1) + \frac{T_s}{T_r} L_m i_{sq}(k-1). \quad (4.105)$$

Ako se uvede zamjena $T_s/T_r=c$, te pretpostavi da je vremenska konstanta rotora T_r konstantna, mogu se definirati sljedeći težinski koeficijenti:

$$\begin{aligned} w_1 &= I - c, \\ w_2 &= -(\omega_s - \hat{\omega}) c T_r = -(\omega_s - \omega) T_s, \\ w_3 &= c L_m. \end{aligned} \quad (4.106)$$

Vidljivo je da su težinski koeficijenti w_1 i w_3 konstantni, dok je w_2 promjenljivi težinski koeficijent koji je proporcionalan brzini vrtnje rotora. Sada se jednadžbe (4.104) i (4.105) mogu napisati u sljedećem obliku:

$$\hat{\Psi}_{rd}(k) = w_1 \hat{\Psi}_{rd}(k-1) - w_2 \hat{\Psi}_{rq}(k-1) + w_3 i_{sd}(k-1), \quad (4.107)$$

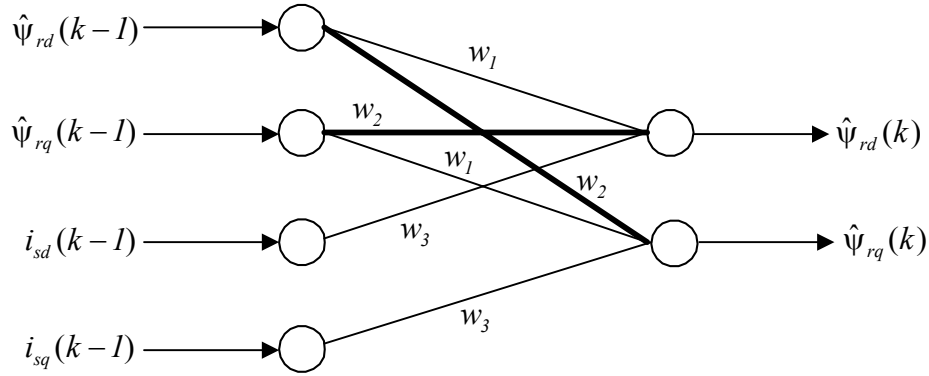
$$\hat{\Psi}_{rq}(k) = w_1 \hat{\Psi}_{rq}(k-1) + w_2 \hat{\Psi}_{rd}(k-1) + w_3 i_{sq}(k-1). \quad (4.108)$$

Preko procijenjenih vrijednosti komponenti vektora ulančenog magnetskog toka rotora se mogu dobiti procijenjene komponente vektora magnetskog toka statora na sljedeći način:

$$\hat{\Psi}_{sd}(k) = \sigma L_s i_{sd}(k) + \frac{L_m}{L_r} \hat{\Psi}_{rd}(k), \quad (4.109)$$

$$\hat{\Psi}_{sq}(k) = \sigma L_s i_{sq}(k) + \frac{L_m}{L_r} \hat{\Psi}_{rq}(k). \quad (4.110)$$

Jednostavan prikaz jednadžbi (4.107) i (4.108) je dat na slici 4.25., modelom jednostavne dvoslojne neuronske mreže. Struktura ove neuronske mreže je takva da postoje dva sloja; prvi sloj ima četiri ulaza, a drugi ima dva izlaza. Ulazni signali su iznosi komponenti vektora procijenjenog ulančenog magnetskog toka rotora i iznosi komponenti izmjerene ili izračunate struje statora u prethodnom trenutku proračuna. Izlazni signali su trenutne vrijednosti komponenti procijenjenog vektora ulančenog toka rotora; $\hat{\Psi}_{rd}(k), \hat{\Psi}_{rq}(k)$. Veze između čvorova su prikazane linijama sa odgovarajućim težinskim koeficijentima.



Slika 4.25. Prikaz procijenjenih komponenta vektora ulančenog magnetskog tok rotora dvoslojnom neuronskom mrežom

Veze među čvorovima koje sadrže težinski koeficijent w_2 su prikazane podebljanom linijom na slici 4.25. Promjenljivi težinski koeficijent se podešava tako da se kriterijska funkcija $E = 0,5\epsilon^2(k)$ minimizira, pri čemu su:

$$\begin{aligned} \epsilon(k) &= \psi_r(k) - \hat{\psi}_r(k) && \text{- vektor pogreški,} \\ \bar{\psi}_r(k) &= [\psi_{rd}(k), \psi_{rq}(k)]^T && \text{- vektor magnetskog toka rotora dobiven jednađbama (3.4) i} \\ &&& \text{(3.5),} \\ \hat{\psi}_r(k) &= [\hat{\psi}_{rd}(k), \hat{\psi}_{rq}(k)]^T && \text{- procijenjeni vektor magnetskog toka rotora dobiven} \\ &&& \text{jednađbama (4.107) i (4.108)} \end{aligned}$$

Ukoliko se opisana neuronska mreža obučava rekursivnim postupkom, a iznos kriterijske funkcije E minimizira postupkom najbržeg spusta, tada je, prema jednađbi (4.41) promjena matrice parametara neuronske mreže Θ proporcionalna gradijentu kriterijske funkcije. To znači da je:

$$\Delta\Theta(k) = \Delta w_2(k) = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_2} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial \hat{\psi}_r(k)} \frac{\partial \hat{\psi}_r(k)}{\partial w_2}, \quad (4.111)$$

pri čemu je α koeficijent učenja neuronske mreže; $\Delta\Theta(k)$ je jednako $\Delta w_2(k)$ jer je težinski koeficijent w_2 jedini promjenljivi težinski koeficijent analizirane dvoslojne neuronske mreže.

U primjenama se uzima što veći koeficijent učenja α , s obzirom da on rezultira bržim procesom učenja, ali ako je prevelik dovodi do većih oscilacija na izlazu neuronske mreže. Prvi član na desnoj strani jednađbe (4.111) se može raspisati na sljedeći način:

$$\frac{\partial E}{\partial \hat{\psi}_r(k)} = \frac{1}{2} \frac{\partial [\epsilon^2(k)]}{\partial \hat{\psi}_r(k)} = \frac{1}{2} \frac{\partial \left\{ [\bar{\psi}_r(k) - \hat{\psi}_r(k)]^2 \right\}}{\partial \hat{\psi}_r(k)} = -\epsilon^T(k). \quad (4.112)$$

Iz jednađbi (4.107) i (4.108) slijedi da je:

$$\frac{\partial \hat{\psi}_r(k)}{\partial w_2} = \begin{bmatrix} -\hat{\psi}_{rq}(k-1) \\ +\hat{\psi}_{rd}(k-1) \end{bmatrix}. \quad (4.113)$$

Ako se u jednadžbu (4.111) uvrste jednadžbe (4.112) i (4.113), uzimajući u obzir da je $\boldsymbol{\varepsilon}(k)=[\varepsilon_d(k), \varepsilon_q(k)]^T$, dobiva se:

$$\Delta w_2(k) = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_2} = \alpha \boldsymbol{\varepsilon}^T(k) \begin{bmatrix} -\hat{\psi}_{rq}(k-1) \\ +\hat{\psi}_{rd}(k-1) \end{bmatrix} = \alpha [-\varepsilon_d(k)\hat{\psi}_{rq}(k-1) + \varepsilon_q(k)\hat{\psi}_{rd}(k-1)], \quad (4.114)$$

pri čemu su: $\varepsilon_d(k) = \psi_{rd}(k) - \hat{\psi}_{rd}(k)$ i $\varepsilon_q(k) = \psi_{rq}(k) - \hat{\psi}_{rq}(k)$.

Ako se navedeni izrazi za pogreške ε_d i ε_q uvrste u jednadžbu (4.114) dobiva se izraz za promjenu težinskog koeficijenta w_2 :

$$\Delta w_2(k) = \alpha \{ -[\psi_{rd}(k) - \hat{\psi}_{rd}(k)]\hat{\psi}_{rq}(k-1) + [\psi_{rq}(k) - \hat{\psi}_{rq}(k)]\hat{\psi}_{rd}(k-1) \}. \quad (4.115)$$

Dakle, može se pisati da je iznos težinskog koeficijenta w_2 u k -tom koraku proračuna:

$$\begin{aligned} w_2(k) &= w_2(k-1) + \Delta w_2(k) = \\ &= w_2(k-1) + \alpha \{ -[\psi_{rd}(k) - \hat{\psi}_{rd}(k)]\hat{\psi}_{rq}(k-1) + [\psi_{rq}(k) - \hat{\psi}_{rq}(k)]\hat{\psi}_{rd}(k-1) \}. \end{aligned} \quad (4.116)$$

Već je spomenuto da je za brzo učenje neuronske mreže potrebna veći koeficijent učenja α , ali to može rezultirati oscilacijama na izlazu neuronske mreže. Da bi se uklonila ova opasnost, jednadžbi (4.116) se dodaje tzv. momentni član, koji uzima u obzir prethodnu ($k-1$) –u promjenu težinskog koeficijenta za računanje težinskog koeficijenta u k -tom koraku. Ovaj član ujedno omogućava bržu konvergenciju algoritma. Jednadžba koja daje točnije podešenje težinskog koeficijenta w_2 je sljedeća:

$$\begin{aligned} w_2(k) &= w_2(k-1) + \gamma_m \Delta w_2(k-1) + \Delta w_2(k) = w_2(k-1) + \gamma_m \Delta w_2(k-1) + \\ &+ \alpha \{ -[\psi_{rd}(k) - \hat{\psi}_{rd}(k)]\hat{\psi}_{rq}(k-1) + [\psi_{rq}(k) - \hat{\psi}_{rq}(k)]\hat{\psi}_{rd}(k-1) \}, \end{aligned} \quad (4.117)$$

pri čemu je γ_m pozitivna konstanta koji se naziva momentni član. Obično se veličina γ_m nalazi u opsegu između 0,1 i 0,8 [10].

Iz jednadžbe (4.106) slijedi da se brzina vrtnje rotora može računati kao:

$$\omega(k) = \omega_s + \frac{1}{T} w_2(k), \quad (4.118)$$

pri čemu se smatra da je ω_s konstanta ulazna veličina neuronske mreže, a $\omega(k)$ izlazna veličina, pa se zato može označavati kao $\hat{\omega}_N(k)$. Dakle, podesivi težinski koeficijent w_2 neuronske mreže prikazane slikom 4.25. je proporcionalan brzini vrtnje procijenjenom neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N(k)$, a faktor proporcionalnosti je frekvencija uzorkovanja.

Uvrštavanjem jednadžbe (4.117) u jednadžbu (4.118) dobiva se konačan izraz za procjenjivanje brzine vrtnje u slučaju kada je adaptivni model predložena neuronska mreža:

$$\hat{\omega}_N(k) = \omega_s + \frac{I}{T} w_2(k-1) + \frac{\gamma_m}{T} \Delta w_2(k-1) + \frac{\alpha}{T} \left\{ -[\psi_{rd}(k) - \hat{\psi}_{rd}(k)] \hat{\Psi}_{rq}(k-1) + [\psi_{rq}(k) - \hat{\psi}_{rq}(k)] \hat{\Psi}_{rd}(k-1) \right\} \quad (4.119)$$

Struktura neuronske mreže prikazane na slici 4.25. jedna je od najprimitivnijih struktura. Ova činjenica ima i svoje prednosti i mane. Jedna od najbitnijih prednosti je da se proces učenja neuronske mreže odvija istovremeno sa procesom brzine vrtnje. To znači da nije potreban odvojen proces učenja neuronske mreže.

U slučaju kada neuronska mreža sadrži jedan ili više skrivenih slojeva neophodno je primijeniti odvojen postupak učenja neuronske mreže. S druge strane, višeslojne statičke neuronske mreže sa skrivenim slojevima daju mnogo bolje rezultate procjene brzine vrtnje, posebno na nižim frekvencijama napona napajanja.

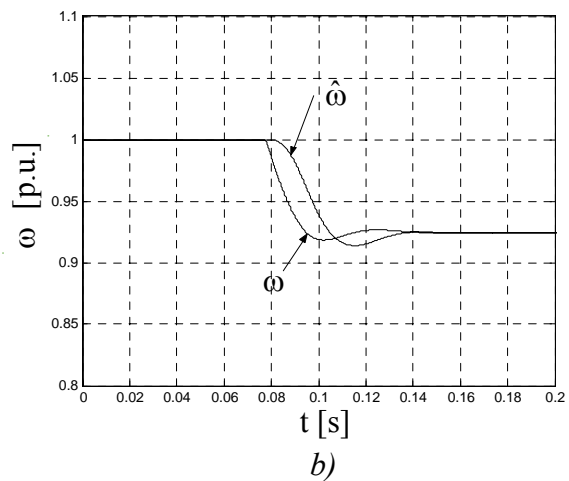
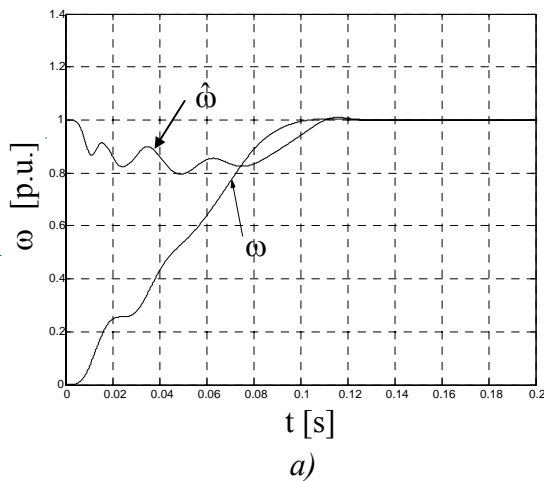
Potrebno je svakako napomenuti da se opisani postupak procjene brzine vrtnje rotora može primijeniti i kod nereguliranog elektromotornog pogona jednako kao i kod vektorski reguliranog AM-a.

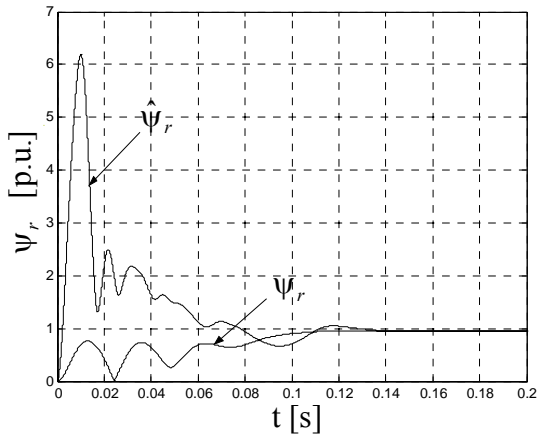
Važno je napomenuti da je u postupku procjene brzine vrtnje uzeto da je vremenska konstanta rotora T_r konstantna, iako se u praksi njena vrijednost mijenja. Kao posljedica toga, procijenjena brzina vrtnje može biti netočna.

Procjena brzine vrtnje AM-a jednostavnom dvoslojnom neuronskom mrežom u otvorenom regulacijskom krugu primjenom MRAS postupka

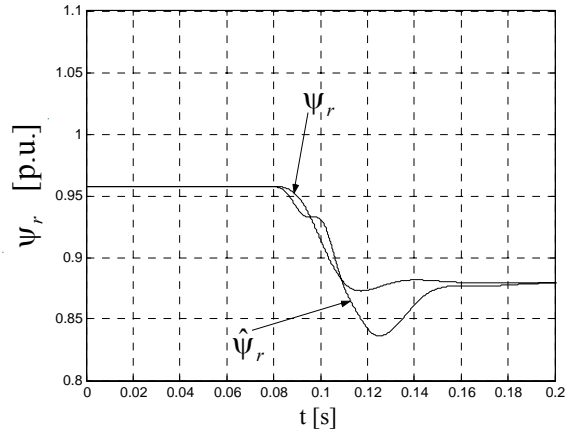
Za usporedbu konvencionalno proračunate brzine vrtnje i brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom odabrana su dva režima rada nereguliranog AM-a: zalet iz stanja mirovanja do brzine vrtnje praznog hoda pri nazivnom naponu napajanja i skokovito opterećenje u praznom hodu nazivnim momentom tereta (slike 4.26-4.29).

Vremenske promjene brzine vrtnje rotora i magnetskog toka rotora za koeficijent učenja $\alpha=10^{-7}$ analizirane su sa momentnim članom $\gamma_m=0$ (slika 4.26.) i $\gamma_m=0,8$ (slika 4.27.).



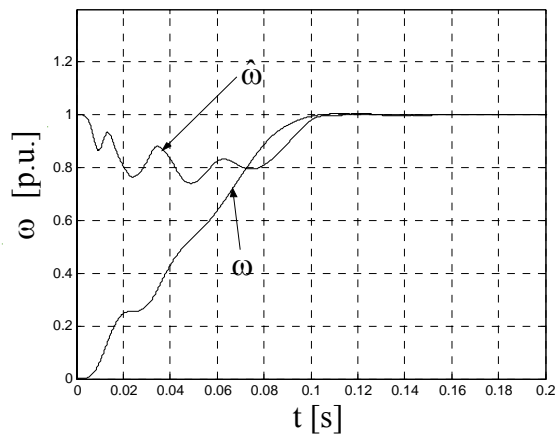


c)

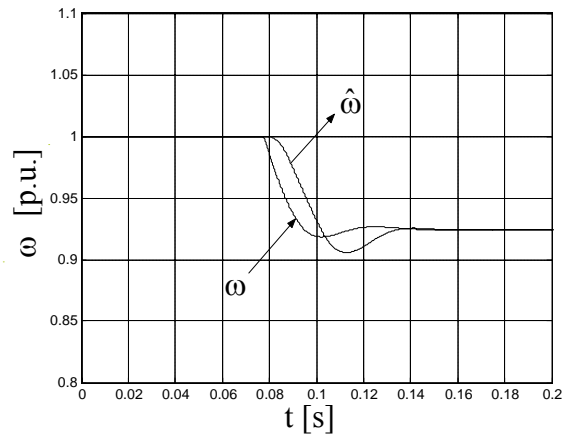


d)

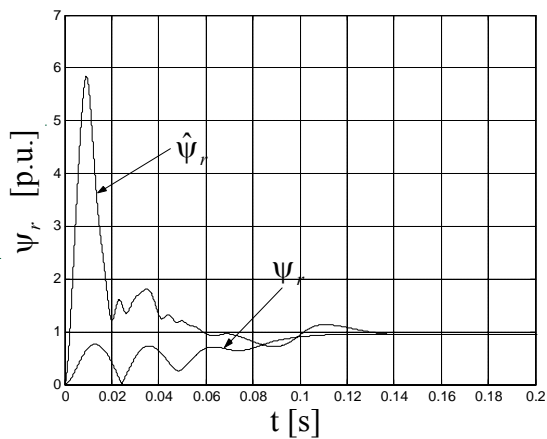
Slika 4.26. Konvencionalno proračunata brzina vrtnje i magnetski tok rotora i isti procijenjeni neuronskom mrežom tijekom zaleta motora sa $m_r=0$ ((a) i (c)) i tijekom nazivnog udarnog opterećenja ((b) i (d)); $f_s=50$ [Hz], $U_s=380$ [V], $\alpha=10^{-7}$, $\gamma_m=0$



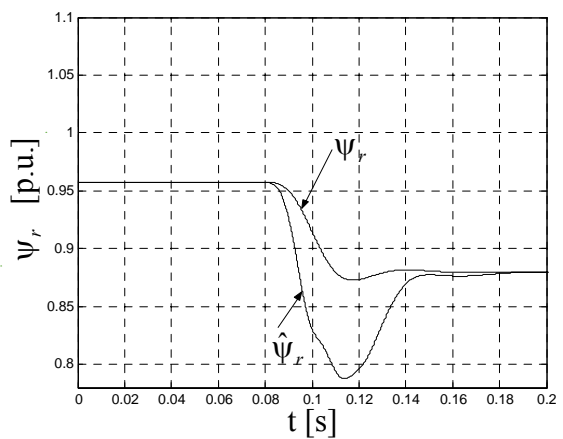
a)



b)



c)

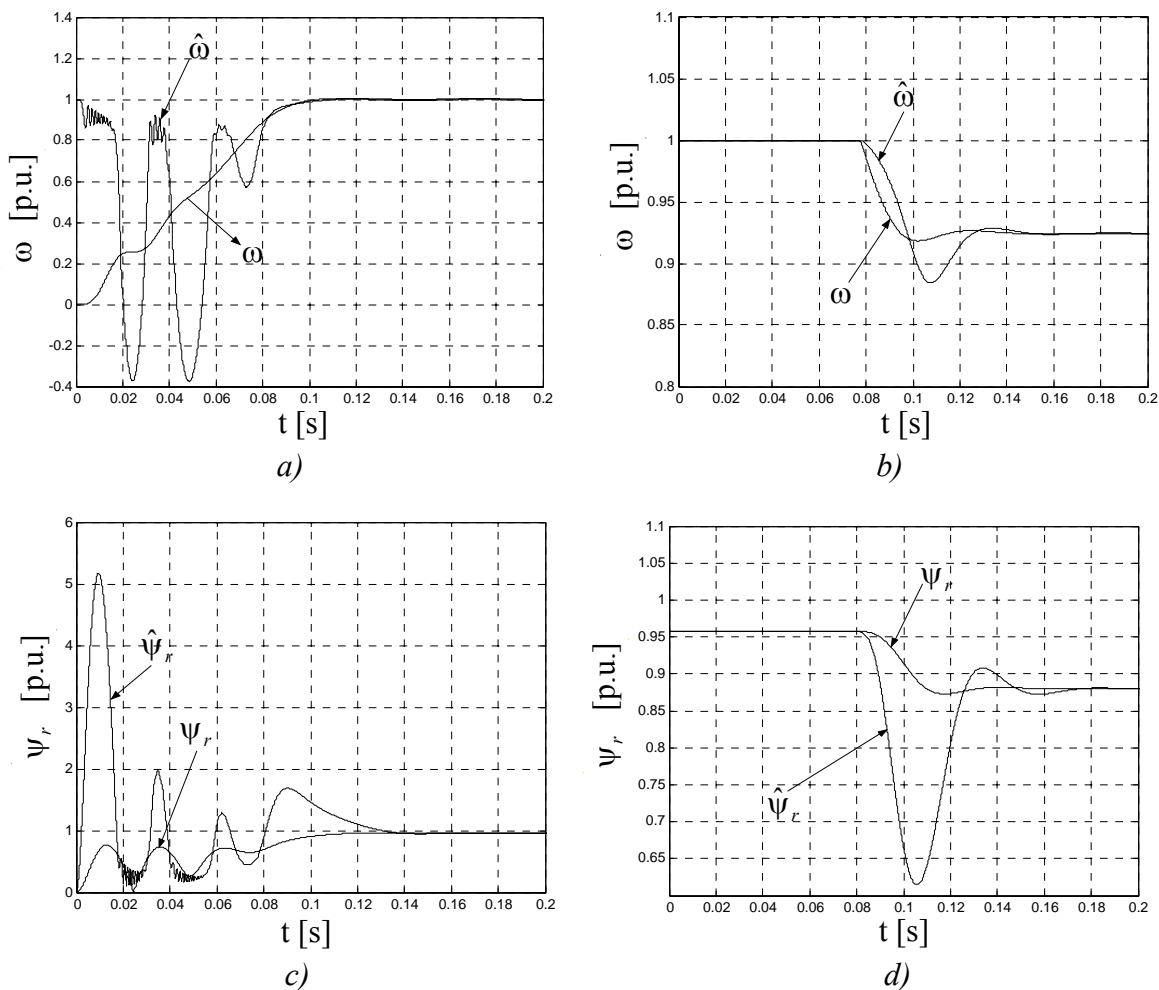


d)

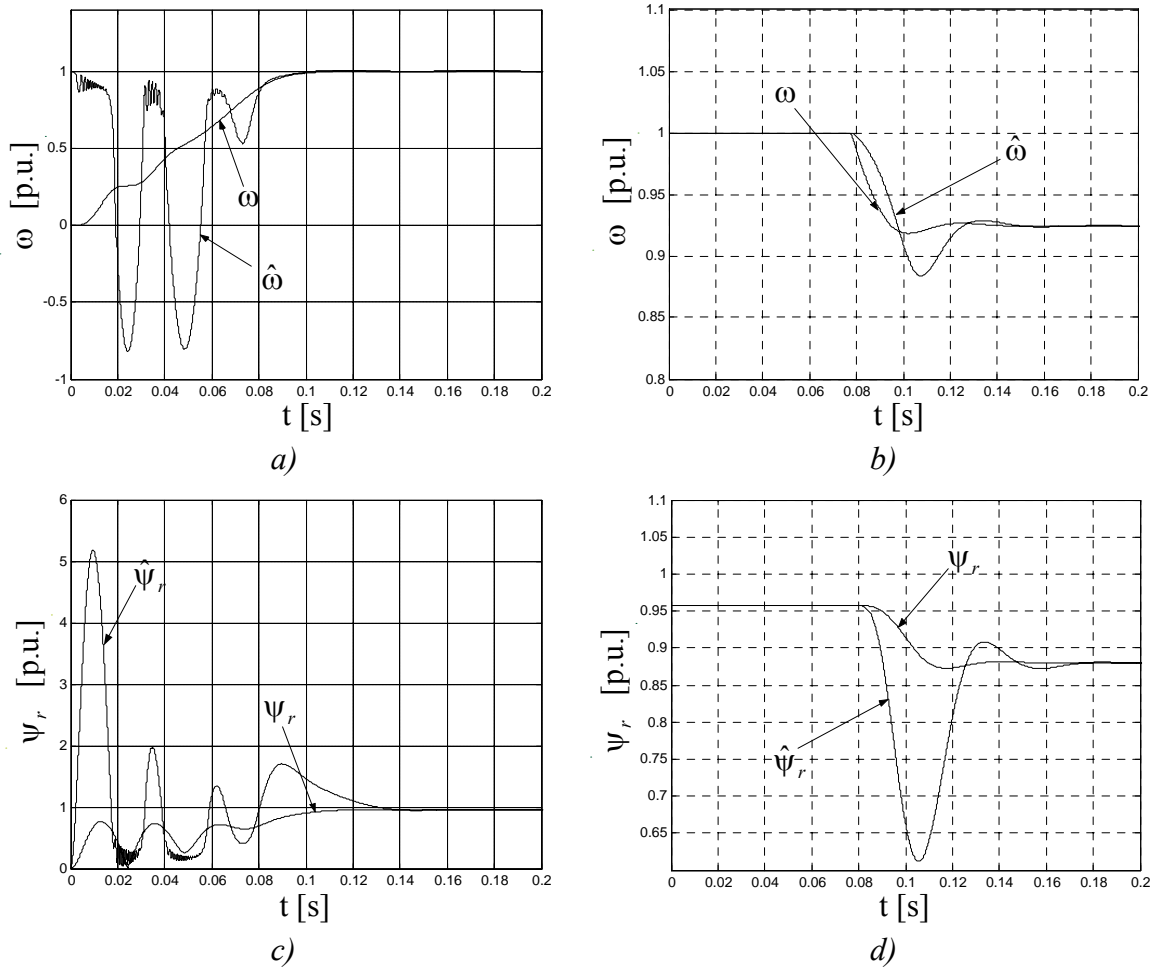
Slika 4.27. Konvencionalno proračunata brzina vrtnje i magnetski tok rotora i isti procijenjeni neuronskom mrežom tijekom zaleta motora sa $m_r=0$ ((a) i (c)) i tijekom nazivnog udarnog opterećenja ((b) i (d)); $f_s=50$ [Hz], $U_s=380$ [V], $\alpha=10^{-7}$, $\gamma_m=0,8$

Usporedbom slika 4.26. i 4.27. vidi se da se u stacionarnom stanju iznos brzine vrtnje proračunate na konvencionalan način poklapa sa iznosom brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom. Isto vrijedi i za magnetski tok rotora koji je s jedne strane proračunat na konvencionalan način upotrebom jednažbi (3.7) i (3.8), a s druge strane procijenjen dvoslojnom neuronskom mrežom (jednažbe (4.107.) i (4.108.)). Također se može primijetiti da, u slučaju kada se koristi momentni član γ_m , brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom se prije počne praktički podudarati sa konvencionalno proračunatom brzinom vrtnje tijekom zaleta AM-a u praznom hodu jednako kao i kod skokovitog opterećenja nazivnim momentom tereta. Isti zaključak vrijedi i za procijenjeni magnetski tok rotora. Dakle, može se zaključiti da je, u ovom slučaju poboljšana brzina učenja neuronske mreže.

U slučaju kada je koeficijent učenja $\alpha=10^{-5}$, vremenske promjene brzine vrtnje rotora i magnetskog toka rotora za koeficijent učenja analizirane su sa momentnim članom $\gamma_m=0$ (slika 4.28.) i $\gamma_m=0,8$ (slika 4.29.).



Slika 4.28. Konvencionalno proračunata brzina vrtnje i magnetski tok rotora i isti procijenjeni neuronskom mrežom tijekom zaleta motora sa $m_t=0$ ((a) i (c)) i tijekom nazivnog udarnog opterećenja ((b) i (d)); $f_s=50$ [Hz], $U_s=380$ [V], $\alpha=10^{-5}$, $\gamma_m=0$



Slika 4.29. Konvencionalno proračunata brzina vrtnje i magnetski tok rotora i isti procijenjeni neuronskom mrežom tijekom zaleta motora sa $m_r=0$ ((a) i (c)) i tijekom nazivnog udarnog opterećenja ((b) i (d)); $f_s=50$ [Hz], $U_s=380$ [V], $\alpha=10^{-5}$, $\gamma_m=0,8$

Usporedbom slika 4.28. i 4.29. može se zaključiti da su vremenske promjene procijenjene brzine vrtnje rotora i magnetskog toka rotora pri koeficijentu učenja $\alpha=10^{-5}$ oscilatornije nego kada je koeficijent učenja $\alpha=10^{-7}$. Također se može zaključiti da se tijekom procesa zaleta neopterećenog AM-a sa koeficijentom učenja $\alpha=10^{-5}$ procijenjena brzina vrtnje prije počne podudarati sa konvencionalno proračunatom brzinom vrtnje nego u slučaju kada je koeficijent učenja $\alpha=10^{-7}$. Također se može primijetiti, usporedbom slika 4.28. i 4.29., da momenti član γ_m nema značajnijeg utjecaja niti na procijenjenu brzinu vrtnje, niti na procijenjeni magnetski tok rotora.

Povećavanjem koeficijenta učenja α do iznosa 10^{-3} brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom i brzina vrtnje konvencionalno proračunata se sve ranije počinju praktički podudarati, s tim da oscilacije procijenjene brzine vrtnje postaju sve veće, $\hat{\omega}$ tijekom prijelazne pojave zaleta ide i do 10 [p.u.]. Osim toga, pojavljuju se i visokofrekventne oscilacije u procijenjenoj brzini vrtnje tijekom prijelazne pojave sa nazivnim udarnim opterećenjem.

Na slikama 4.26.-4.29. su prikazani rezultati proračuna dobiveni za nazivni napon i nazivnu frekvenciju AM-a. Slični se rezultati dobivaju i pri drugim frekvencijama napona napajanja, ukoliko se ne uzima u obzir efekt promjene parametara motora.

Dakle, može se zaključiti da analizirana neuronska mreža (slika 4.25.), iako vrlo primitivne strukture, može poslužiti za procjenjivanje brzine vrtnje nereguliranog AM-a tijekom

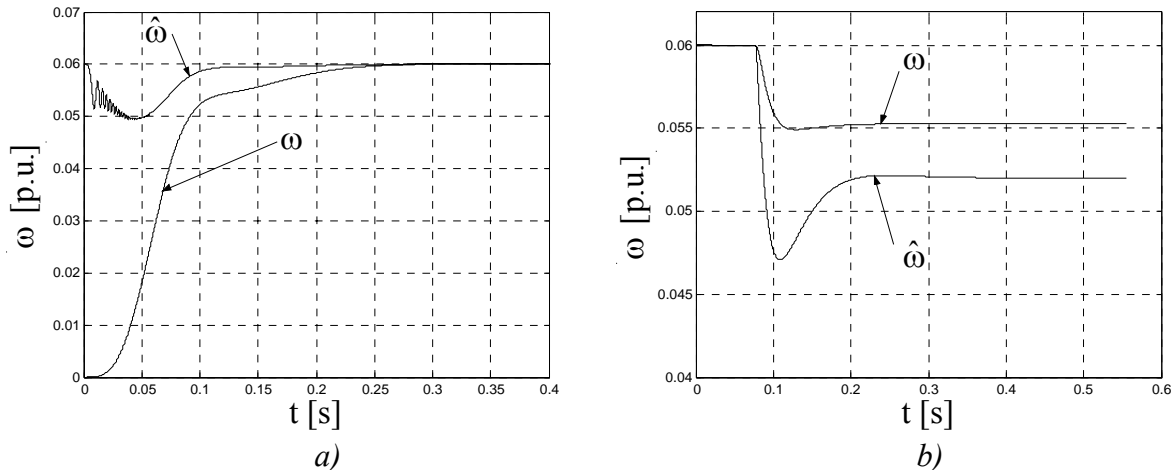
skokovitih opterećenja momentom tereta, ali ne i za procjenjivanje brzine vrtnje tijekom zaleta.

Na temelju analiziranih proračuna može se reći da su dinamički pokazatelji kvalitete procjene brzine vrtnje neuronskom mrežom tijekom zaleta AM-a loši, dok su ovi isti pokazatelji tijekom skokovitog terećenja dobri. Statički pokazatelji kvalitete procjene brzine vrtnje neuronskom mrežom su u oba slučaja dobri.

U simulacijama prikazanim na slikama 4.26.– 4.29. nije se uzimao u obzir efekt promjene parametara motora. Ukoliko se analizira neregulirani zalet i udarno opterećenje AM-a koji je napajan naponom napajanja od $U_s=30,4 [V]$ i pri frekvenciji napona napajanja od $f_s=3 [Hz]$ doći će do značajnog efekta zasićenja glavnog magnetskog kruga. U ovim režimima rada neće doći do zasićenja rasipnih magnetskih putova, jer struja statora poprima iznos manji od nazivne struje statora.

Proračun zasićenja glavnog magnetskog kruga je pokazao da je omjer međuinduktiviteta neopterećenog AM-a i nazivnog nezasićenog međuinduktiviteta u stacionarnom stanju $L_m/L_{mn}=0,544$, za iznos vektora napona napajanja $U_s=31,1 [V]$ i frekvenciji napona napajanja $f_s=3 [Hz]$. Pri istom naponu i frekvenciji statora AM-a, ali sa momentom tereta $m_t=0,15m_m$, u stacionarnom stanju omjer $L_m/L_{mn}=0,574$.

Ako se u analiziranoj dvoslojnoj neuronskoj mreži za računanje težinskih koeficijenata w_1 i w_3 umjesto ovih točnih iznosa međuinduktiviteta uvrsti nazivni nezasićeni iznos međuinduktiviteta $L_m=2,208 [p.u.]$ pravi se pogreška od 84 [%] za neopterećeni AM, odnosno pogreška od 74 [%] za motor opterećen momentom tereta $m_t=0,15m_m$. U ovom slučaju, konvencionalno proračunata brzina vrtnje AM-a i brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom kod koje se težinski koeficijenti w_1 i w_3 računaju sa nazivnim međuinduktivitetom, prikazane su na slici 4.30.



Slika 4.30. Brzina vrtnje AM-a procijenjena dvoslojnom neuronskom mrežom i konvencionalno proračunata brzina vrtnje pri zaletu AM-a u praznom hodu (a) i pri skokovitom opterećenju momentom tereta $m_t=0,15m_m$ (b);

$$U_s=31,1 [V], f_s=3 [Hz], \alpha=10^{-5}, \gamma_m=0,8$$

Na slici 4.30. a) se vidi da se brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom praktički podudara sa konvencionalno proračunatom brzinom vrtnje, dok je relativna pogreška procjene brzine vrtnje neuronskom mrežom u stacionarnom stanju, na slici 4.30. b), iznosa 6,15 [%]. S obzirom na postojeću pogrešku procjene međuinduktiviteta L_m može se s pravom reći da je ovo dobar rezultat procjene brzine vrtnje. Dakle, vrlo jednostavna dvoslojna neuronska mreža pokazuje veliku robusnost s obzirom na pogrešku procjene međuinduktiviteta L_m .

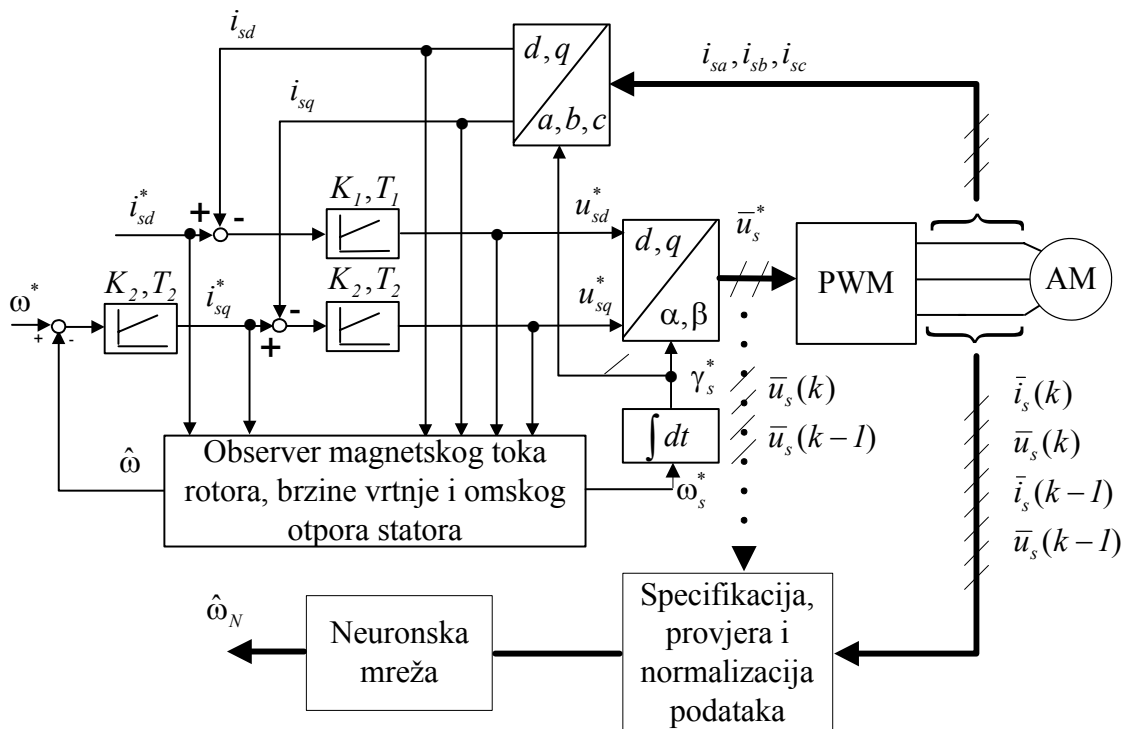
Ponašanje opisane jednostavne neuronske mreže svakako je zanimljivo promatrati u sustavu vektorskog upravljanja AM-om prikazanom na slici 3.15. To je predmet analize 5. poglavlja.

5. PROCJENA BRZINE VRTNJE NEURONSKOM MREŽOM U SUSTAVU VEKTORSKOG UPRAVLJANJA ASINKRONIM MOTOROM

U sustavima vektorskog upravljanja AM-om intenzivno se istražuje procjena brzine vrtnje na temelju mjerenih struja i napona statora. Međutim, većina predloženih sustava vektorskog upravljanja AM - om bez mjernog člana brzine vrtnje se suočava sa problemom promjene parametara motora zbog utjecaja zasićenja u željezu i temperaturnih promjena omskih otpora statora i rotora [8].

U literaturi [82] se nalazi pregled postojećih tehnika procjene parametara AM-a, koje se temelje na izravnoj i neizravnoj procjeni parametara. Procjenjivanje induktiviteta AM-a se obavlja na temelju poznate krivulje magnetiziranja ili bez nje. Ako se međuinduktivitet procjenjuje na temelju poznate krivulje magnetiziranja onda takva procjena zadovoljava u stacionarnim i dinamičkim režimima rada pogona. Tehnike procjene induktiviteta koje ne zahtijevaju poznavanje krivulje magnetiziranja zadovoljavajuće su u stacionarnim stanjima AM-a, dok u dinamici pokazuju izvjesna ograničenja. Ovaj rad se temelji na poznavanju krivulje magnetiziranja, a metoda proračuna zasićenja u željezu AM-a potvrđena je mjerenjima [20].

Analizirani asinkroni motor podložan je utjecaju zasićenja u željezu glavnog magnetskog kruga pri nižim frekvencijama napona napajanja. Međuinduktivitet L_m kao parametar se nalazi u observeru vektora magnetskog toka rotora i brzine vrtnje (slika 5.1.). Promjene međuinduktiviteta zbog zasićenja u željezu bitno utječu na kvalitetu regulacije brzine vrtnje i stabilnost sustava.



Slika 5.1. Sustav vektorskog upravljanja AM-om sa neuronskom mrežom zasnovan na MRAS teoriji

Procjenjivanje brzine vrtnje AM-a u sustavu prikazanom na slici 5.1. primjenom statičke neuronske mreže obavlja se primjenom mjerenih ili proračunatih komponenti vektora napona i struje statora u α, β koordinatnom sustavu. Komponente vektora napona statora \bar{u}_s se mogu

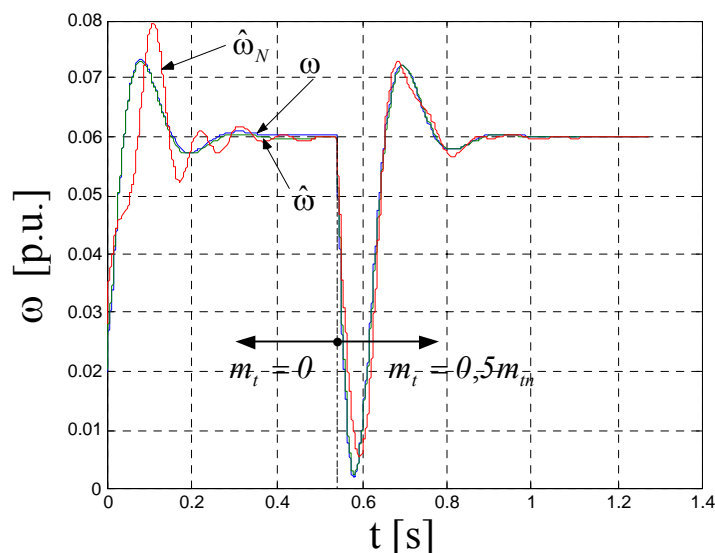
mjeriti na stezaljkama statora AM-a ili se, pak, mogu rekonstruirati na temelju referentnog vektora napona statora \bar{u}_s^* (isprekidana strelica na slici 5.1.), što je poželjnije.

Brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom (slika 5.1.) može poslužiti i za potvrđivanje valjanosti procjene međuinuktiviteta motora. U ovu svrhu je, u poglavlju 5.1. odabrana jednostavna dvoslojna neuronska mreža. U poglavlju 5.2. je analizirana procjena brzine vrtnje višeslojnim neuronskim mrežama različitog broja skrivenih slojeva i neurona.

5.1. Procjenjivanje brzine vrtnje asinkronog motora primjenom dvoslojne neuronske mreže

Neuronskom mrežom prikazanom na slici 4.24. moguće je procjenjivati brzinu vrtnje primjenom jednadžbe (4.118) i u sustavu vektorskog upravljanja prikazanog na slici 5.1. Predložena dvoslojna neuronska mreža radi paralelno sa observerom brzine vrtnje, magnetskog toka rotora i omskog otpora statora. U nastavku ovog poglavlja je analizirano kako takva neuronska mreža može poslužiti za potvrđivanje točnosti procjene međuinuktiviteta \hat{L}_m .

Na slici 5.2. je proračunata brzina vrtnje konvencionalnim postupkom ω , observerom $\hat{\omega}$ i neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$, pri skokovitoj promjeni reference brzine vrtnje u stacionarnom stanju od iznosa $\omega^* = 0,02$ [p.u.] u stacionarnom režimu rada do iznosa $\omega^* = 0,06$ [p.u.]. U trenutku $t = 0,54$ [s] dolazi do skokovite promjene momenta tereta $m_t = 0,5m_m$. Rezultat prikazan na slici 5.2. je ostvaren sa procijenjenim iznosom međuinuktiviteta $\hat{L}_m = 1,251$ [p.u.], koeficijentom učenja $\alpha = 10^{-7}$ i momentnim članom $\gamma_m = 0$. Navedeni procijenjenim iznos međuinuktiviteta proračunat je praktički bez pogreške sa uračunatim zasićenjem u željezu, za referencu brzine vrtnje $\omega^* = 0,06$ [p.u.], moment tereta $m_t = 0,5m_m$ i referencu d - komponente struje statora $i_{sd}^* = 0,82$ [p.u.] kojom se osigurava da je procijenjenim magnetski tok rotora $\hat{\psi}_r = 1,2\psi_m$ (jednadžba 3.10).

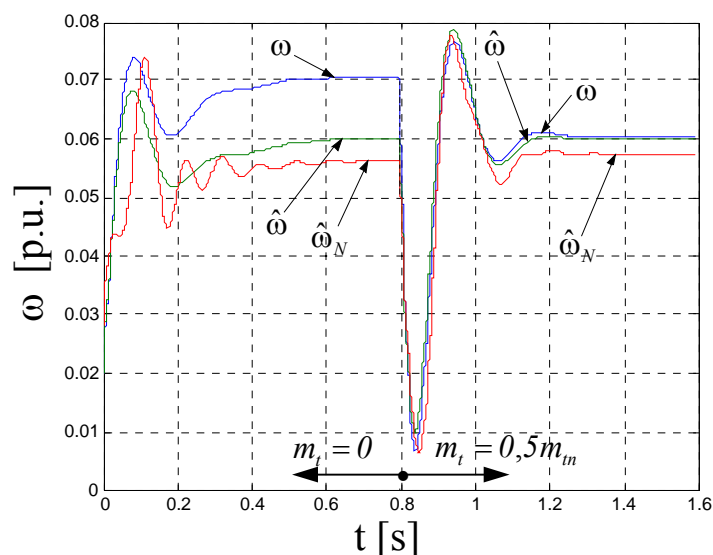


Slika 5.2. Konvencionalno proračunata brzina vrtnje ω , brzina vrtnje procijenjena observerom $\hat{\omega}$ i brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$;

$$\hat{L}_m = 1,251 \text{ [p.u.]}, \omega^* = 0,06 \text{ [p.u.]}, \hat{\psi}_r = 1,2\psi_m$$

Na slici 5.2. se vidi da se brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom i konvencionalno proračunata brzina vrtnje dobro podudaraju tijekom trajanja prijelazne pojave koja nastupa udarnim opterećenjem momentom tereta $m_t=0,5m_m$. Za vrijeme trajanja prijelazne pojave koja nastaje zbog skokovite promjene reference brzine vrtnje od iznosa $\omega^* = 0,02$ [p.u.] do $\omega^* = 0,06$ [p.u.] procjena brzine vrtnje neuronskom mrežom je lošija. Procjene brzine vrtnje neuronskom mrežom u stacionarnim stanjima su zadovoljavajuće za oba promatrana režima rada.

Ako postoji pogreška u procjeni međuinuktiviteta \hat{L}_m zanimljivo je analizirati procjenu brzine vrtnje observerom i predloženom neuronskom mrežom. Ponovi li se režim rada prikazan na slici 5.2., samo uz procijenjenim međuinuktiviteta $\hat{L}_m = 1,4$ [p.u.] dobit će se odzivi brzine vrtnje prikazani na slici 5.3. Referencom i_{sd}^* struje statora se osigurava da je procijenjenim magnetski tok rotora $\hat{\psi}_r = 1,2\psi_m$.



Slika 5.3. Konvencionalno proračunata brzina vrtnje ω , brzina vrtnje procijenjena observerom $\hat{\omega}$ i brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$;

$$\hat{L}_m = 1,4 \text{ [p.u.]}, \omega^* = 0,06 \text{ [p.u.]}, \hat{\psi}_r = 1,2\psi_m$$

Do trenutka $t = 0,8$ [s] asinkroni motor je neopterećen i proračunom zasićenja glavnog magnetskog kruga je dobiveno da je u stacionarnom stanju međuinuktiviteta $L_m = 1,315$ [p.u.]. Praktički isti iznos međuinuktiviteta L_m se proračunom zasićenja dobiva i u stacionarnom stanju AM-a opterećenog momentom tereta $m_t=0,5m_m$ ($t>1,4$ [s]). Ipak, procjena brzine vrtnje neuronskom mrežom i observerom je bitno drugačija u ova dva spomenuta stacionarna stanja.

Pogreška procjene brzine vrtnje observerom do trenutka $t = 0,8$ [s] iznosi 14,9 [%], a pogreška procjene brzine vrtnje neuronskom mrežom do istog trenutka iznosi 19,9 [%]. Međutim, u stacionarnom stanju opterećenog AM-a pogreška procjene brzine vrtnje neuronskom mrežom iznosi 5,1 [%], dok je pogreška procjene brzine vrtnje observerom 0,8 [%] i može se zanemariti. Potrebno je još jedanput napomenuti da je pogreška procjene brzine vrtnje za neopterećeni AM relativno velika u odnosu na opterećeni AM kod svih sustava vektorskog upravljanja zasnovanih na MRAS teoriji. Da bi se uočena činjenica mogla poopćiti i za druge frekvencije napona napajanja do 10 [Hz] načinjena je tablica 5.1.

ω^* [p.u.]	m_r [p.u.]	$\frac{L_m - \hat{L}_m}{L_m} \cdot 100[\%]$	$\frac{\omega - \hat{\omega}}{\omega} \cdot 100[\%]$	$\frac{\omega - \hat{\omega}_N}{\omega} \cdot 100[\%]$
0,02	0,1	6,42	25,5	30,2
0,02	0,15	6,42	20,22	25,15
0,02	0,15	4,37	17,03	20,38
0,04	0,2	6,44	7,33	11,66
0,06	0,325	6,51	0,8	5,09
0,06	0,2	6,44	4,09	8,03
0,08	0,2	6,44	2,39	6,14
0,08	0,325	6,51	0,1	3,83
0,08	0,325	10,5	1,39	5,03
0,1	0,325	6,51	0,67	3,09
0,1	0,2	6,44	1,33	4,96
0,12	0,325	6,51	1,04	2,58
0,12	0,2	6,44	0,6	4,16

Tablica 5.1. Utjecaj pogreške procjene međuinduktiviteta \hat{L}_m na točnost procjene brzine vrtnje observerom i dvoslojnom neuronskom mrežom

Analizom rezultata procjene brzine vrtnje AM-a dobivenih simulacijom na računalo može se zaključiti da je neuronska mreža u otvorenom krugu osjetljivija od observera u zatvorenom regulacijskom krugu na pogrešku procjene međuinduktiviteta \hat{L}_m . Ova osjetljivost je izraženija što je moment tereta veći. Kada je pogreška procjene brzine vrtnje observerom ispod 2 [%] (zatomnjeni redci u tablici 5.1.) pogreška procjene brzine vrtnje neuronskom mrežom je znatno veća.

Dakle, predložena neuronska mreža može poslužiti kao indikator točnosti procjene međuinduktiviteta \hat{L}_m pri nižim brzinama vrtnje vektorski reguliranog AM-a.

Ako se za procjenu brzine vrtnje upotrijebi višeslojna statička neuronska mreža tada trenutna vrijednost procijenjene brzine vrtnje ima osim istosmjerne komponente i više harmoničke komponente. To je predmet analize poglavlja 5.2.

5.2. Procjenjivanje brzine vrtnje asinkronog motora primjenom višeslojnih neuronskih mreža

U regulacijski sustav prikazan na slici 5.1. uvedena je višeslojna statička neuronska mreža sa ciljem potvrđivanja točnosti izbora međuinduktiviteta koji se kao parametar nalazi u observeru.

Predložena neuronska mreža obučavana je na datotekama koje sadrže proračunate komponente vektora struje i napona statora sa uračunatim zasićenjem glavnog magnetskog kruga. Neuronska mreža obučena na ovakav način je osjetljiva na pogrešku procjene međuinduktiviteta prisutnog kao važnog parametra u observeru. Ova osjetljivost se očituje u razlici između stvarne brzine vrtnje i brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom. Variranjem različitih vrijednosti međuinduktiviteta u observeru sustava vektorskog upravljanja AM-a može se zaključiti o točnosti njegovog izbora.

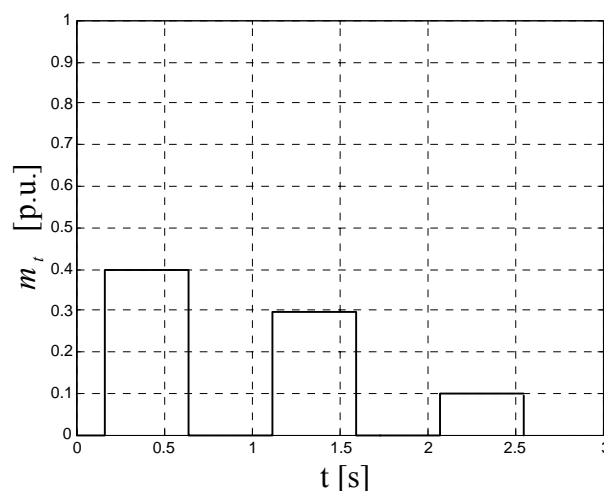
Analizirane strukture neuronskih mreža imaju zajedničko svojstvo da imaju 8 ulaznih neurona (komponente vektora struje i napona statora asinkronog motora u α, β koordinatnom

sustavu u k -tom i $(k-1)$ -om koraku proračuna; $i_{s\alpha}(k)$, $i_{s\alpha}(k-1)$, $i_{s\beta}(k)$, $i_{s\beta}(k-1)$, $u_{s\alpha}(k)$, $u_{s\alpha}(k-1)$, $u_{s\beta}(k)$, $u_{s\beta}(k-1)$) i jedan izlazni neuron čiji je izlaz brzina vrtnje rotora u k -tom koraku proračuna $\omega(k)$. Aktivacijska funkcija u skrivenim slojevima je *tansig* funkcija, a u izlaznom sloju je *purelin* funkcija. Analizirane su neuronske mreže sljedećih struktura: 8-2-1, 8-5-1, 8-10-1, 8-20-1, 8-2-3-1, 8-2-9-1, 8-9-2-1, 8-9-7-1, 8-10-8-1. Svaka od navedenih neuronskih mreža obučena je sa ciljem da točno procjenjuje brzinu vrtnje motora u području nižih brzina vrtnje AM-a (nižih frekvencija napona napajanja statora). U tom području, za promatrane režime rada AM-a, je zasićenje glavnog magnetskog kruga značajno.

Izbor ulazno-izlaznih varijabli za obučavanje neuronske mreže vrlo je važan. Osim toga, važno je i pravilno odabrati varijable koje se na ulaz neuronske mreže dovode sa kašnjenjem koje je jednako vremenu uzorkovanja T_s . Odabrani skup ulazno-izlaznih podataka mora biti dovoljno reprezentativan, tj. mora valjano opisivati regulirani elektromotorni pogon u stacionarnom stanju kao i u dinamičkom režimu rada. Ukoliko u primjeni neuronske mreže postoji značajno odstupanje procijenjene brzine vrtnje od očekivane, to znači da nije adekvatno odabran skup ulazno-izlaznih podataka za obučavanje neuronske mreže. Osim odabira ulazno-izlaznih podataka za obučavanje neuronske mreže važno je i vrijeme uzorkovanja spomenutih podataka. Jedna od preporuka odabira vremena uzorkovanja kaže da vrijeme uzorkovanja treba biti oko 2 [%] od najmanje vremenske konstante u regulacijskom sustavu uvećane pet do deset puta (Stronach i Vas, 1997).

Obučavanje neuronske mreže se odvija sa međuinduktivitetom procijenjenim, praktički bez pogreške, na način kako je to opisano u literaturi [20]. Primijenjeno je tzv. skupno obučavanje (eng. batch training) Levenberg-Marquardt-ovim algoritmom prema jednadžbi (4.57). Odabrano je da je početni iznos koeficijenta $\mu=0,001$. Kada ovako odabrani koeficijent μ ne uzrokuje smanjenje gradijenta kriterijske funkcije $\nabla E(\Theta(k))$ u k -tom koraku proračuna, tada se on povećava sa korakom 10. Čim nastupi smanjenje gradijenta kriterijske funkcije, tada se koeficijent μ smanjuje sa korakom 0,1.

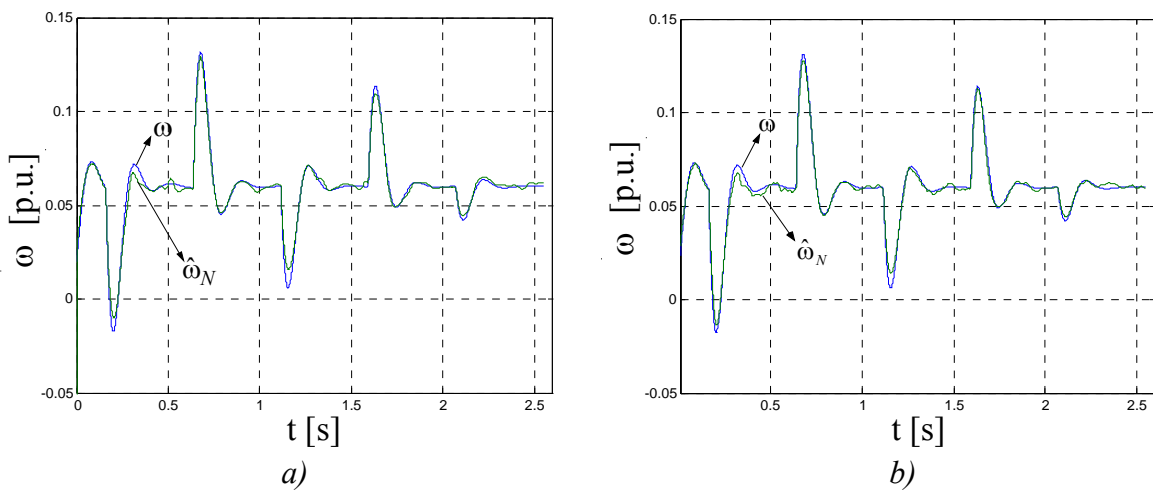
Za proces obučavanja su izabrana tri iznosa reference brzine vrtnje: $\omega_1^* = 0,02$ [p.u.], $\omega_2^* = 0,06$ [p.u.], $\omega_3^* = 0,12$ [p.u.]. Ove vrijednosti reference brzine vrtnje pokrivaju područje promjena frekvencije napona napajanja od 1 [Hz] do 10 [Hz] (područje promjena brzine vrtnje od $0,02\omega_n$ do $0,2\omega_n$, ω_n -nominalna brzina vrtnje). Za svaku od navedenih vrijednosti reference brzine vrtnje odabran je režim skokovitih opterećenja i rasterećenja AM-a potencijalnim momentom tereta prikazanim na slici 5.4.



Slika 5.4. Vremenske promjene momenta tereta

Da bi se postigle „tvrđe”, i za sve frekvencije statora praktički jednake statičke momentne karakteristike $M_e(\omega_r)$ ulančeni magnetski tok rotora se održava konstantnim na iznosu $\hat{\psi}_r = 1,2\psi_m$, a zadaje se posredno preko i_{sd}^* komponente struje statora (slika 5.1.).

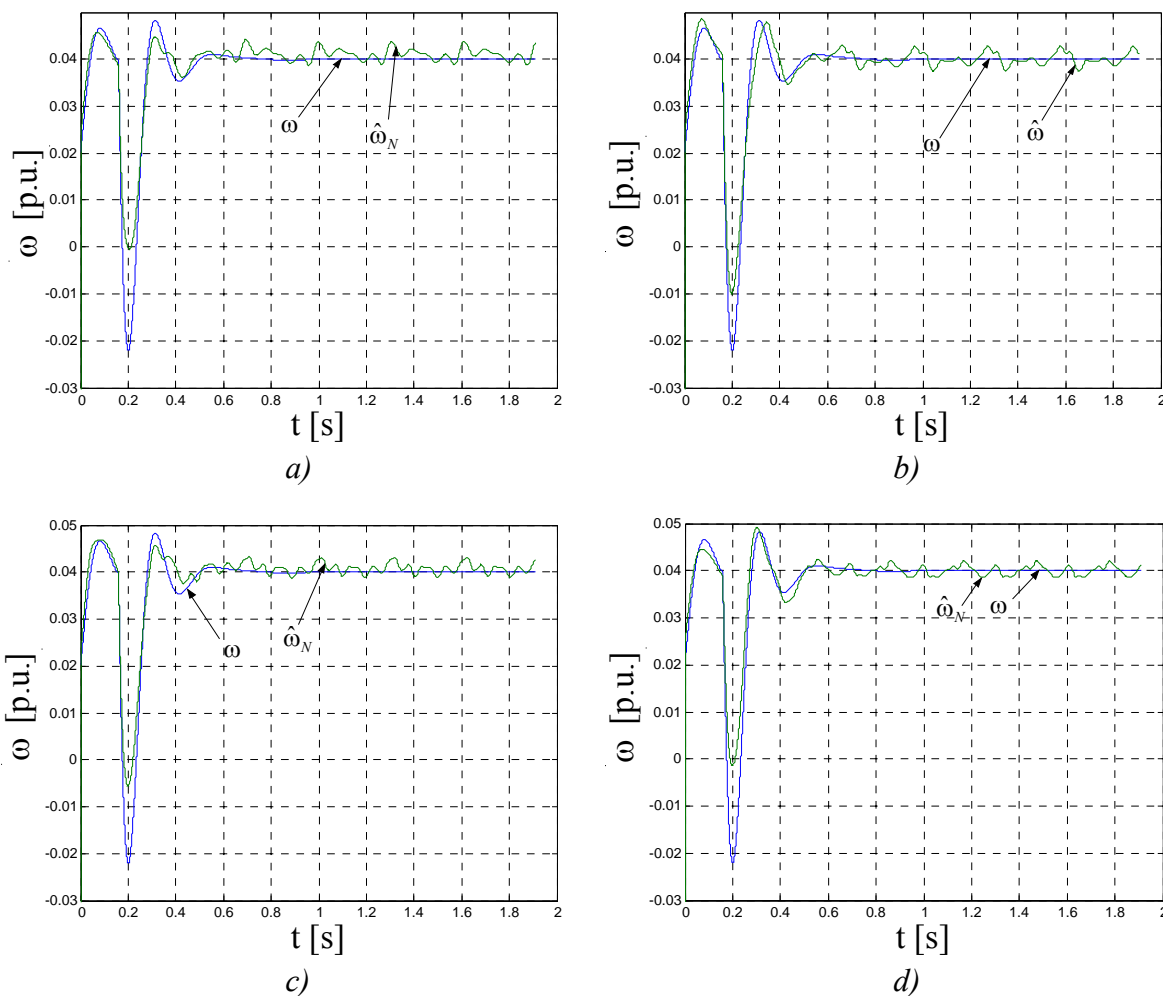
Na ovaj način su dobivene tri datoteke koje sadrže ulazno-izlazni skup podataka za skupno obučavanje neuronske mreže predložene strukture. Proces obučavanja neuronske mreže primjenom programskog paketa MATLAB (Neural Network Toolbox) na PC računalu sa procesorom 1,3 [GHz] ne traje jednako za sve analizirane neuronske mreže. Zadano je da proces obučavanja završava kada srednja kvadratna pogreška postigne iznos $E = 5 \cdot 10^{-6}$, što se može smatrati dovoljno dobrim rezultatom. Dakle, kriterijska funkcija E je srednja kvadratna pogreška. Provjera valjanosti rezultata procjene brzine vrtnje dobivenih NM-om provedena je usporedbom sa stvarnim vrijednostima brzine vrtnje motora za četiri promatrana režima rada motora. Stvarna brzina vrtnje i brzina vrtnje procijenjena NM-om za referencu brzine vrtnje $\omega^* = 0,06$ [p.u.] pri skokovitim promjenama momenta tereta (slika 5.4.) prikazane su na slici 5.5.



Slika 5.5. Konvencionalno proračunata brzina vrtnje motora ω i brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$ strukture 8-2-1 (a) i 8-20-1 (b)

Na slici 5.5. se vidi da se brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom i konvencionalno proračunata brzina vrtnje dovoljno dobro podudaraju. Ipak, treba napomenuti da su obje analizirane neuronske mreže obučavane upravo na skupu ulazno-izlaznih podataka za koje je i provedena simulacija prikazana na slici 5.5. Može se reći da je neuronska mreža već „vidjela” skup ulazno-izlaznih podataka, te stoga daje i očekivano dobre rezultate.

Za testiranje valjanosti neuronske mreže uobičajeno se koriste tzv. test datoteke u kojima se nalaze podaci koje neuronska mreža nije prethodno imala narinute na ulaz, tj. koje nije prethodno „vidjela”. Za testiranje analiziranih neuronskih mreža odabran je režim rada sa referencom brzine vrtnje $\omega^* = 0,04$ [p.u.] pri skokovitoj promjeni momenta tereta od $m_{t1} = 0$ do $m_{t2} = 0,5m_m = 0,325$ [p.u.] u trenutku $t = 160$ [ms]. Konvencionalno proračunata i neuronskom mrežom procijenjena brzina vrtnje za ovakav režim rada prikazane su na slici 5.6.



Slika 5.6. Konvencionalno proračunata brzina vrtnje motora ω i brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$ strukture 8-2-1 (a), 8-5-1 (b), 8-10-1 (c) i 8-20-1 (d)

Slika 5.6. prikazuje odzive analiziranih troslojnih neuronskih mreža. Kao kriterij kvalitete procjene brzine vrtnje pomoću neuronske mreže u stacionarnom stanju može se uzeti srednja vrijednost procijenjene brzine vrtnje $\bar{\omega}_N$ u stacionarnom stanju za $t > 0,8$ [s] i standardna devijacija σ . Fizikalno, ona predstavlja rasipanje uzoraka procijenjene brzine vrtnje oko njene srednje vrijednosti, a računa se primjenom jednadžbe [77]:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\omega_N(k) - \bar{\omega}_N)^2}, \quad (5.1)$$

pri čemu je: n - broj analiziranih uzoraka brzine vrtnje procijenjene NM-om (u promatranom slučaju $n=8000$), $\omega_N(k)$ - brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom u k - tom koraku proračuna, a $\bar{\omega}_N$ je srednja vrijednost brzine vrtnje procijenjene u stacionarnom stanju.

Standardna devijacija je važan podatak koji govori o kvaliteti procjene brzine vrtnje u stacionarnom stanju; ukoliko dvije različite neuronske mreže za srednju vrijednost procijenjene brzine vrtnje daju isti broj tada je bolja ona neuronska mreža čija je standardna devijacija procijenjene brzine vrtnje u stacionarnom stanju manja.

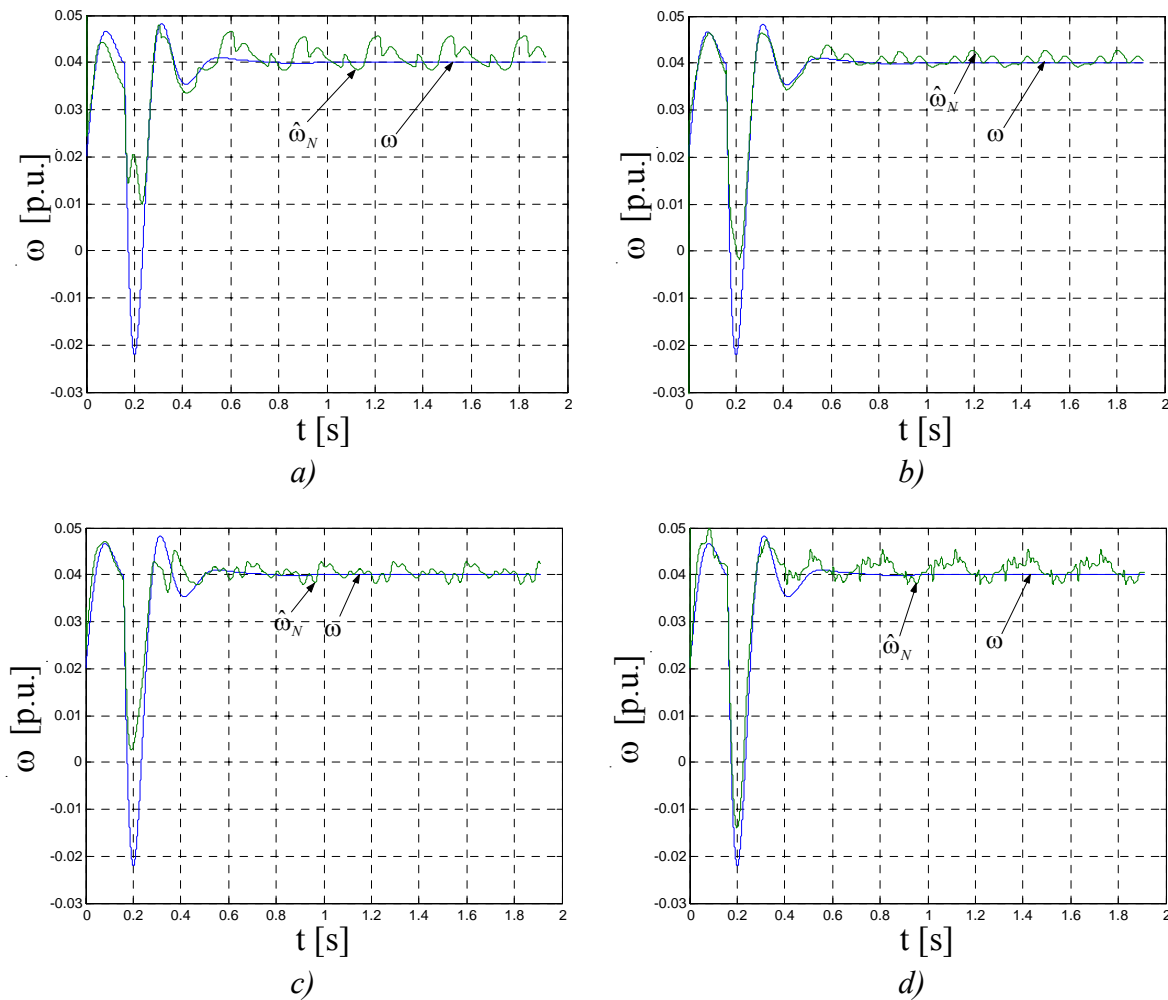
Srednja vrijednost brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom $\bar{\omega}_N$ i standardna devijacija σ za strukture neuronskih mreža analiziranih na slici prikazane su u tablici 5.2.

	8-2-1	8-5-1	8-10-1	8-20-1
$\bar{\omega}_N$ [p.u.]	0,0411	0,04	0,0408	0,04
σ	0,0012	0,0013	0,001	0,001

Tablica 5.2. Srednja vrijednost brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom $\bar{\omega}_N$ i standardna devijacija σ za neuronske mreže sljedećih struktura: 8-2-1, 8-5-1, 8-10-1, 8-20-1; $\hat{L}_m = L_m$, $\omega^* = 0,04$ [p.u.]

Iz tablice 5.2. se vidi da neuronske mreže strukture 8-5-1 i 8-20-1 daju istu srednju vrijednost procijenjene brzine vrtnje $\bar{\omega} = 0,04$ [p.u.]. Međutim, brzinu vrtnje bolje procjenjuje neuronska mreža strukture 8-20-1 jer ima manju standardnu devijaciju.

Ako se ponovi proračun istog režim rada kao na slici 5.6. samo sa četveroslojnim neuronskim mrežama struktura 8-2-3-1, 8-2-9-1, 8-9-7-1 i 8-10-10-1 dobit će se rezultati koji su prikazani na slici 5.7.



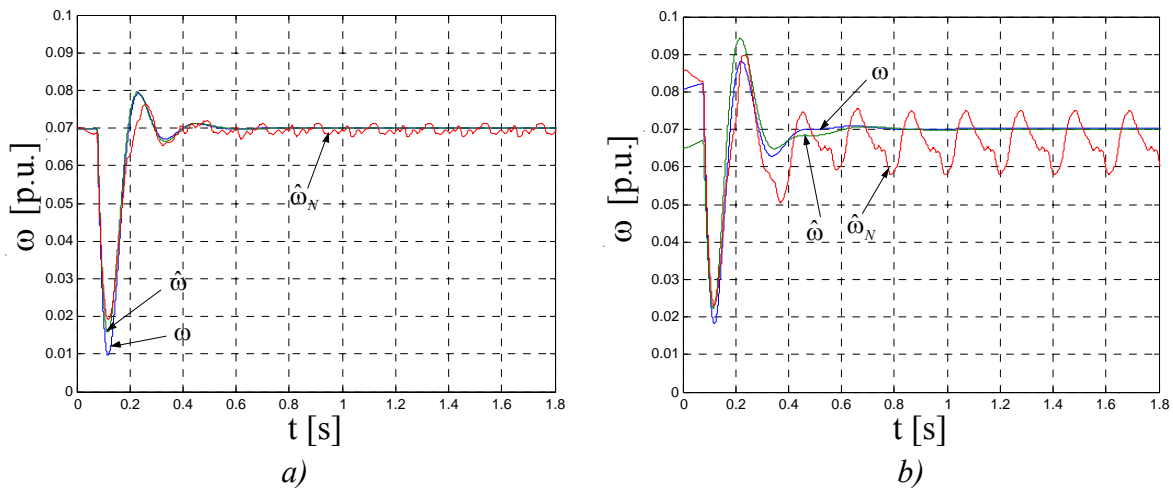
Slika 5.7. Konvencionalno proračunata brzina vrtnje motora ω i brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$ strukture 8-2-3-1 (a), 8-2-9-1 (b), 8-9-7-1 (c) i 8-10-10-1 (d)

Analizom rezultata prikazanih na slici 5.7. može se zaključiti da od svih analiziranih neuronskih mreža brzinu vrtnje najbolje procjenjuje neuronska mreža strukture 8-9-7-1 jer je srednja vrijednost procijenjene brzine vrtnje $\hat{\omega}_N = 0,0404$ [p.u.] i standardna devijacija $\sigma = 0,0014$.

Može se zaključiti da u odabranim režimima rada brzinu vrtnje najbolje procjenjuje neuronska mreža strukture 8-20-1 i da se ne dobiva bolja procjena brzine vrtnje uvođenjem još jednog skrivenog sloja. Neuronska mreža strukture 8-10-1 daje tek nešto malo lošiju procjenu brzine vrtnje, što se ogleda u zanemarivo većoj standardnoj devijaciji brzine vrtnje koja je procijenjena ovakvom neuronskom mrežom. Zbog duplo manjeg broja neurona u skrivenom sloju, ovakva neuronska mreža je prikladnija za rad u realnom vremenu, što će biti pokazano u 7. poglavlju.

U radu [77] je pokazano da točnost procjene brzine vrtnje tzv. observerom magnetskog toka rotora i brzine vrtnje ovisi o točnosti procijenjenog međuinduktiviteta L_m . Kao mjerilo valjanosti procjene vrijednosti međuinduktiviteta, u ovom je radu predložena procjena brzine vrtnje primjenom neuronske mreže.

Da bi se pokazao način primjene neuronske mreže u ovu svrhu, odabran je režim skokovitog opterećenja AM-a momentom tereta od npr. $m_t = 0,5m_m$ uz referencu brzine vrtnje $\omega^* = 0,07$ [p.u.]. Konvencionalno proračunata brzina vrtnje ω , brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$ i brzina vrtnje procijenjena observerom $\hat{\omega}$ na slici 5.8. a) su ostvarene s međuinduktivitetom procijenjenim bez pogreške ($L_m = \hat{L}_m = 1,251$ [p.u.]), a na slici 5.8. b) rezultat je prikazan sa međuinduktivitetom procijenjenim sa pogreškom od 6,5 [%] ($\hat{L}_m = 1,065L_m$).



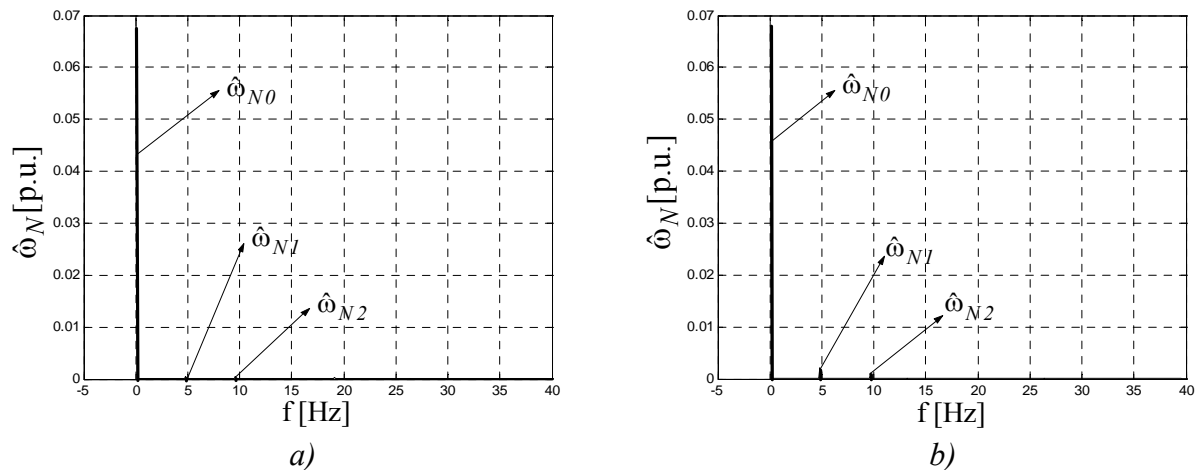
Slika 5.8. Konvencionalno proračunata brzina vrtnje ω , brzina vrtnje procijenjena observerom $\hat{\omega}$ i brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$; $\omega^* = 0,07$ [p.u.] i $m_{t1} = 0$ na $m_{t2} = 0,325$ [p.u.] a) $\hat{L}_m = L_m = 1,251$ [p.u.] i b) $\hat{L}_m = 1,065L_m$

Na slici 5.8. a) se konvencionalno proračunata brzina vrtnje ω i brzina vrtnje procijenjena observerom $\hat{\omega}$ praktički podudaraju što je i očekivano kada se međuinduktivitet procjenjuje bez pogreške. Također, i analizirana neuronska mreža dobro procjenjuje brzinu vrtnje (u stacionarnom stanju je $\bar{\omega}_N = 0,0694$ [p.u.] i $\sigma = 0,000915$). Na slici 5.8. b) se vidi da se brzine vrtnje ω i $\hat{\omega}$ u stacionarnom stanju praktički podudaraju iako postoji procentualna pogreška procjene međuinduktiviteta L_m od 6,5 [%]. Ovaj efekt se može pripisati djelovanju povratne

veze brzina vrtnje koja PI regulatorom brzine vrtnje smanjuje razliku između referentne brzine vrtnje i brzine vrtnje procijenjene observerom. Međutim srednja vrijednost brzine vrtnje u stacionarnom stanju procijenjena neuronskom mrežom, u ovom slučaju, iznosi $\bar{\omega}_N = 0,0651$ [p.u.] ($\sigma=0,0052$), što je relativna pogreška od 7 [%]. Dakle, može se zaključiti da međuinduktivitet nije sasvim dobro procijenjena, te se korigiranjem njegove pogreške procjene može poboljšati dinamika prijelazne pojave tijekom udarnog opterećenja koja je ipak lošija na slici 5.8. b) nego na slici 5.8. a).

Osim što se sa pogreškom procjene međuinduktiviteta L_m srednja vrijednost brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom razlikuje od srednje vrijednosti konvencionalno proračunate brzine vrtnje, u signalu brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$ se osim istosmjernje komponente ističu i više harmoničke komponente. Čak i ukoliko je međuinduktivitet motora procijenjena bez pogreške u brzini vrtnje procijenjenoj neuronskom mrežom postoje ove više harmoničke komponente, samo je njihov relativni udio u cjelokupnoj brzini vrtnje $\hat{\omega}_N$ zanemariv. Dakle, ima smisla brzinu vrtnje procijenjenu neuronskom mrežom analizirati primjenom spektralne analize.

Spektralna analiza brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom prikazane na slici 5.8., u stacionarnom stanju ($t > 0,8$ [s]), prikazana je na slici 5.9.



Slika 5.9. Spektralna analiza brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$ u stacionarnom stanju; $\omega^* = 0,07$ [p.u.] i $m_t = 0,325$ [p.u.]

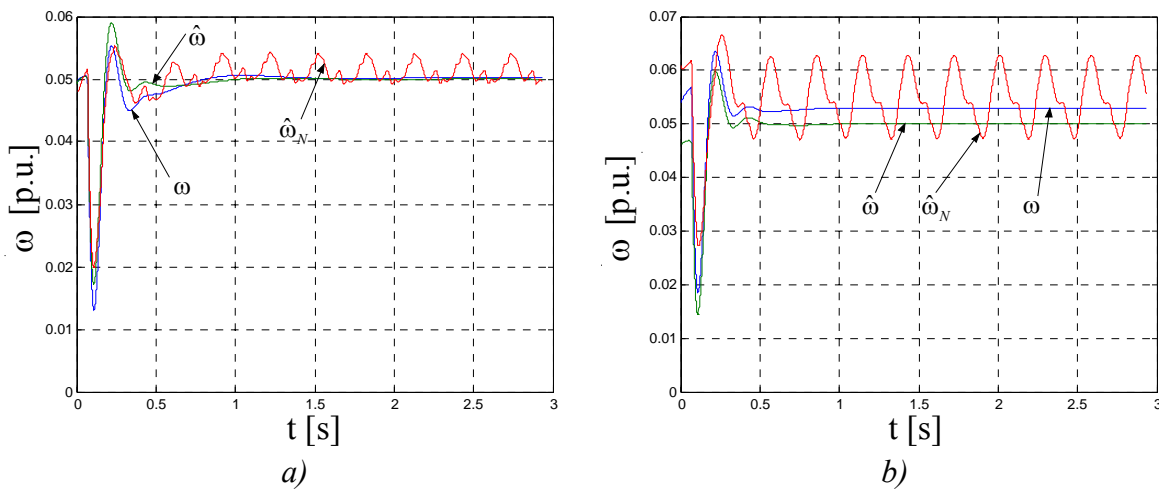
$$a) \hat{L}_m = L_m = 1,251 \text{ [p.u.]} \text{ i } b) \hat{L}_m = 1,065 L_m$$

Na slici 5.9. se uočava postojanje, osim nultog harmonika (istosmjerna komponenta), postojanje i viših harmoničkih komponenti. Najveće amplitude imaju harmonici frekvencije $f_{N1}=4,8$ [Hz] i frekvencije $f_{N2}=9,6$ [Hz]. Ostale više harmoničke komponente sadržane u procijenjenoj brzini vrtnje imaju frekvenciju koja je višekratnik frekvencije f_{N1} i zanemarive su amplitude. Pokazalo se da je frekvencija f_{N1} upravo jednaka frekvenciji osnovnog harmonika napona napajanja motora f_{s1} . Ovo je i logično jer je neuronska mreža obučavana na proračunatim komponentama vektora napona i struje statora u α, β koordinatnom sustavu u kojem spomenuti vektori rotiraju kružnom frekvencijom ω_s .

Na slici 5.9. a) se vidi da prvi viši harmonik procijenjene brzine vrtnje $\hat{\omega}_{N1}$ ima amplitudu koja je jednaka 0,6 [%] amplitude nultog harmonika, tj. $\hat{\omega}_{N1} = 0,006 \hat{\omega}_{N0}$. Amplituda drugog višeg harmonika je 0,18 % amplitude nultog harmonika, tj. $\hat{\omega}_{N2} = 0,0018 \hat{\omega}_{N0}$.

Na slici 5.9. b) se vidi da prvi viši harmonik procijenjene brzine vrtnje $\hat{\omega}_{N1}$ ima amplitudu koja je jednaka 3,13 [%] amplitude nultog harmonika, tj. $\hat{\omega}_{N1} = 0,0313\hat{\omega}_{N0}$. Amplituda drugog višeg harmonika je 1,63 [%] amplitude nultog harmonika, tj. $\hat{\omega}_{N2} = 0,0163\hat{\omega}_{N0}$. Dakle, može se reći da amplitude viših harmoničkih komponenti sadržanih u brzini vrtnje procijenjenoj neuronskom mrežom postaju izraženije ukoliko je međuinuktivitet motora procijenjena sa pogreškom.

Ako se simulacija prikazana na slici 5.10. ponovi pri nižoj referentnoj brzini vrtnje, tj. $\omega^* = 0,05$ [p.u.] i pri skokovitoj promjeni momenta tereta $m_t = 0,2$ [p.u.] dobit će se odzivi prikazani na slici 5.10. a) bez pogreške procjene međuinuktiviteta ($L_m = \hat{L}_m = 1,251$ [p.u.]) i sa pogreškom procjene međuinuktiviteta ($\hat{L}_m = 1,065L_m$) na slici 5.10. b).



Slika 5.10. Konvencionalno proračunata brzina vrtnje ω , brzina vrtnje procijenjena observerom $\hat{\omega}$ i brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$;

$\omega^* = 0,05$ [p.u.] i $m_{t1} = 0$ na $m_{t2} = 0,2$ [p.u.] a) $\hat{L}_m = L_m = 1,251$ [p.u.] i b) $\hat{L}_m = 1,065L_m$

Na slici 5.10. a) se vidi da se konvencionalno proračunata brzina vrtnje ω i brzina vrtnje procijenjena observerom $\hat{\omega}$ praktički podudaraju. Srednja vrijednost procijenjene brzine vrtnje neuronskom mrežom je $\hat{\omega}_N = 0,051$ [p.u.] što je relativna pogreška od 2 [%]. Na slici 5.8. b) se vidi da se brzine vrtnje ω i $\hat{\omega}$ u stacionarnom stanju više ne podudaraju ako postoji pogreška procjene međuinuktiviteta L_m od 6,5 [%]. Pogreška procjene brzine vrtnje observerom je, u ovom slučaju 5,3 [%], što sugerira da međuinuktivitet nije dobro procijenjena. U realnom elektromotornom pogonu bez mjernog člana brzine vrtnje uopće nećemo ni imati informaciju o pogreški procjene brzine vrtnje observerom, pa stoga tu značajno može pomoći neuronska mreža. Na slici 5.10. b) srednja vrijednost brzine vrtnje u stacionarnom stanju procijenjena neuronskom mrežom, iznosi $\bar{\omega}_N = 0,0551$ [p.u.] ($\sigma=0,005$) što je relativna pogreška od 4 [%]. Dakle, analizirana neuronska mreža upućuje na pogrešku procjene međuinuktiviteta motora.

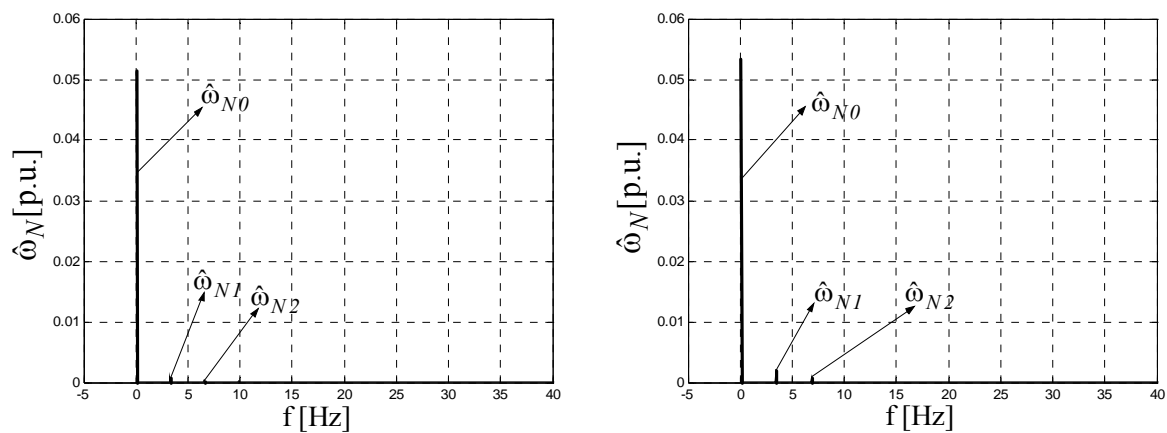
Spektralna analiza brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom prikazane na slici 5.10., u stacionarnom stanju ($t > 0,8$ [s]), prikazana je na slici 5.11.

Slično kao i na slici 5.9., i na slici 5.11. se uočava postojanje, osim nultog harmonika, postojanje i viših harmoničkih komponenti. Najveće amplitude imaju harmonici frekvencije $f_{N1}=3,3$ [Hz] i frekvencije $f_{N2}=6,6$ [Hz]. Ostale više harmoničke komponente sadržane u procijenjenoj brzini vrtnje imaju frekvenciju koja je višekratnik frekvencije f_{N1} i zanemarive

su amplitude. I u ovom slučaju je frekvencija f_{N1} upravo jednaka frekvenciji osnovnog harmonika napona napajanja motora f_{s1} .

Na slici 5.11. a) se vidi da prvi viši harmonik procijenjene brzine vrtnje $\hat{\omega}_{N1}$ ima amplitudu koja je jednaka 1,75 [%] amplitude nultog harmonika, tj. $\hat{\omega}_{N1} = 0,00175\hat{\omega}_{N0}$. Amplituda drugog višeg harmonika je 1 [%] amplitude nultog harmonika, tj. $\hat{\omega}_{N2} = 0,01\hat{\omega}_{N0}$.

Na slici 5.11. b) se vidi da prvi viši harmonik procijenjene brzine vrtnje $\hat{\omega}_{N1}$ ima amplitudu koja je jednaka 4,15 [%] amplitude nultog harmonika, tj. $\hat{\omega}_{N1} = 0,0415\hat{\omega}_{N0}$. Amplituda drugog višeg harmonika je 1,78 [%] amplitude nultog harmonika, tj. $\hat{\omega}_{N2} = 0,0178\hat{\omega}_{N0}$. Dakle, može se reći da amplitude viših harmoničkih komponenti sadržanih u brzini vrtnje procijenjenoj neuronskom mrežom postaju izraženije ukoliko je međuinduktivitet motora procijenjena sa pogreškom.



Slika 5.11. Spektralna analiza brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$ u stacionarnom stanju; $\omega^* = 0,07$ [p.u.] i $m_t = 0,325$ [p.u.]

$$a) \hat{L}_m = L_m = 1,251 \text{ [p.u.]} \text{ i } b) \hat{L}_m = 1,065L_m$$

Procjena brzine vrtnje prikazana na slikama 5.8. i 5.10. ostvarena je neuronskom mrežom strukture 8-20-1.

Općenito se može reći da brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom bilo koje strukture sadrži osim istosmjerne komponente i više harmoničke komponente. Te više harmoničke komponente bit će tim izraženije što je veća pogreška u procjeni međuinduktiviteta L_m . Frekvencija prvog višeg harmonika u procijenjenoj brzini vrtnje f_{N1} jednaka je frekvenciji prvog harmonika napona napajanja asinkronog motora. U frekvencijskom spektru brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom postoje i višekratnici prvog harmonika, ali je njihova amplituda zanemariva.

Rezultati proračuna prikazani u ovom poglavlju zorno opisuju efekt pogreške procjene međuinduktiviteta na procjenu brzine vrtnje neuronskom mrežom. Važno je istaknuti da se točnost procjene međuinduktiviteta, na isti način kao što je to prikazano u ovom poglavlju, odražava na procjenu brzine vrtnje međuinduktiviteta i pri drugim pogreškama procjene, drugim referencama brzine vrtnje (do iznosa $\omega^* = 0,2$ [p.u.]) i drugim iznosima momenta tereta. Neki od takvih rezultata proračuna istraživani su u literaturi [77].

Postojanje pogreške procjene međuinduktiviteta AM-a se odražava na brzinu vrtnje procijenjenu neuronskom mrežom u sljedećem:

- a) srednja vrijednost brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom razlikuje se od srednje vrijednosti konvencionalno proračunate brzine vrtnje i

b) u signalu brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$ se osim istosmjernje komponente ističu i više harmoničke komponente koje su višekratnik frekvencije napona napajanja motora.

Na temelju dobivenih rezultata proračuna može se tvrditi da je neuronska mreža osjetljiva na promjene međuinduktiviteta L_m i može poslužiti za potvrđivanje točnosti njegove procjene.

6. ANALIZA STABILNOSTI LINEARIZIRANOG SUSTAVA VEKTORSKOG UPRAVLJANJA

Sustav vektorskog upravljanja AM-om je regulirani elektromotorni pogon sa promjenljivim naponom i frekvencijom. Kao takav sklon je oscilacijama, a u krajnjem slučaju može se dovesti i u nestabilno stanje. Radi toga je važno istraživati stabilnost sustava vektorskog upravljanja AM-om. Problem stabilnosti je posebno izražen u području nižih frekvencija napona napajanja motora.

Uzimajući u obzir mala odstupanja od stacionarne radne točke sustava vektorskog upravljanja s asinkronim motorom može se dobiti linearizirani model razmatranog sustava.

Za pojednostavljenje analize stabilnosti pretpostavljeno je sljedeće:

1. Parametri motora imaju konstantne vrijednosti u promatranoj radnoj točki,
2. Vektor napona statora jednak je svom referentnom vektoru, tj.

$$\bar{u}_s = \bar{u}_s^* . \quad (6.1)$$

Da bi analiza asinkronog motora bila jednostavnija za koordinatni sustav je izabran sinkrono rotirajući d, q koordinatni sustav. Prema jednadžbi (6.1), komponente vektora napona statora u d, q koordinatnom sustavu su:

$$u_{sd} = u_{sd}^* , \quad u_{sq} = u_{sq}^* . \quad (6.2)$$

Da bi se dobila prijenosna funkcija sustava vektorskog upravljanja $G(p) = \frac{\Delta\omega}{\Delta\omega^*}$ (u daljnjem tekstu prijenosna funkcija) potrebno je izvesti linearizirani model asinkronog motora i linearizirani model regulacijskog sustava.

6.1. Linearizirani model sustava vektorskog upravljanja

Linearizirani model asinkronog motora

Asinkroni motor se matematički opisuje jednadžbama strujnog i naponskog modela (3.4), (3.5) i (3.8), te jednadžbom gibanja koja glasi:

$$p\omega = \frac{3}{2} \frac{P^2 L_m}{4JL_r} (i_{sq}\Psi_{rd} - i_{sd}\Psi_{rq}) - \frac{R_\omega}{J} \omega - \frac{P}{2J} m_t , \quad (6.3)$$

pri čemu je R_ω koeficijent trenja u osovini motora, a p Laplace-ov operator.

Prema teoriji diferencijala [84] jednadžba (6.3) se može pisati kao:

$$p\Delta\omega = \frac{P^2 L_m}{4JL_r} (\Delta i_{sq}\Psi_{rd} + i_{sq}\Delta\Psi_{rd} - \Delta i_{sd}\Psi_{rq} - i_{sd}\Delta\Psi_{rq}) - \frac{R_\omega}{J} \Delta\omega - \frac{P}{2J} \Delta m_t . \quad (6.4)$$

Iz jednadžbe (3.8) se dalje može pisati:

$$p\Psi_{rd} = \frac{L_m}{T_r} i_{sd} - \frac{I}{T_r} \Psi_{rd} + (\omega_s - \omega) \Psi_{rq}, \quad (6.5)$$

$$p\Psi_{rq} = \frac{L_m}{T_r} i_{sq} - \frac{I}{T_r} \Psi_{rq} + (\omega - \omega_s) \Psi_{rd}. \quad (6.6)$$

Primjenom teorije diferencija na jednađbe (6.5) i (6.6) dobiva se:

$$p\Delta\Psi_{rd} = \frac{L_m}{T_r} \Delta i_{sd} - \frac{I}{T_r} \Delta\Psi_{rd} + (\Delta\omega_s - \Delta\omega) \Psi_{rq} + (\omega_s - \omega) \Delta\Psi_{rq}, \quad (6.7)$$

$$p\Delta\Psi_{rq} = \frac{L_m}{T_r} \Delta i_{sq} - \frac{I}{T_r} \Delta\Psi_{rq} + (\Delta\omega - \Delta\omega_s) \Psi_{rd} + (\omega - \omega_s) \Delta\Psi_{rd}. \quad (6.8)$$

Iz jednađbi (3.4) i (3.5) se može dobiti:

$$pi_{sd} = \frac{I}{\sigma L_s} u_{sd} - \frac{R_s}{\sigma L_s} i_{sd} + \omega_s i_{sq} - \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} p\Psi_{rd} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \omega_s \Psi_{rq}. \quad (6.9)$$

$$pi_{sq} = \frac{I}{\sigma L_s} u_{sq} - \frac{R_s}{\sigma L_s} i_{sq} - \omega_s i_{sd} - \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} p\Psi_{rq} - \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \Psi_{rq}. \quad (6.10)$$

Primjenom teorije diferencija na jednađbe (6.9) i (6.10) dobiva se:

$$p\Delta i_{sd} = \frac{I}{\sigma L_s} \Delta u_{sd} - \frac{R_s}{\sigma L_s} \Delta i_{sd} + \Delta\omega_s i_{sq} + \omega_s \Delta i_{sq} - \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} p\Delta\Psi_{rd} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \Delta\omega_s \Psi_{rq} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \omega_s \Delta\Psi_{rq}. \quad (6.11)$$

$$p\Delta i_{sq} = \frac{I}{\sigma L_s} \Delta u_{sq} - \frac{R_s}{\sigma L_s} \Delta i_{sq} - \Delta\omega_s i_{sd} - \omega_s \Delta i_{sd} - \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} p\Delta\Psi_{rq} - \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \Delta\Psi_{rq}. \quad (6.12)$$

Uvrštavanjem jednađbe (6.7) u (6.11) i sređivanjem dobiva se:

$$p\Delta i_{sd} = -\frac{R_s L_r + \frac{L_m^2}{T_r}}{\sigma L_s L_r} \Delta i_{sd} + \omega_s \Delta i_{sq} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} \Delta\Psi_{rd} + \frac{\omega L_m}{\sigma L_s L_r} \Delta\Psi_{rq} + \frac{L_m \Psi_{rq}}{\sigma L_s L_r} \Delta\omega. \quad (6.13)$$

Uvrštavanjem jednađbe (6.8) u (6.12) i sređivanjem dobiva se:

$$p\Delta i_{sq} = -\omega_s \Delta i_{sd} - \frac{R_s L_r + \frac{L_m^2}{T_r}}{\sigma L_s L_r} \Delta i_{sq} - \frac{\omega L_m}{\sigma L_s L_r} \Delta\Psi_{rd} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} \Delta\Psi_{rq} - \frac{L_m \Psi_{rd}}{\sigma L_s L_r} \Delta\omega. \quad (6.14)$$

Jednadžbe (6.4), (6.7), (6.8), (6.13) i (6.14) preglednije je napisati u matričnoj formi uvažavajući jednadžbu (6.2) i uzimajući u obzir da je $\omega_s = \omega_s^*$:

$$p\Delta\mathbf{x}_s = \mathbf{A}_s\Delta\mathbf{x}_s + \mathbf{B}_s\Delta\mathbf{u}_s + \mathbf{B}_t\Delta m_t, \quad (6.15)$$

pri čemu je:

$$\Delta\mathbf{x}_s = \begin{bmatrix} \Delta i_{sd} \\ \Delta i_{sq} \\ \Delta \Psi_{rd} \\ \Delta \Psi_{rq} \\ \Delta \omega \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A}_s = \begin{bmatrix} a_3 & \omega_s^* & \frac{a_1 L_m}{T_r} & a_1 \omega L_m & a_1 L_m \Psi_{rq} \\ -\omega_s^* & a_3 & -a_1 \omega L_m & \frac{a_1 L_m}{T_r} & -a_1 L_m \Psi_{rd} \\ \frac{L_m}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & \omega_s^* - \omega & -\Psi_{rq} \\ 0 & \frac{L_m}{T_r} & \omega - \omega_s^* & -\frac{1}{T_r} & \Psi_{rd} \\ -a_2 \Psi_{rq} & a_2 \Psi_{rd} & a_2 i_{sq} & -a_2 i_{sd} & -\frac{R_\omega}{J} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{B}_s = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & i_{sq} \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} & -i_{sd} \\ 0 & 0 & \Psi_{rq} \\ 0 & 0 & -\Psi_{rd} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_s = \begin{bmatrix} \Delta u_{sd}^* \\ \Delta u_{sq}^* \\ \Delta \omega_s^* \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}_t = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ \frac{P}{2J} \end{bmatrix},$$

$$a_1 = \frac{1}{\sigma L_s L_r}, \quad a_2 = \frac{3 P^2 L_m}{2 4 J L_r}, \quad a_3 = -a_1 (R_s L_r + \frac{L_m^2}{T_r}).$$

Jednadžba (6.15) predstavlja linearizirani model asinkronog motora za mala odstupanja od stacionarne radne točke. Za analizu cjelokupnog sustava vektorskog upravljanja potrebno je još izvesti jednadžbe lineariziranog regulacijskog dijela sa estimatorom brzine vrtnje.

Linearizirani model regulacijskog kruga sustava

Da bi se mogao jednostavnije izvesti linearizirani model regulacijskog kruga potrebno je uvesti sljedeće nove varijable:

$$\text{signal izlaza integratora u u PI estimatoru brzine vrtnje (jednadžba 3.14) } e_\omega = \frac{1}{p} \left(\frac{K_\omega}{T_\omega} \Psi_{rq}^v \right),$$

$$\text{signal izlaza integratora u PI regulatoru brzine vrtnje } e_s = \frac{1}{p} \left(\frac{K_2}{T_2} (\omega^* - \hat{\omega}) \right),$$

signali izlaza integratora u PI regulatorima d i q komponente vektora struje statora $e_{vd} = \frac{1}{p} \left(\frac{K_l}{T_l} (i_{sd}^* - i_{sd}) \right)$ i $e_{vq} = \frac{1}{p} \left(\frac{K_l}{T_l} (i_{sq}^* - i_{sq}) \right)$.

Primjenom jednađbe (3.5) može se pisati:

$$pe_\omega = \frac{K_\omega}{T_\omega} \psi_{rq}^v = \frac{K_\omega}{T_\omega} \frac{L_r}{L_m} (\psi_{sq}^v - \sigma L_s i_{sq}). \quad (6.16)$$

Dalje vrijedi:

$$p\Delta e_\omega = \frac{K_\omega}{T_\omega} \Delta \psi_{rq}^v = \frac{K_\omega}{T_\omega} \frac{L_r}{L_m} (\Delta \psi_{sq}^v - \sigma L_s \Delta i_{sq}) = -\frac{K_\omega \sigma L_s L_r}{T_\omega L_m} \Delta i_{sq} + \frac{K_\omega L_r}{T_\omega L_m} \Delta \psi_{sq}^v. \quad (6.17)$$

Nadalje, korištenjem jednađbi jednađbe (3.5) i (3.14) dobiva se:

$$\hat{\omega} = K_\omega \left(1 + \frac{1}{T_\omega p} \right) \frac{L_r}{L_m} (\psi_{sq}^v - \sigma L_s i_{sq}). \quad (6.18)$$

Ova jednađba se može napisati u obliku:

$$\hat{\omega} = e_\omega + K_\omega \frac{L_r}{L_m} (\psi_{sq}^v - \sigma L_s i_{sq}). \quad (6.19)$$

Nadalje, vrijedi da je:

$$\Delta \hat{\omega} = \Delta e_\omega + K_\omega \frac{L_r}{L_m} (\Delta \psi_{sq}^v - \sigma L_s \Delta i_{sq}). \quad (6.20)$$

Za PI regulator brzine vrtnje vrijede sljedeće jednađbe:

$$pe_s = \frac{K_2}{T_2} (\omega^* - \hat{\omega}), \quad (6.21)$$

$$p\Delta e_s = \frac{K_2}{T_2} (\Delta \omega^* - \Delta \hat{\omega}). \quad (6.22)$$

Uvrštavanjem jednađbe (6.20) u (6.22) dobiva se:

$$p\Delta e_s = \frac{K_2}{T_2} \Delta \omega^* - \frac{K_2}{T_2} \Delta e_\omega - \frac{K_2 L_r K_\omega}{T_2 L_m} \Delta \psi_{sq}^v + \frac{K_2 \sigma L_s L_r K_\omega}{T_2 L_m} \Delta i_{sq}. \quad (6.23)$$

Za PI regulator d - komponente vektora struje statora vrijedi:

$$pe_{vd} = \frac{K_l}{T_l}(i_{sd}^* - i_{sd}), \quad (6.24)$$

$$p\Delta e_{vd} = \frac{K_l}{T_l}(\Delta i_{sd}^* - \Delta i_{sd}), \quad (6.25)$$

S obzirom da se referenca i_{sd}^* vektora struje statora drži konstantnom vrijedi da je $\Delta i_{sd}^* = 0$. U tom slučaju jednadžba (6.25) prelazi u:

$$p\Delta e_{vd} = -\frac{K_l}{T_l}\Delta i_{sd}. \quad (6.26)$$

Za PI regulator q - komponente vektora struje statora vrijedi:

$$pe_{vq} = \frac{K_l}{T_l}(i_{sq}^* - i_{sq}), \quad (6.27)$$

$$p\Delta e_{vq} = \frac{K_l}{T_l}(\Delta i_{sq}^* - \Delta i_{sq}), \quad (6.28)$$

$$i_{sq}^* = K_2(\omega^* - \omega) + e_s, \quad (6.29)$$

$$\Delta i_{sq}^* = K_2(\Delta\omega^* - \Delta\omega) + \Delta e_s. \quad (6.30)$$

Uvrštavanjem jednadžbe (6.20) u (6.30), a zatim dobivenu formulu u jednadžbu (6.28) dobiva se:

$$\begin{aligned} p\Delta e_{vq} = & \frac{K_2 K_l}{T_l} \Delta\omega^* - \frac{K_2 K_l}{T_l} \Delta e_\omega - \frac{L_r K_\omega K_2 K_l}{L_m T_l} \Delta\psi_{sq}^v + \\ & + \frac{K_l K_2 L_r K_\omega \sigma L_s}{T_l L_m} \Delta i_{sq} + \frac{K_l}{T_l} \Delta e_s - \frac{K_l}{T_l} \Delta i_{sq}. \end{aligned} \quad (6.31)$$

Koristeći se činjenicom da je q - komponenta toka rotora procijenjena strujnim modelom jednaka nuli, tj. $\psi_{rq}^c = 0$ i uvažavajući jednadžbu (3.10), uz primjenu teorije diferencija, jednadžba (3.12) napisana u skalarnom obliku glasi:

$$p\Delta\psi_{sd}^v = \Delta u_{sd}^* + \left(\frac{\sigma L_s}{T_c} - R_s^*\right)\Delta i_{sd} - \frac{I}{T_c} \Delta\psi_{sd}^v + \Delta\omega_s^* \psi_{sq}^v + \omega_s^* \Delta\psi_{sq}^v, \quad (6.32)$$

$$p\Delta\psi_{sq}^v = \Delta u_{sq}^* + \left(\frac{\sigma L_s}{T_c} - R_s^*\right)\Delta i_{sq} - \Delta\omega_s^* \psi_{sd}^v - \omega_s^* \Delta\psi_{sd}^v - \frac{I}{T_c} \Delta\psi_{sq}^v. \quad (6.33)$$

Radi bolje preglednosti sustav jednadžbi (6.20), (6.23), (6.26), (6.31), (6.32) i (6.33) pogodno je napisati u matričnoj formi:

$$p\Delta\mathbf{z}=\mathbf{A}_x\Delta\mathbf{x}_s+\mathbf{A}_z\Delta\mathbf{z}+\mathbf{B}_z\Delta\mathbf{u}_s+\mathbf{B}_r\Delta\omega^*, \quad (6.34)$$

pri čemu je:

$$\Delta\mathbf{z}=\begin{bmatrix} \Delta e_\omega \\ \Delta e_s \\ \Delta e_{vd} \\ \Delta e_{vq} \\ \Delta \Psi_{sd}^v \\ \Delta \Psi_{sq}^v \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A}_x=\begin{bmatrix} 0 & -\frac{a_4}{T_\omega} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{a_4 K_2}{T_2} & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{K_l}{T_l} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{a_5 K_l}{T_l} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\sigma L_s}{T_c} - R_s^* & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sigma L_s}{T_c} - R_s^* & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{A}_z=\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{a_6}{T_\omega} \\ -\frac{K_2}{T_2} & 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{a_6 K_2}{T_2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{K_l K_2}{T_l} & \frac{K_l}{T_l} & 0 & 0 & 0 & -\frac{a_6 K_l K_2}{T_l} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{T_c} & \omega_s^* \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\omega_s^* & -\frac{1}{T_c} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}_z=\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \Psi_{sq}^v \\ 0 & 1 & -\Psi_{sd}^v \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}_r=\begin{bmatrix} 0 \\ \frac{K_2}{T_2} \\ 0 \\ \frac{K_l K_2}{T_l} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix},$$

$$a_4 = \frac{\sigma L_s L_r K_\omega}{L_m}, \quad a_5 = \frac{\sigma L_s L_r K_2 K_\omega}{L_m} - 1, \quad a_6 = \frac{K_\omega L_r}{L_m}.$$

Za PI regulator d -komponente vektora struje statora vrijedi:

$$e_{sd}^* = e_{vd} + K_l(i_{sd}^* - i_{sd}), \quad (6.35)$$

$$\Delta e_{sd}^* = \Delta e_{vd} - K_l \Delta i_{sd}. \quad (6.36)$$

Za PI regulator q -komponente vektora struje statora vrijedi:

$$e_{sq}^* = e_{vq} + K_l(i_{sq}^* - i_{sq}), \quad (6.37)$$

$$\Delta e_{sq}^* = \Delta e_{vq} + K_l \Delta i_{sq}^* - K_l \Delta i_{sq}. \quad (6.38)$$

Uvrštavanjem jednadžbe (6.20) u (6.30) dobiva se:

$$\Delta i_{sq}^* = K_2 \Delta \omega^* - K_2 \Delta e_\omega - \frac{L_r K_\omega K_2}{L_m} \Delta \Psi_{sq}^v + \frac{K_2 L_r K_\omega \sigma L_s}{L_m} \Delta i_{sq} + \Delta e_s. \quad (6.39)$$

Uvrštavanjem ove jednačbe u (6.38) vrijedi da je:

$$\begin{aligned} \Delta e_{sq}^* = & \left(\frac{\sigma L_s L_r K_2 K_\omega}{L_m} - 1 \right) K_1 \Delta i_{sq} - K_1 K_2 \Delta e_\omega + K_1 \Delta e_s \\ & + \Delta e_{vq} - \frac{K_1 K_2 K_\omega L_r}{L_m} \Delta \Psi_{sq}^v + K_1 K_2 \Delta \omega. \end{aligned} \quad (6.40)$$

Iz jednačbe (3.11) slijedi da je:

$$\Delta \omega_s^* = \Delta \hat{\omega} + \frac{1}{T_r^* i_{sd}^*} \Delta i_{sq}^*. \quad (6.41)$$

Ako se u ovu jednačbu uvrsti jednačba (6.20) i (6.39) dobiva se:

$$\begin{aligned} \Delta \omega_s^* = & - \frac{\left(1 - \frac{K_2}{T_r^* i_{sd}^*} \right) \sigma L_s L_r}{L_m} K_\omega \Delta i_{sq} + \left(1 - \frac{K_2}{T_r^* i_{sd}^*} \right) \Delta e_\omega + \frac{1}{T_r^* i_{sd}^*} \Delta e_s + \\ & + \frac{\left(1 - \frac{K_2}{T_r^* i_{sd}^*} \right) K_\omega L_r}{L_m} \Delta \Psi_{sq}^v + \frac{K_2}{T_r^* i_{sd}^*} \Delta \omega^*. \end{aligned} \quad (6.42)$$

Sustav jednačbi (6.36), (6.40) i (6.42) napisan u matricnoj formi:

$$\Delta \mathbf{u}_s = \mathbf{F}_x \Delta \mathbf{x}_s + \mathbf{F}_z \Delta \mathbf{z} + \mathbf{F}_r \Delta \omega^*, \quad (6.43)$$

pri čemu je:

$$\mathbf{F}_x = \begin{bmatrix} -K_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & a_5 K_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{a_7 K_\omega}{a_1 L_m} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F}_r = \begin{bmatrix} 0 \\ K_1 K_2 \\ \frac{K_2}{T_r^* i_{sd}^*} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{F}_z = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ -K_1 K_2 & K_1 & 0 & 1 & 0 \\ a_7 & \frac{1}{T_r^* i_{sd}^*} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad a_7 = 1 - \frac{K_2}{T_r^* i_{sd}^*}.$$

Uvrštavanjem jednačbe (6.43) u jednačbe (6.15) i (6.34) i sređivanjem, može se pisati:

$$p\Delta\mathbf{x}=\mathbf{A}\Delta\mathbf{x}+\mathbf{B}\Delta\omega^*+\mathbf{B}_T\Delta m_t, \quad (6.44)$$

pri čemu je:

$$\Delta\mathbf{x}=\begin{bmatrix} \Delta\mathbf{x}_s^T \\ \Delta\mathbf{z}^T \end{bmatrix}, \mathbf{A}=\begin{bmatrix} \mathbf{A}_s + \mathbf{B}_s\mathbf{F}_x & \mathbf{B}_s\mathbf{F}_z \\ \mathbf{A}_x + \mathbf{B}_z\mathbf{F}_x & \mathbf{A}_z + \mathbf{B}_z\mathbf{F}_z \end{bmatrix}, \mathbf{B}=\begin{bmatrix} \mathbf{B}_s\mathbf{F}_r \\ \mathbf{B}_z\mathbf{F}_r \end{bmatrix}, \mathbf{B}_T=\begin{bmatrix} \mathbf{B}_t \\ 0 \end{bmatrix}.$$

Ako se uzme u obzir da nema promjene momenta tereta, tj. da je: $\Delta m_t=0$ i da je $\Delta\omega_r = \mathbf{C}\Delta\mathbf{x}$ dobiva, se iz jednadžbe (6.44), sljedeća prijenosna funkcija:

$$G(p) = \frac{\Delta\omega}{\Delta\omega^*} = \mathbf{C}(p\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1}\mathbf{B}, \quad (6.45)$$

pri čemu je: $\mathbf{C} = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$.

Prijenosna funkcija brzine vrtnje po referentnoj brzini vrtnje predloženog sustava vektorskog upravljanja ima devet nula i jedanaest polova. Analizom položaja polova i nula ove prijenosne funkcije može se zaključivati o osjetljivosti analiziranog sustava vektorskog upravljanja na promjene u referenci brzine vrtnje $\Delta\omega^*$.

6.2. Analiza položaja nula i polova prijenosne funkcije brzine vrtnje

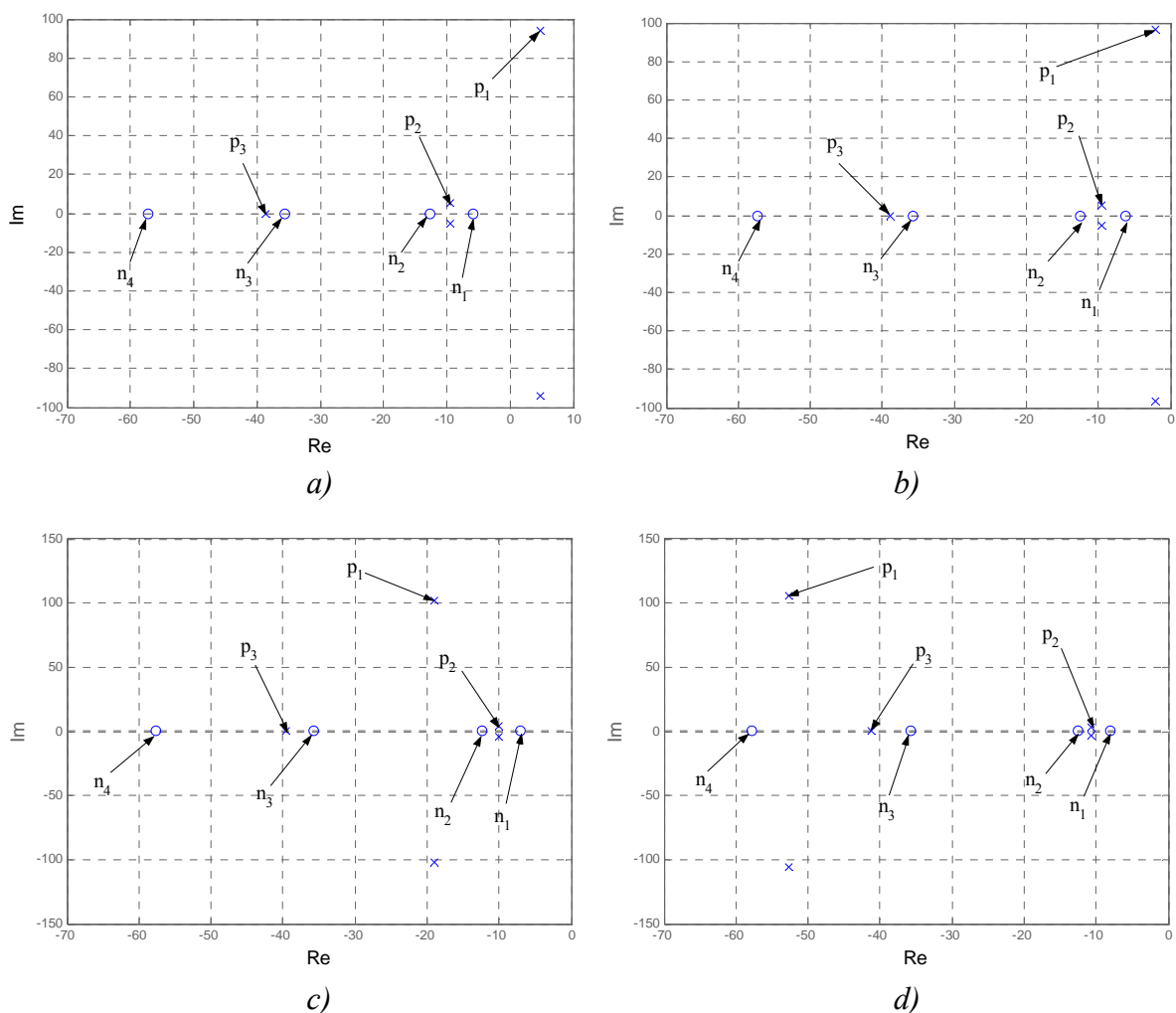
Međuinduktivitet analiziranog motora se mijenja zbog zasićenja u željezu, posebno pri nižim frekvencijama napona napajanja. U 3. i 5. poglavlju je pokazano da točnost procjene međuinduktiviteta motora L_m bitno utječe na statičke i dinamičke pokazatelje kvalitete regulacije brzine vrtnje sustava vektorskog upravljanja AM-om.

Da bi se detaljno analizirao utjecaj pogreške procjene međuinduktiviteta asinkronog motora na stabilnost regulacijskog sustava analizirana su dva karakteristična režima rada:

1. Skokovita promjena reference brzine vrtnje sa iznosa $\omega_1^* = 0,02$ [p.u.] na iznos $\omega_2^* = 0,023$ [p.u.]. Skokovita promjena momenta tereta je sa $m_{t1} = 0,5m_t$ na $m_{t2} = 0,25m_{tm}$. Referenca struje statora i_{sd}^* zadržava tijekom proračuna konstantan iznos $i_{sd}^* = 0,8207$ [p.u.].
2. Skokovita promjena reference brzine vrtnje sa iznosa $\omega_1^* = 0,3$ [p.u.] na iznos $\omega_2^* = 0,35$ [p.u.]. Skokovita promjena momenta tereta je sa $m_{t1} = 0,5m_t$ na $m_{t2} = 0$. Referenca struje statora i_{sd}^* zadržava tijekom proračuna konstantan iznos $i_{sd}^* = 0,8221$ [p.u.].

Referenca i_{sd}^* struje statora je, u oba analizirana slučaja, odabrana na način da je iznos vektora magnetskog toka rotora 20 [%] veći od nazivnog kada je međuinduktivitet motora L_m procijenjena bez pogreške i kada je motor opterećen momentom tereta m_{t1} .

U prvom režimu rada, položaj polova i nula dominantnih za stabilnost regulacijskog sustava, za različite pogreške procjene međuinduktiviteta, prikazan je na slici 6.1.



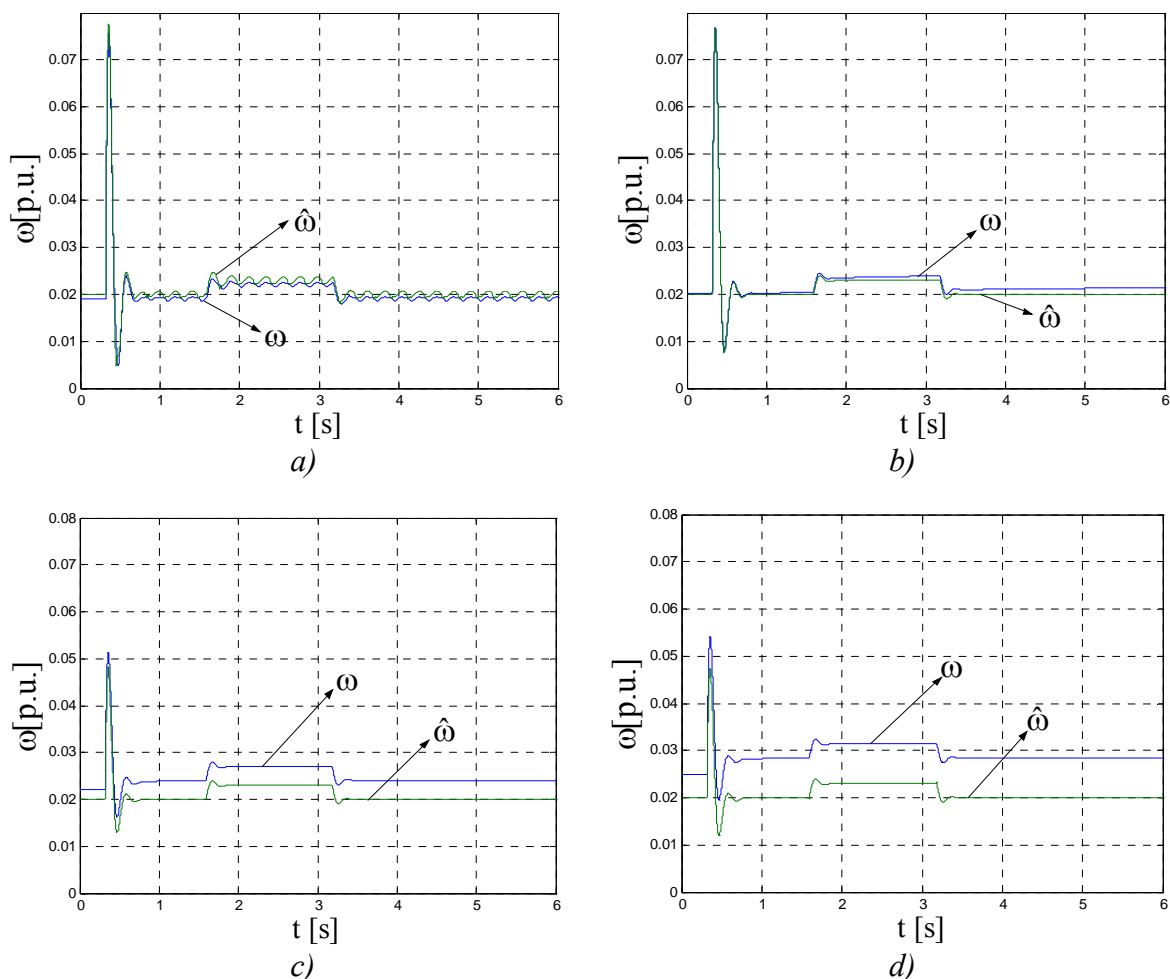
Slika 6.1. Položaj polova i nula prijenosne funkcije, dominantnih za stabilnost sustava vektorskog upravljanja AM-om za sljedeće pogreške u procjeni međuinduktiviteta:

$$\hat{L}_m = 0,985L_m \text{ (a)}, \hat{L}_m = L_m \text{ (b)}, \hat{L}_m = 1,03L_m \text{ (c)} \text{ i } \hat{L}_m = 1,08L_m \text{ (d)};$$

$$m_t = 0,5m_m, i_{sd}^* = 0,8207 [p.u.] \text{ i } \omega_1^* = 0,02 [p.u.]$$

Na slici 6.1. se primjećuje gibanje dominantnog pola p_1 u kompleksnoj ravnini i to na način da njegov realni dio postaje čak i pozitivan ukoliko je međuinduktivitet motora L_m procijenjena manjim od stvarnog. Ova činjenica ukazuje na moguću nestabilnost sustava vektorskog upravljanja. Ostali dominantni polovi i nule ne mijenjaju značajno svoja mjesta u kompleksnoj ravnini.

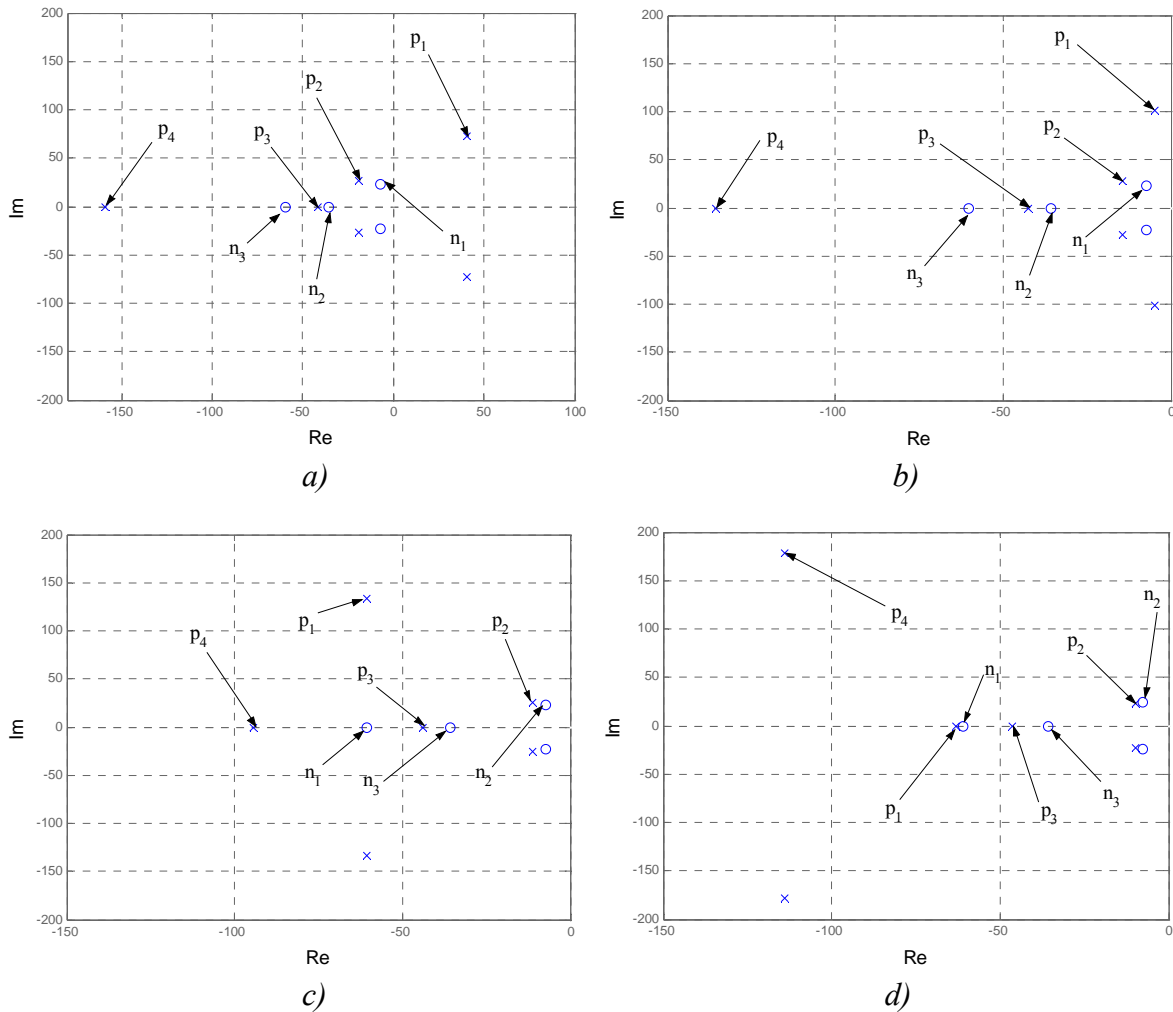
Da bi se pokazao utjecaj točnosti procjene međuinduktiviteta na konvencionalno proračunatu brzinu vrtnje ω i brzinu vrtnje procijenjenu observerom $\hat{\omega}$ analizirana su četiri slučaja pogreške procjene međuinduktiviteta u sustavu vektorskog upravljanja (slika 6.2). Analizirani su utjecaji pogreške procjene međuinduktiviteta na primjerima odziva brzine vrtnje na promjenu momenta tereta sa $m_{t1} = 0,5m_t$ na $m_{t2} = 0,25m_m$ u trenutku $t = 0,32 [s]$ i promjenu reference brzine vrtnje sa $\omega_1^* = 0,02 [p.u.]$ na $\omega_2^* = 0,023 [p.u.]$ u trenutku $t = 1,6 [s]$, a u trenutku $t = 3,2 [s]$ obrnuto.



Slika 6.2. Brzina vrtnje motora ω i brzina vrtnje $\hat{\omega}$: u $t = 0,32$ [s] motor je skokovito rasterećen sa $m_{t1} = 0,5m_t$ na $m_{t2} = 0,25m_m$, u $t = 1,6$ [s] referenca brzine vrtnje se mijenja sa $\omega_1^* = 0,02$ [p.u.] na $\omega_2^* = 0,023$ [p.u.], a u $t = 3,2$ [s] obrnuto, uz $i_{sd}^* = 0,8207$ [p.u.]; $\hat{L}_m = 0,985L_m$ (a), $\hat{L}_m = L_m$ (b), $\hat{L}_m = 1,03L_m$ (c) i $\hat{L}_m = 1,08L_m$ (d)

Na slici 6.2. a) se vidi da je brzina vrtnje motora postala oscilatorna, tj. regulacijski sustav ulazi u nestabilno područje rada. Ovo se događa kada je međuinduktivitet motora L_m procijenjena manjim od stvarnog. Rezultat proračuna prikazan na slici 6.2. a) ostvaren je sa pogreškom procjene međuinduktiviteta od 2,5 [%], tj. $\hat{L}_m = 0,985L_m$. Ukoliko se, u analiziranoj dinamici, međuinduktivitet procjeni na još manji iznos konvencionalno proračunata brzina vrtnje se nekontrolirano smanjuje kada se motor skokovito rastereti sa iznosa momenta tereta $m_{t1} = 0,5m_t$ na $m_{t2} = 0,25m_m$. Ako je međuinduktivitet motora procijenjena većim od stvarnog ($\hat{L}_m > L_m$) tada postoji konstantna razlika između brzine vrtnje ω i $\hat{\omega}$ koja je tim veća što je veća i pogreška u procjeni međuinduktiviteta (slika 6.2. c) i d)).

U drugom režimu rada, položaj polova i nula dominantnih sa stanovišta stabilnosti regulacijskog sustava, za različite pogreške procjene međuinduktiviteta, prikazan je na slici 6.3.



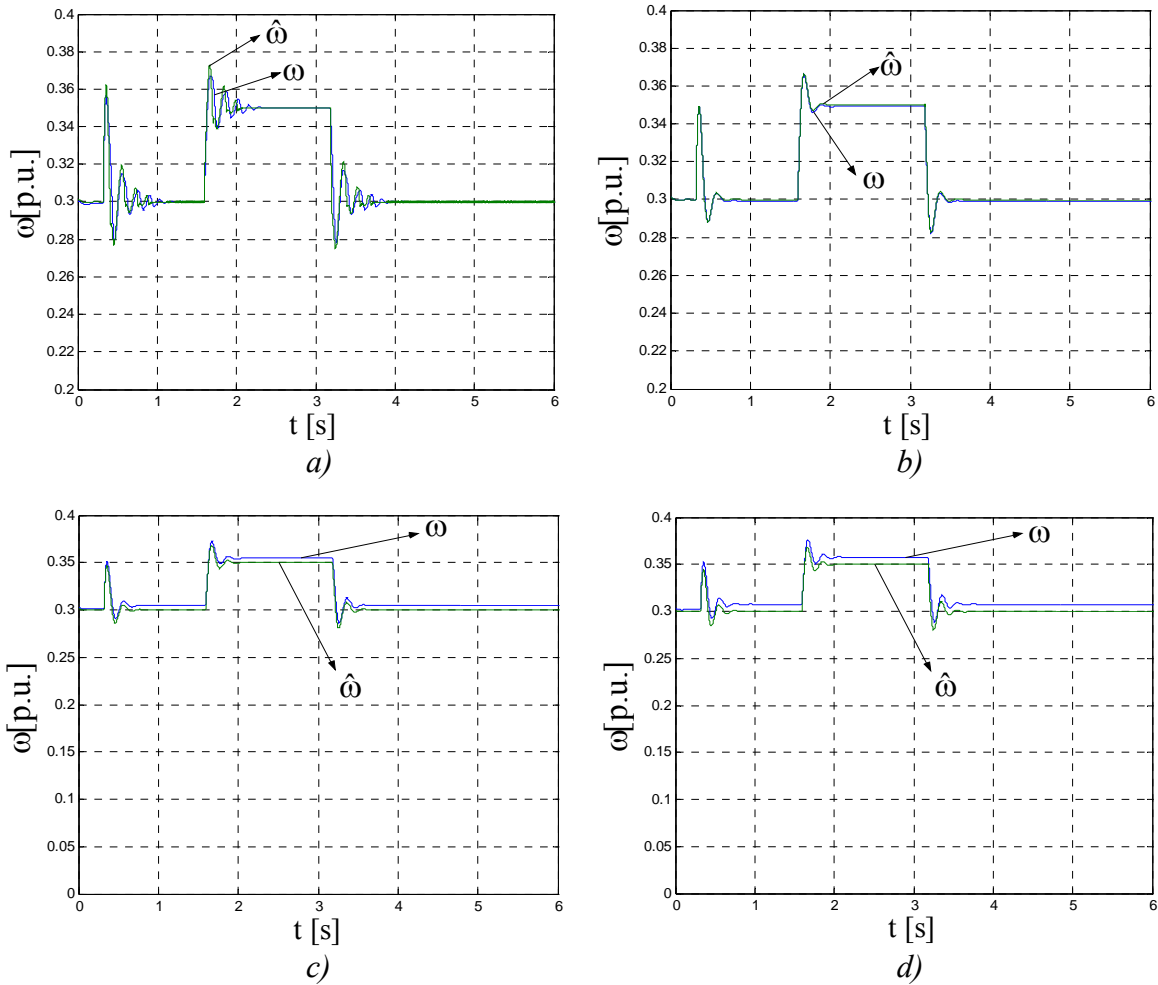
Slika 6.3. Položaj polova i nula prijenosne funkcije, dominantnih sa stanovišta stabilnosti sustava vektorskog upravljanja AM-om, za sljedeće pogreške u procjeni međuinuktiviteta:

$$\hat{L}_m = 0,984L_m \text{ (a)}, \hat{L}_m = L_m \text{ (b)}, \hat{L}_m = 1,016L_m \text{ (c)} \text{ i } \hat{L}_m = 1,03L_m \text{ (d)};$$

$$m_t = 0,5m_m, i_{sd}^* = 0,8221 [p.u.] \text{ i } \omega_1^* = 0,3 [p.u.]$$

Na slici 6.3. se primjećuje gibanje dominantnog pola p_1 i to na način da njegov realni dio postaje pozitivan ukoliko je međuinuktivitet motora L_m procijenjena manjim od stvarnog. Ova činjenica ukazuje na moguću nestabilnost sustava vektorskog upravljanja. Pol p_4 također mijenja položaj u kompleksnoj ravnini, ali ne prelazi, ni u jednom slučaju, imaginarnu os. Ostali dominantni polovi i nule ne mijenjaju značajno svoja mjesta u kompleksnoj ravnini.

Da bi se pokazao utjecaj točnosti procjene međuinuktiviteta na konvencionalno proračunatu brzinu vrtnje ω i brzinu vrtnje procijenjenu observerom $\hat{\omega}$ analizirana su četiri slučaja pogreške procjene međuinuktiviteta u sustavu vektorskog upravljanja (slika 6.4). Analizirani su utjecaji pogreške procjene međuinuktiviteta na primjerima odziva brzine vrtnje na promjenu momenta tereta sa $m_{t1} = 0,5m_t$ na $m_{t2} = 0$ u trenutku $t = 0,32$ [s] i promjenu reference brzine vrtnje sa $\omega_1^* = 0,3$ [p.u.] na $\omega_2^* = 0,35$ [p.u.] u trenutku $t = 1,6$ [s], a u trenutku $t = 3,2$ [s] obrnuto.



Slika 6.4. Brzina vrtnje motora ω i brzina vrtnje $\hat{\omega}$: u $t = 0,32$ [s] motor je skokovito rasterećen sa $m_t = 0,5m_m$ na $m_t = 0$, u $t = 1,6$ [s] referenca brzine vrtnje se mijenja sa

$$\omega_1^* = 0,3$$
 [p.u.] na $\omega_2^* = 0,35$ [p.u.], a u $t = 3,2$ [s] obrnuto $\hat{L}_m = 0,984L_m$ (a), uz $i_{sd}^* = 0,8221$ [p.u.]; $\hat{L}_m = L_m$ (b), $\hat{L}_m = 1,016L_m$ (c) i $\hat{L}_m = 1,03L_m$ (d)

Na slici 6.4. a) se vidi da je izmjenična komponenta u brzini vrtnje motora više izražena i da prijelazna pojava dulje traje. Ovo se događa kada je međuinduktivitet motora L_m procijenjena manjim od stvarnog. Rezultat proračuna prikazan na slici 6.4. a) ostvaren je sa pogreškom procjene međuinduktiviteta od 2,6 [%], tj. $\hat{L}_m = 0,984L_m$. Ukoliko se, u analiziranoj dinamici, međuinduktivitet procjeni na još manji iznos konvencionalno proračunata brzina vrtnje ω se počinje značajno razlikovati od brzine vrtnje $\hat{\omega}$ procijenjene observerom kada se moment tereta skokovito promjeni sa $m_t = 0,5m_m$ na $m_t = 0$. Ako je međuinduktivitet motora procijenjena većim od stvarnog ($\hat{L}_m > L_m$) tada postoji konstantna razlika između brzine vrtnje ω i $\hat{\omega}$ koja je tim veća što je veća i pogreška u procjeni međuinduktiviteta (slika 6.4. c) i d)). U slučaju valjane procjene međuinduktiviteta L_m (slika 6.4. b)) proračunata i procijenjena brzina vrtnje se vrlo dobro podudaraju u stacionarnim kao i u dinamičkim režimima rada.

Rezultati proračuna prikazani na slikama 6.2. i 6.4. predstavljaju dinamičke režime rada karakteristične pri ekstremno niskim frekvencijama napona napajanja i pri nešto većim

frekvencijama napona napajanja. U ostalim područjima promjena brzine vrtnje i frekvencije događaju se vrlo slični efekti, te stoga nisu posebno analizirani. Dakle, općenito se može reći da se najbolji pokazatelji kvalitete regulacije postižu ako je međuinduktivitet motora procijenjena bez pogreške, što je i za očekivati. Međutim, važno je istaknuti da, ukoliko se međuinduktivitet procjeni po iznosu manjim od stvarnog, brzina vrtnje motora postaje najprije oscilatorna, a zatim regulacijski sustav može postati čak i nestabilan.

Efekti pogreške procjene brzine vrtnje u području nižih i srednjih brzina vrtnje i frekvencije napona napajanja bit će i eksperimentalno analiziran u 7. poglavlju na laboratorijskoj postaji Mikra.

7. EKSPERIMENTALNI RAZVOJ SUSTAVA VEKTORSKOG UPRAVLJANJA I POTVRĐIVANJE TEORIJSKIH ISTRAŽIVANJA

7.1. Razvoj laboratorijske postaje sustava vektorskog upravljanja asinkronim motorom

Laboratorijska postaja razvijena je u laboratoriju za regulaciju električnih strojeva Fakulteta elektrotehnike, strojarstva i brodogradnje u Splitu. Osnovna joj je namjena istraživanje sustava upravljanja asinkronim motorom kao što su vektorsko upravljanje asinkronim motorom sa i bez mjernog člana brzine vrtnje, skalarno upravljanje, direktna regulacija momenta i sl. Laboratorijska postaja nazvana je imenom Mikra i sastoji se od sljedećih dijelova:

1. Ispitivani asinkroni motor snage $1,5 [kW]$,
2. Dinamo vaga snage $7,5 [kW]$ namijenjena za terećenje ispitivanog asinkronog motora,
3. Pretvarač frekvencije sa istosmjernim međukrugom,
4. Enkoder sa 1800 impulsa po okretaju,
5. PC računalo i
6. Digitalni signal procesor (DSP, 16-bitni fixed point procesor *TMS320F240*) ugrađen u *dSpace* karticu *DS1104* sa odgovarajućim perifernim modulima.

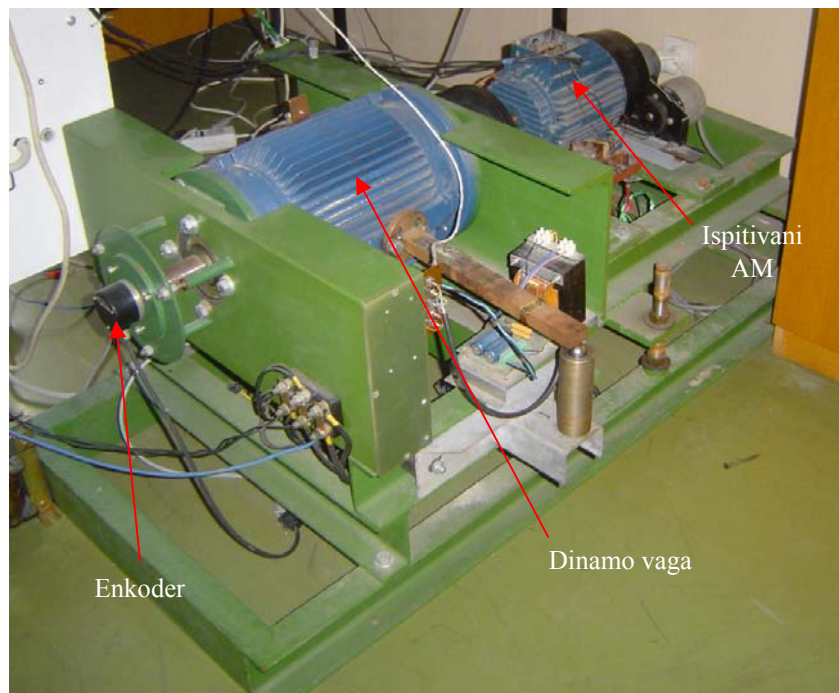
Signal procesor se nalazi na *DS1104* kartici koja je ugrađena u ISA slot PC računala. Ova kartica obavlja sve upravljačke funkcije, akviziciju i obradu signala. PC računalom upravlja korisnik na način da putem ekrana nadgleda sve potrebne signale.

Na slici 7.1. je prikazana fotografija pretvarača frekvencije upravljanog PC računalom.



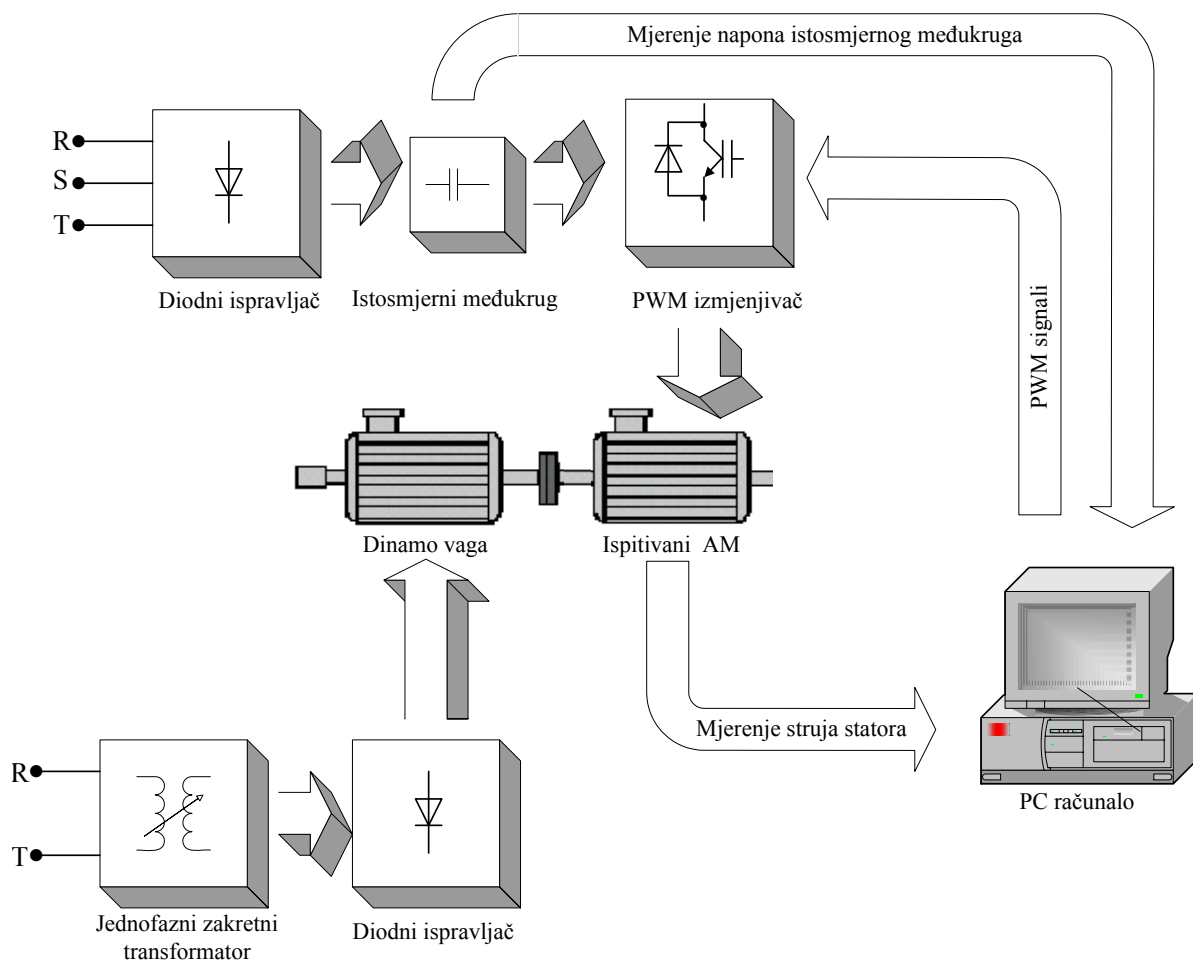
Slika 7.1. Pretvarač frekvencije sa PC računalom

Na slici 7.2. je prikazana fotografija ispitivanog asinkronog motora koji je spojen na zajedničku osovину sa asinkronim motorom snage 7,5 [kW] koji je u funkciji dinamo vage i sa enkoderom.



Slika 7.2. Ispitivani asinkronni motor sa dinamo vagom za terećenje i enkoderom

Na slici 7.3. je prikazana shema laboratorijske postaje Mikra.

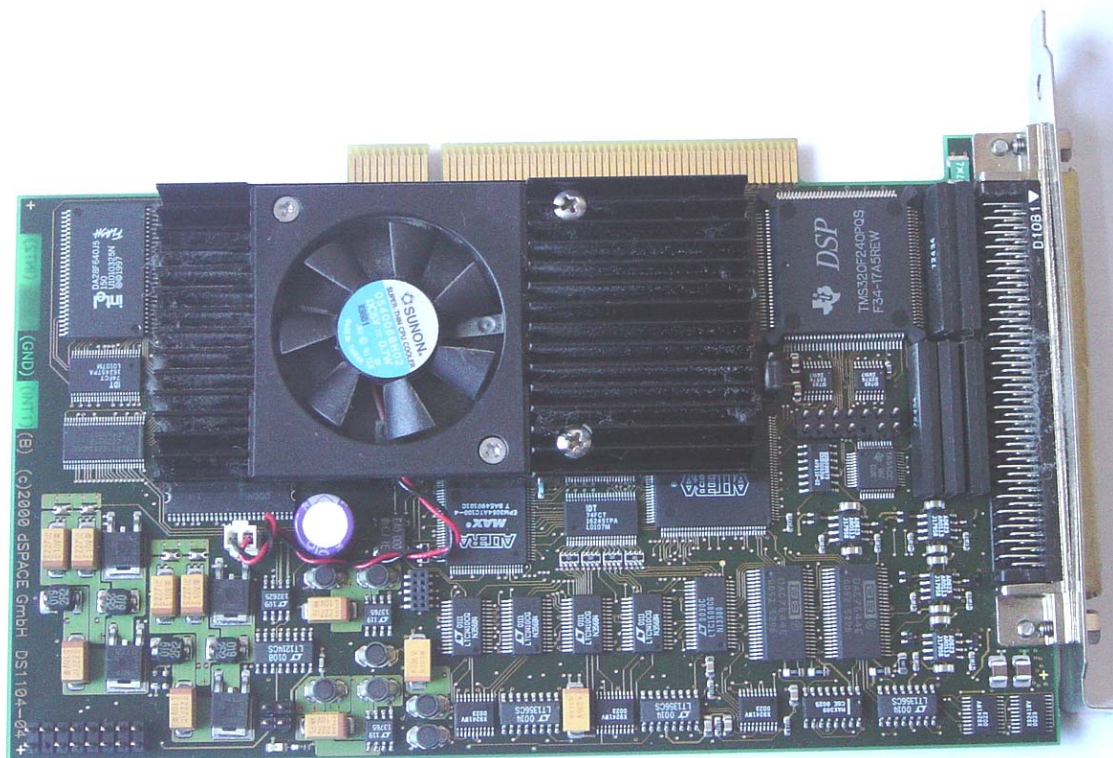


Slika 7.3. Shema laboratorijske postaje Mikra

Upravljačka kartica *DS1104* namijenjena je za digitalnu obradu signala i za upravljanje različitim objektima regulacije u realnom vremenu. Sastoji se od sljedećih komponenti [3]:

1. *TMS320F240* digitalni signal procesora,
2. *MPC8240* mikrokontroler,
3. 32 Mbyte SD RAM-a,
4. Serijsko sučelje,
5. Osam A/D ulaza (četiri 16-bitna i četiri 12-bitna),
6. Osam 16-bitnih D/A ulaza,
7. Dva sučelja inkrementalnog enkodera,
8. Sučelje prema PC računalu i
9. Digitalni I/O podsustav.

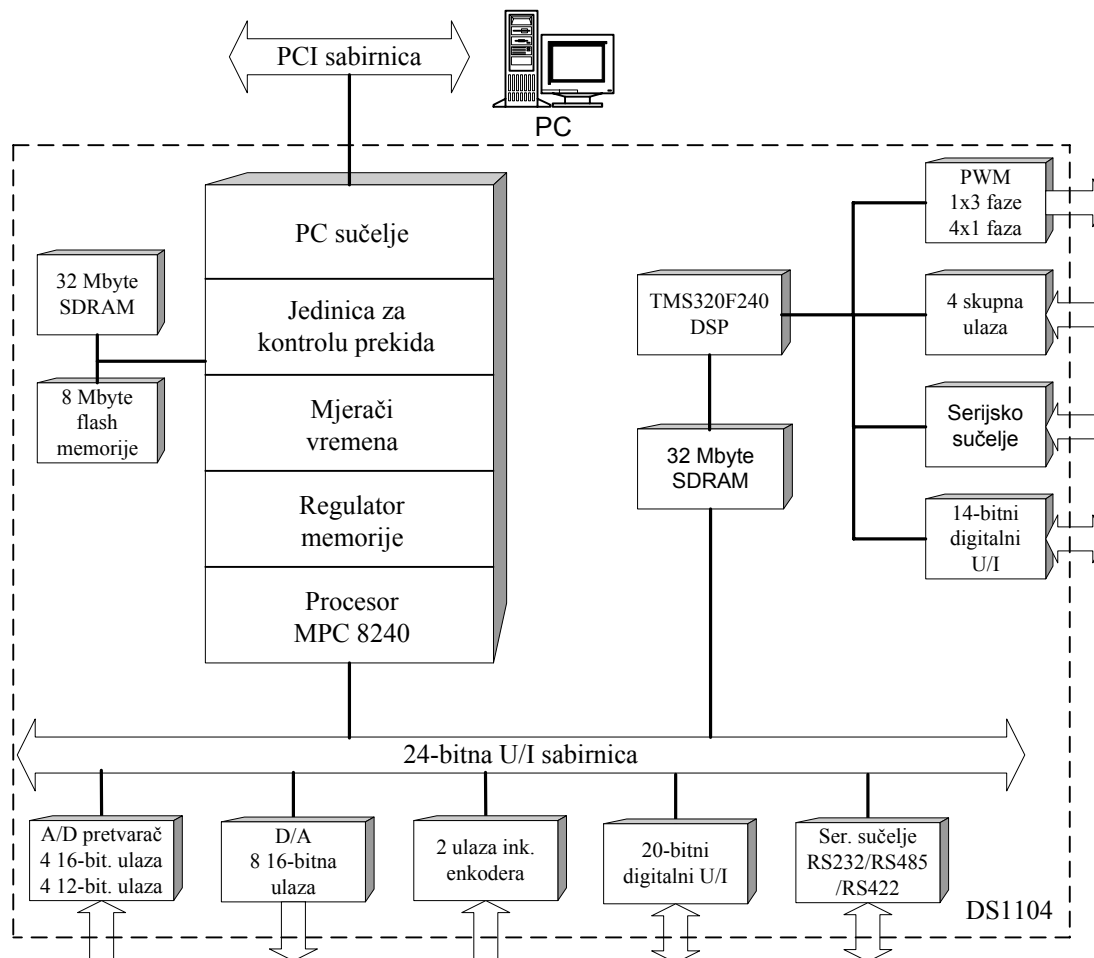
Fotografija *DS1104* kartice se nalazi na slici 7.4.



Slika 7.4. Fotografija DS1104 kartice

TMS320F240 je moderni digitalni signal procesor. Ima mogućnost paralelnog izvođenja operacije množenja i aritmetičko logičke operacije na cijelom ili realnom broju i to u samo jednom ciklusu. Jedan ciklus traje $50 [ns]$. Često se brzina signal procesora definira i brojem milijuna operacija po sekundi (eng. MIPS, Million Instruction per Second). Za navedeni signal procesor ovaj broj iznosi 20 milijuna operacija u sekundi. Procesor podržava veliki adresni prostor ($16 \times 32 M$) i različite načine adresiranja tako da je olakšan razvoj aplikacija u višim programskim jezicima.

Blokovska shema kartice *DS1104* prikazana je na slici 7.5.



Slika 7.5. Blokovska shema DS1104 kartice

Ispitivani asinkroni motor je četveropolni, sa kaveznim rotorom. Njegovi parametri se nalaze u dodatku D1. Inkrementalni enkoder, spojen na zajedničku osovinu sa ispitivanim asinkronim motorom, daje 1800 impulsa po okretaju, s tim da DS1104 kartica ima mogućnost učtetverostučavanja ovog broja impulsa tako da je stvarni broj impulsa 7200 po okretaju.

Pretvarač frekvencije je realiziran kao trofazni tranzistorski most sa šest energetskih tranzistora. Svaki tranzistor ima nominalnu struju od 100 [A] i opremljen je povratnom diodom u zajedničkom kućištu. Pretvarač frekvencije se napaja iz gradske mreže preko trofaznog diodnog mosta. Energetski tranzistori i trofazni diodni ispravljač nalaze se na jedinstvenom aluminijskom hladnjaku.

U istosmjernom međukrugu nalazi se elektrolitski kondenzator kapaciteta 470 [μF] koji služi za umanjivanje valovitosti izlaznog napona diodnog ispravljača.

Svaka faza trofaznog izmjenjivača ima svoj upravljački modul koji služi za modificiranje PWM signala koji dolaze iz DS1104 kartice i njihovo galvansko odvajanje od energetskih tranzistora. Komercijalni naziv ovih upravljačkih modula je SKHI 22B, a proizvođač je Semikron [9]. PWM signali koji dolaze iz DS1104 kartice pripadaju TTL standardu, tj. imaju dva naponska stanja: 0 i 5 [V]. Ovi naponski signali se preko upravljačkih modula SKHI 22B prevode u naponske signale naponskih stanja -7 [V] i +15 [V] čime se osigurava brže sklapanje tranzistora. Galvansko odvajanje osigurano je transformatorima s feritnom jezgrom u upravljačkim modulima. Upravljački moduli imaju mogućnost podešavanja mrtvog vremena signala (vrijeme tijekom kojeg su signali za vođenje tranzistora u istoj grani izmjenjivača na naponu 0 [V], vrijeme t_d) na način da mrtvo vrijeme može iznositi 1,3 μs , 2,3

μs , $3,3 \mu\text{s}$, $4,3 \mu\text{s}$ ili $0 [\mu\text{s}]$. U konkretnoj laboratorijskoj postaji ovo vrijeme je na upravljačkim modulima $0 [\mu\text{s}]$, ali je u računalnom software-u podešeno da mrtvo vrijeme iznosi $5 [\mu\text{s}]$. Mrtvim vremenom t_d se osigurava da istovremeno ne provedu oba energetska tranzistora koji su smješteni u istoj grani izmjenjivača. Osim toga upravljački moduli imaju mogućnost ignoriranja impulsa koji traju kraće od $500 [\text{ns}]$ čime se osigurava da tranzistori ne provedu zbog slučajnog šuma.

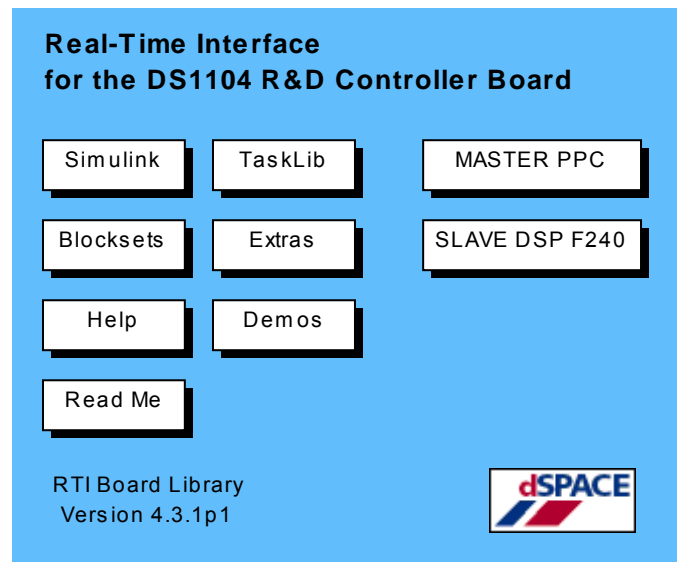
Podsustavima perifernih jedinica podržana je primjena *DS1104* kartice u aplikacijama upravljanja u realnom vremenu. U laboratorijskoj postaji Mikra koriste se samo neke od raspoloživih perifernih jedinica kao što su jedinice za akviziciju struja statora AM-a, signala inkrementalnog enkodera i odgovarajući PWM izlazi.

Dvije fazne struje statora motora se mjere sensorima sa Hall-ovim efektom, proizvođač LEM. Proizvođački naziv ovog strujnog senzora je *LP 50-P*. Primarna nazivna struja je $50 [\text{A}]$, a klasa točnosti je $0,9 [\%]$. Mjerene su dvije fazne struje, a treća fazna struja se rekonstruira. To je moguće jer su namoti statora motora spojeni u zvijezdu bez nul-voda. Hall-ovim sensorima se mjerena struja pretvaraju u naponski signal i ujedno galvanski odvajaju energetske dio od upravljačke elektronike. Ovako dobiven naponski nivo se naponskim djelilom podešava na iznos ne veći od $\pm 10 [\text{V}]$ koliko iznosi opseg napona koji se smije dovesti na ulaz A/D pretvarača. Naponski signali proporcionalni struji statora motora se dovode na ulaz 16-bitnog A/D pretvarača koji ima mogućnost istovremenog uzorkovanja do četiri ulaza. A/D pretvorba se odvija metodom sukcesivne aproksimacije u trajanju od $2 [\mu\text{s}]$.

Signali sa inkrementalnog enkodera uvode se na posebno sučelje na upravljačkoj kartici. Ovo sučelje ima diferencijalni prijemnik za ulazne signale, digitalni filter šuma, pretvarač koji pretvara informaciju o fazi ulaznih signala u smjer brojanja impulsa (*up* ili *down*), 24-bitni brojač pozicije i mogućnost izbora ulaznog tipa signala (jednopolni TTL ili RS422). Ukoliko enkoder omogućava RS422 komunikaciju tada se postiže četiri puta veći broj impulsa po okretaju od onog broja definiranog na enkoderu. Maksimalna frekvencija ulaznih signala je $1,65 [\text{MHz}]$, s mogućnošću učetverostručavanja na iznos od $6,6 [\text{MHz}]$. Mjerenje brzine vrtnje se zasniva na tzv. frekvencijsko-digitalnoj pretvorbi (f/D), pri čemu se frekvencija davača impulsa pretvara u paralelnu digitalnu informaciju prikladnu za daljnju obradu u upravljačkoj kartici. U konkretnom slučaju primijenjen je postupak brojanja impulsa od enkodera tijekom definiranog vremena (vrijeme uzorkovanja T_s). Prema literaturi [1, 63] rezolucija mjerene brzine vrtnje je pri svim brzinama vrtnje približno $8,72 [\text{rad/s}]$ ukoliko se koristi RS422 komunikacija.

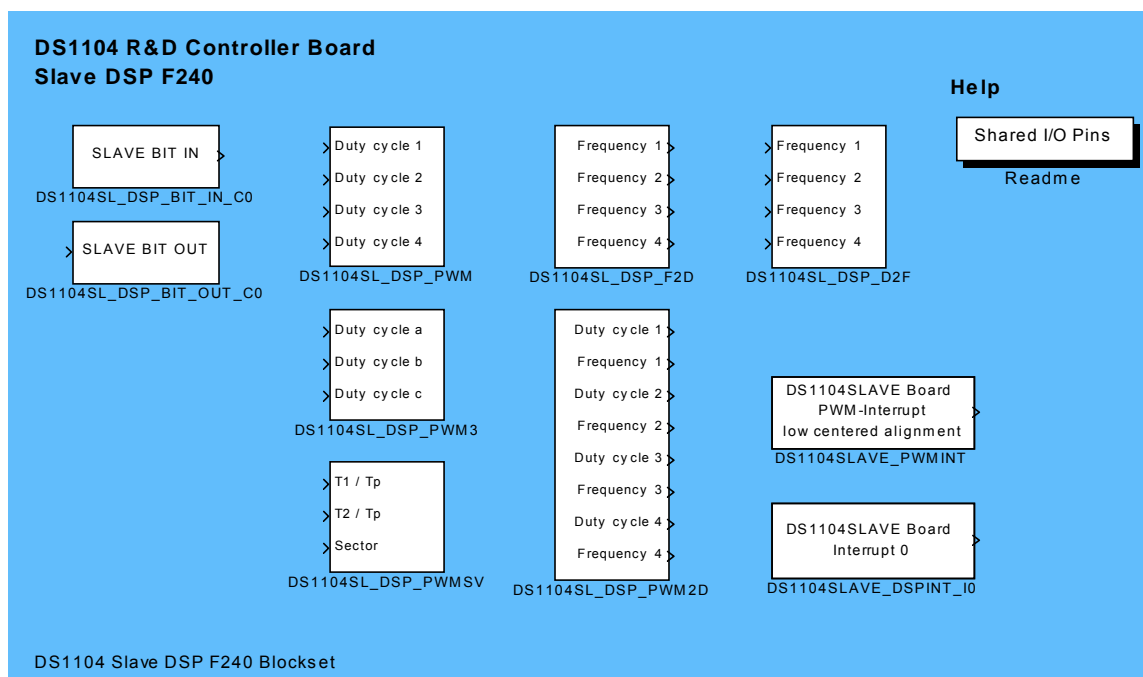
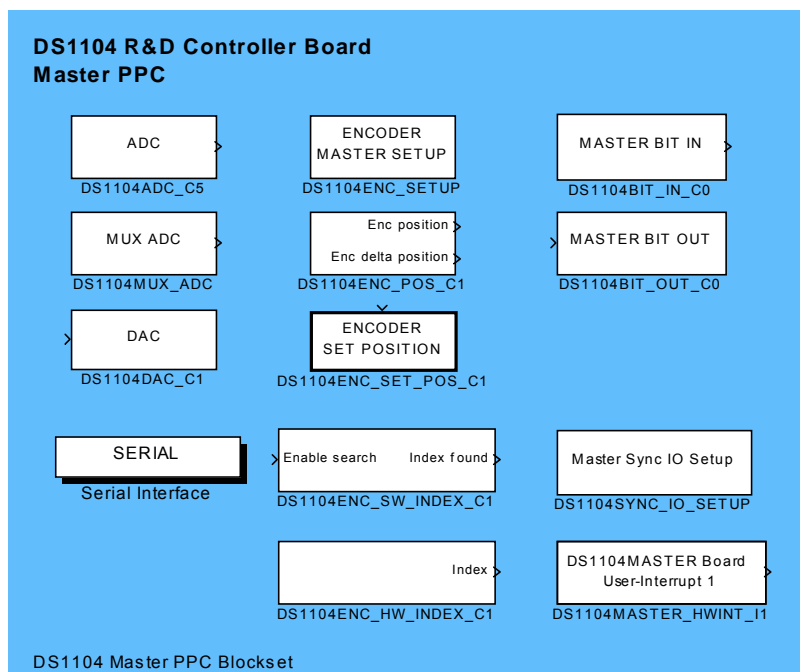
7.2. Programska realizacija sustava vektorskog upravljanja asinkronim motorom zasnovana na *dSpace*-ovoj tehnologiji

Upravljačka kartica sa modernim digitalnim signal procesorom *TMS320F240* podržava programiranje signal procesora na više načina počevši os strojnog jezika najnižeg nivoa do programskih jezika visokog nivoa. U konkretnoj aplikaciji kompletan software je realiziran u programskom paketu MATLAB – *Simulink* i *dSpace*-ovom paketu za razvoj aplikacija u realnom vremenu. *dSpace*-ov paket sadrži software za razvoj aplikacija formiranih kao *Simulink* model ili program u jeziku C za izvođenje na *DS1104* upravljačkoj kartici. Ovaj paket se instalira u već postojeći MATLAB 6.1 (ili noviji) čime se *Simulink*-ova biblioteka blokova proširuje blokovima za razvoj aplikacija za rad u realnom vremenu. Blokovi za razvoj aplikacija u realnom vremenu su podijeljeni u nekoliko skupina na način kako je to prikazano na slici 7.6 [5].



Slika 7.6. dSPACE blokovi za razvoj aplikacija za rad u realnom vremenu

Za aplikaciju sustava vektorskog upravljanja korišteni su blokovi iz skupina *Simulink*, *Master PPC* i *Slave DSP F240*. U skupinu *Simulink* pripadaju blokovi standardnog *Simulink* potprograma. Na slici 7.7. su prikazani blokovi koji pripadaju skupini *Master PPC* i *Slave DSP F240*.



Slika 7.7. dSPACE blokovi koji pripadaju skupini Master PPC i Slave DSP F240

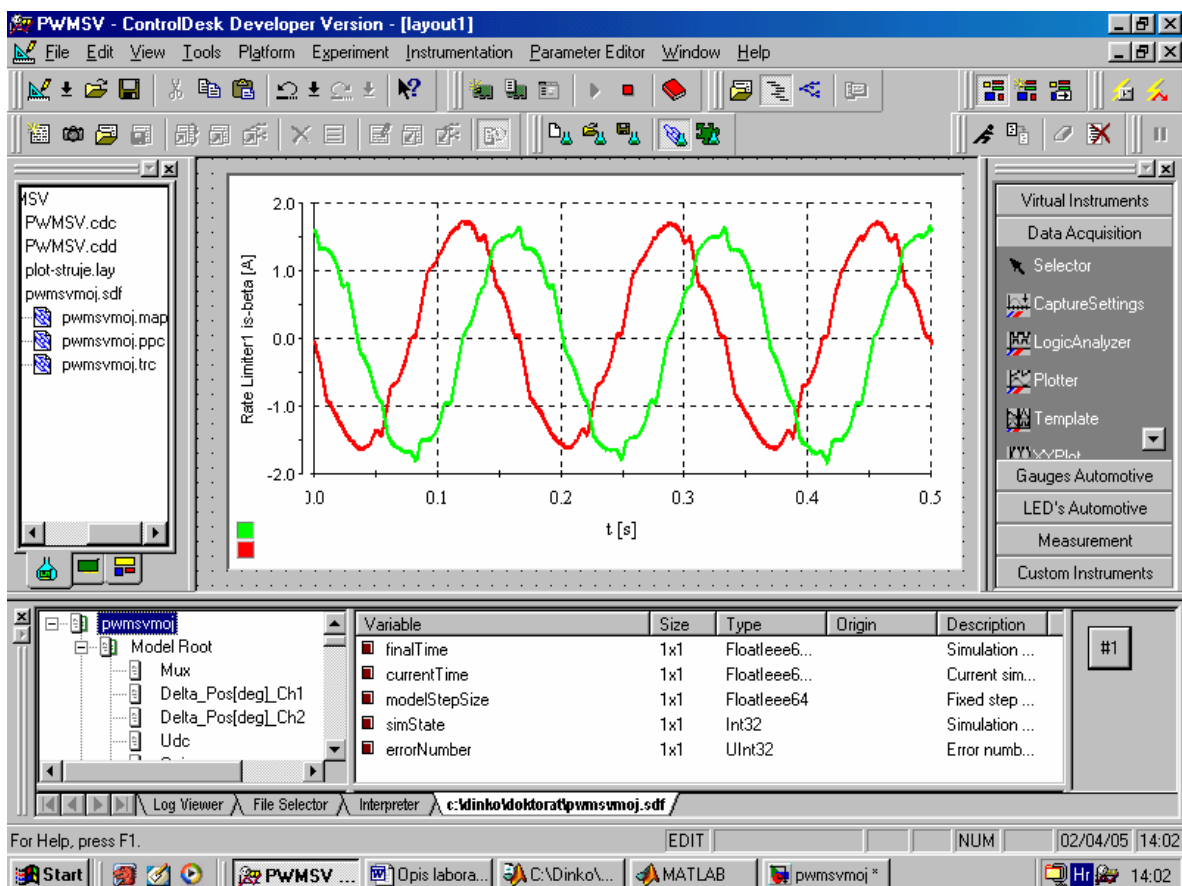
dSpace razvojni software sadrži:

- MLIB/MTRACE programske biblioteke,
- dSpace programsku biblioteku (RTLib 1104) koja podržava programe za rad u realnom vremenu,
- ControlDesk software kojim se osiguravaju funkcije učitavanja programa u DS1104 karticu, te startanje i zaustavljanje izvršavanja programa,
- ControlDesk grafičko sučelje za upravljanje izvršavanjem eksperimenta.

ControlDesk sadrži i skup virtualnih instrumenata, editor parametara, makro zapis izvedenih operacija. Također je omogućena upotreba programskog jezika *Phyton* za kreiranje modula kojima se mogu automatizirati gotovo sve ControlDesk funkcije, pristup *MSExcel*-u ili *MSWord*-u.

Upotrebom *Simulink – dSpace* programskog paketa kreiranje aplikacija za rad u realnom vremenu odvija se identično kao i kreiranje standardne simulacije u *Simulink*-u. Veza sa hardware-om (pretvaračem frekvencije, enkoderom i Hall-ovim senzorima) ostvaruje se izborom i povezivanjem odgovarajućih blokova. Nakon što se formira blokovska shema i podese odgovarajući parametri pokreće se *Build* procedura u okviru koje se obavlja automatsko prevođenje programa u programsku memoriju *dSpace* kartice.

Izvođenje eksperimenta (pokretanje i zaustavljanje), kao i akvizicija željenih veličina se može obavljati direktno iz MATLAB-a ili iz ControlDesk-a. Na slici 7.8. prikazan je izgled okruženja ControlDesk-a sa snimljenim α i β komponentama struje statora $i_{s\alpha}$ i $i_{s\beta}$.

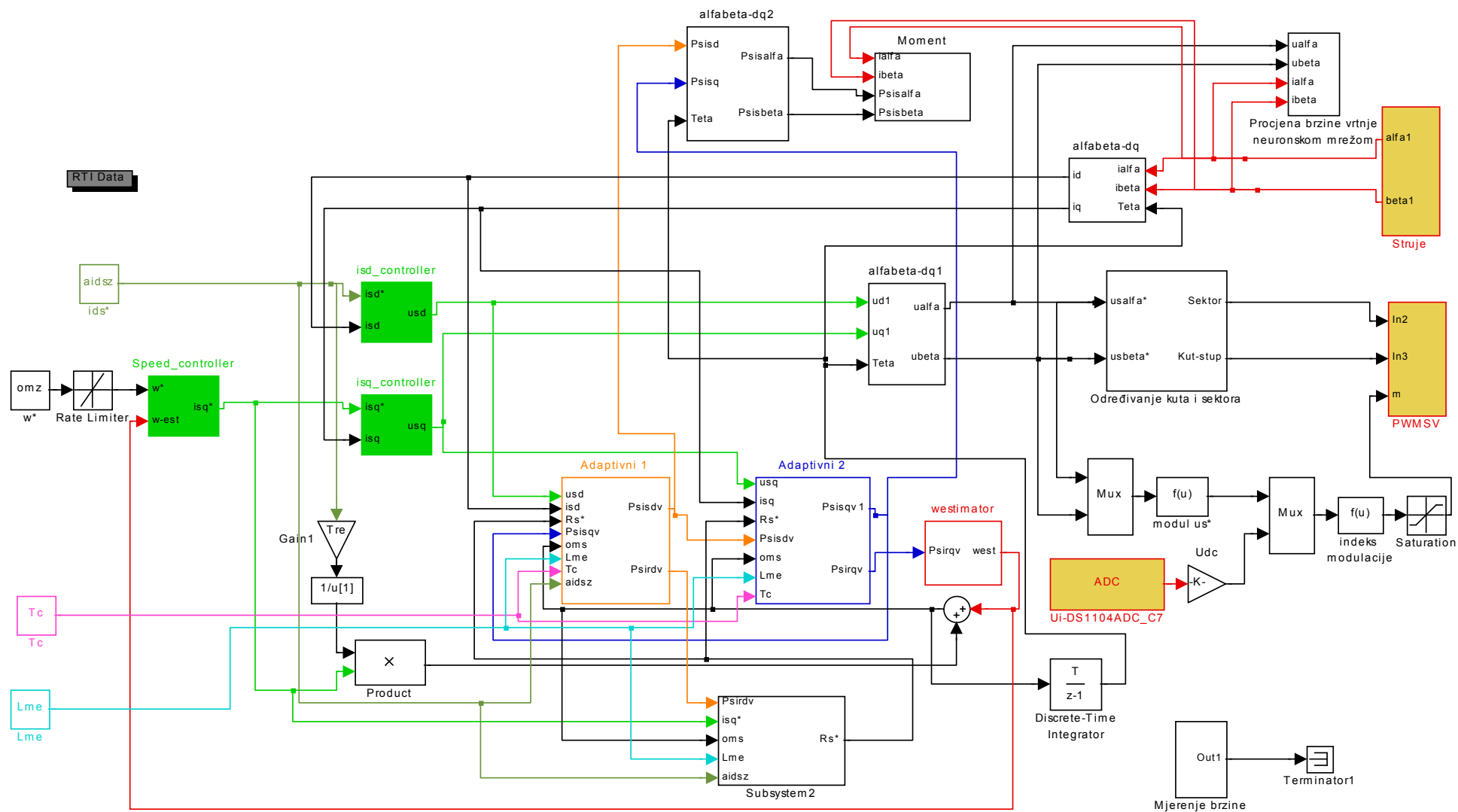


Slika 7.8. ControlDesk okruženje sa snimljenim karakterističnim veličinama (komponentama struje statora $i_{s\alpha}$ i $i_{s\beta}$)

Vrijeme uzorkovanja određeno je stupnjem složenosti konkretnog eksperimenta. Uobičajeno se uzima da je frekvencija uzorkovanja dva puta veća od frekvencije PWM modulacije. U laboratorijskoj postaji Mikra odabrano je da je frekvencija PWM modulacije $f_{PWM} = 5$ [kHz], a frekvencija uzorkovanja je $f_s = 10$ [kHz]. Ovakav odnos frekvencije uzorkovanja i frekvencije PWM modulacije odabran je prema literaturi [10, 35]. Moguće je odabrati da je frekvencija uzorkovanja upravo jednaka frekvenciji PWM modulacije kao što se predlaže u literaturi [39].

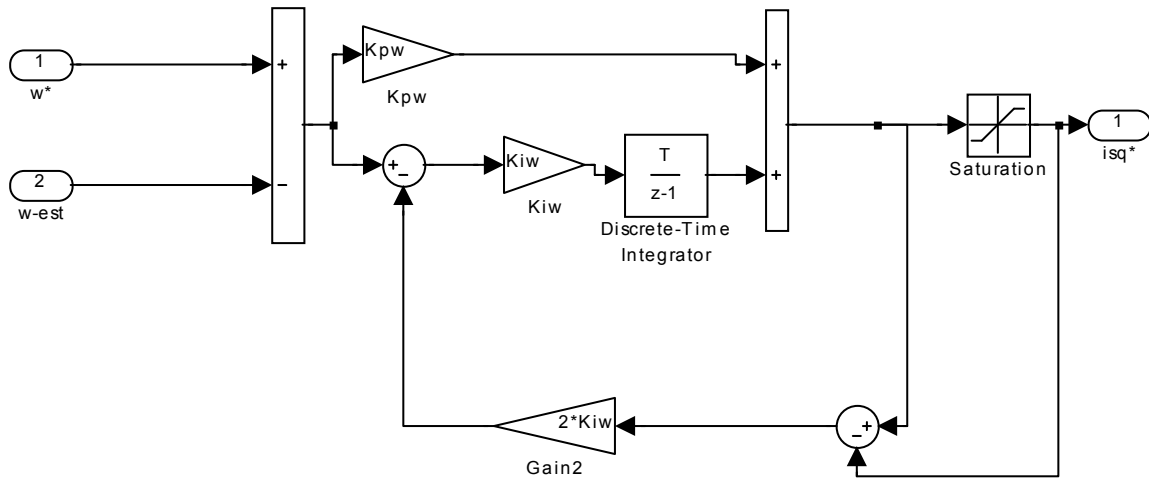
Na slici 7.9. je prikazan *Simulink* program upotrijebljen u laboratorijskoj postaji Mikra za realizaciju MRAS sustava u realnom vremenu.

Pojačanje i vremenska konstante PI regulatora brzine vrtnje iznose $K_{pw} = 0,15$ i $T_{pw} = 0,1$ [s]. Pojačanje i vremenska konstante PI regulatora i_{sd} i i_{sq} komponenti struje statora iznose $K_{pi} = 8$ i $T_{pi} = 0,016$ [s]. Pojačanje i vremenska konstante PI člana za procjenu brzine vrtnje iznose $K_{pwe} = 250$ i $T_{pwe} = 0,00833$ [s]. Navedeni parametri su određeni metodom eksperimentalne sinteze i korišteni su u *Simulink* software-u za rad u realnom vremenu kao i u simulacijskom programu.



Slika 7.9. Simulink program laboratorijske postaje Mikra za realizaciju MRAS sustava vektorskog upravljanja u realnom vremenu

Na slici 7.10. je prikazana *Simulink* shema regulatora brzine vrtnje sa ograničavačem i_{sq}^* komponente struje statora koji ograničava izlaznu struju na 6 [A] i sa sprječavanjem efekta zaleta (eng. anti wind-up efektom). Strukturna blokovska shema je odabrana prema literaturi [2].



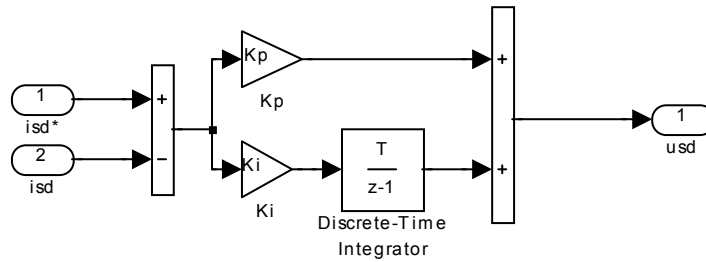
Slika 7.10. Blokovska shema regulatora brzine vrtnje u *Simulink*-u sa ograničavačem izlazne struje i anti wind-up efektom

Kada bi na slici 7.10. postojao samo ograničavač izlazne vrijednosti PI regulatora brzine vrtnje izlaz regulatora bi se mogao kretati samo u određenim granicama. U slučaju kada je signal pogreške između referentne brzine vrtnje ω^* i procijenjene brzine vrtnje $\hat{\omega}$ takav da izlaz PI regulatora postavlja u gornju ili donju granicu integrator bez obzira na tu činjenicu i dalje nastavlja integrirati signal pogreške. Kada signal pogreške više nije takav da izlaz regulatora postavlja u granicu, tada zbog integracijskog djelovanja regulator vrlo sporo izlazi iz limitiranog područja rada u aktivno područje rada. Taj efekt se naziva efektom zaleta (eng. wind-up fenomen).

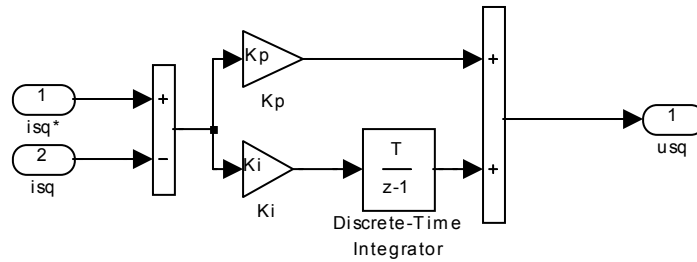
Da bi se ovaj efekt spriječio uvodi se tzv. postupak povratnog integriranja. Na ulaz integralnog člana regulatora dovodi se signal s negativnom povratnom vezom koji je jednak razlici signala ispred i iza ograničavača. Kada je upravljački signal PI regulatora takav da izlaz regulatora nije definiran ograničavačem tada je signal povratne veze koja sprječava efekt zaleta jednak nuli, tj. kao da ga i nema. Kada je izlaz regulatora definiran ograničavačem tada je signal povratne veze PI regulatora različit od nule i on djeluje tako da umanjuje integracijsko djelovanje onoliko dugo koliko je izlaz regulatora definiran ograničavačem. Iznos pojačanja razlike signala ispred i iza regulatora određuje brzinu dovođenja izlaza regulatora iz područja definiranog ograničavačem na graničnu vrijednost. Što je ovo pojačanje veće djelotvornija će biti povratna veza. Međutim, u tom slučaju postoji opasnost da pojava impulsnih smetnji dovede do resetiranja regulatora, što nije poželjno. U software-u sustava vektorskog upravljanja odabrano je da je ovo pojačanje dvostruko veće od integracijskog pojačanja.

Izlaz PI regulatora i_{sq}^* predstavlja referencu q -komponente struje statora. Ova referenca se povećava sa povećavanjem momenta tereta motora. S obzirom da uobičajeno kod reguliranih elektromotornih pogona s asinkronim motorom struja statora ne prelazi dvostruki nazivni iznos odabrano je da su iznosi gornje i donje granice ograničavača 6 [A] i -6 [A].

Blokovske sheme regulatora i_{sd} i i_{sq} komponente struje statora prikazane su na slici 7.11.



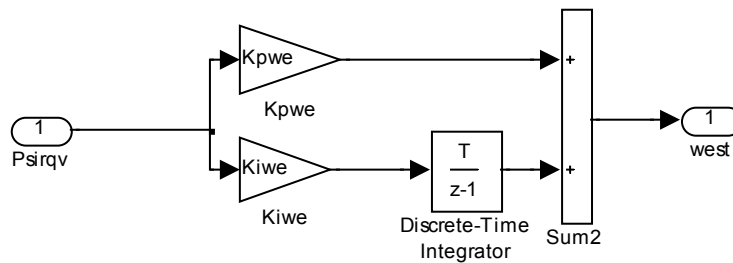
a)



b)

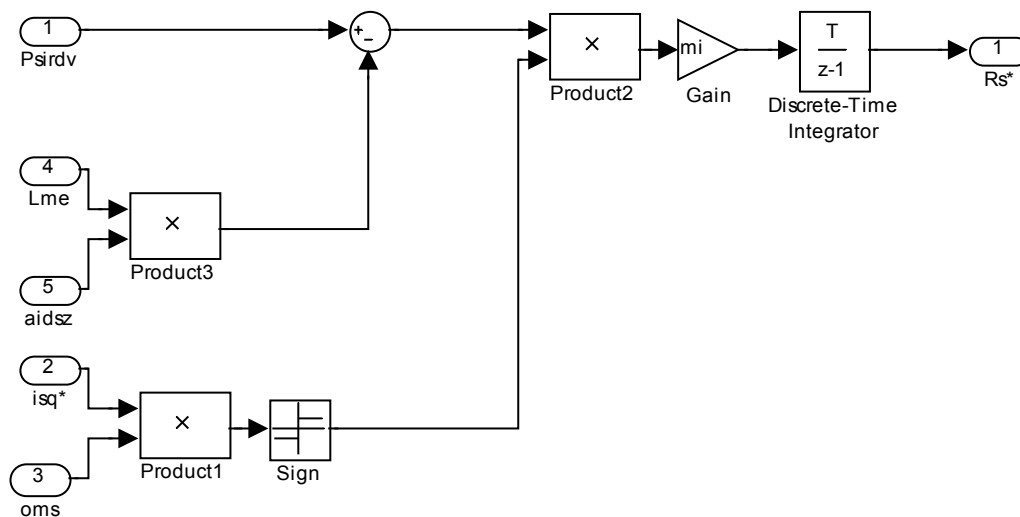
Slika 7.11. Blokvske sheme PI regulatora i_{sd} komponente (a) i i_{sq} komponente (b) struje statora

Blokvska shema bloka „westimator” prikazanog na slici 7.9. za procjenu brzine vrtnje AM-a tzv. observerom (jednadžba (3.14)) prikazana je na slici 7.12.



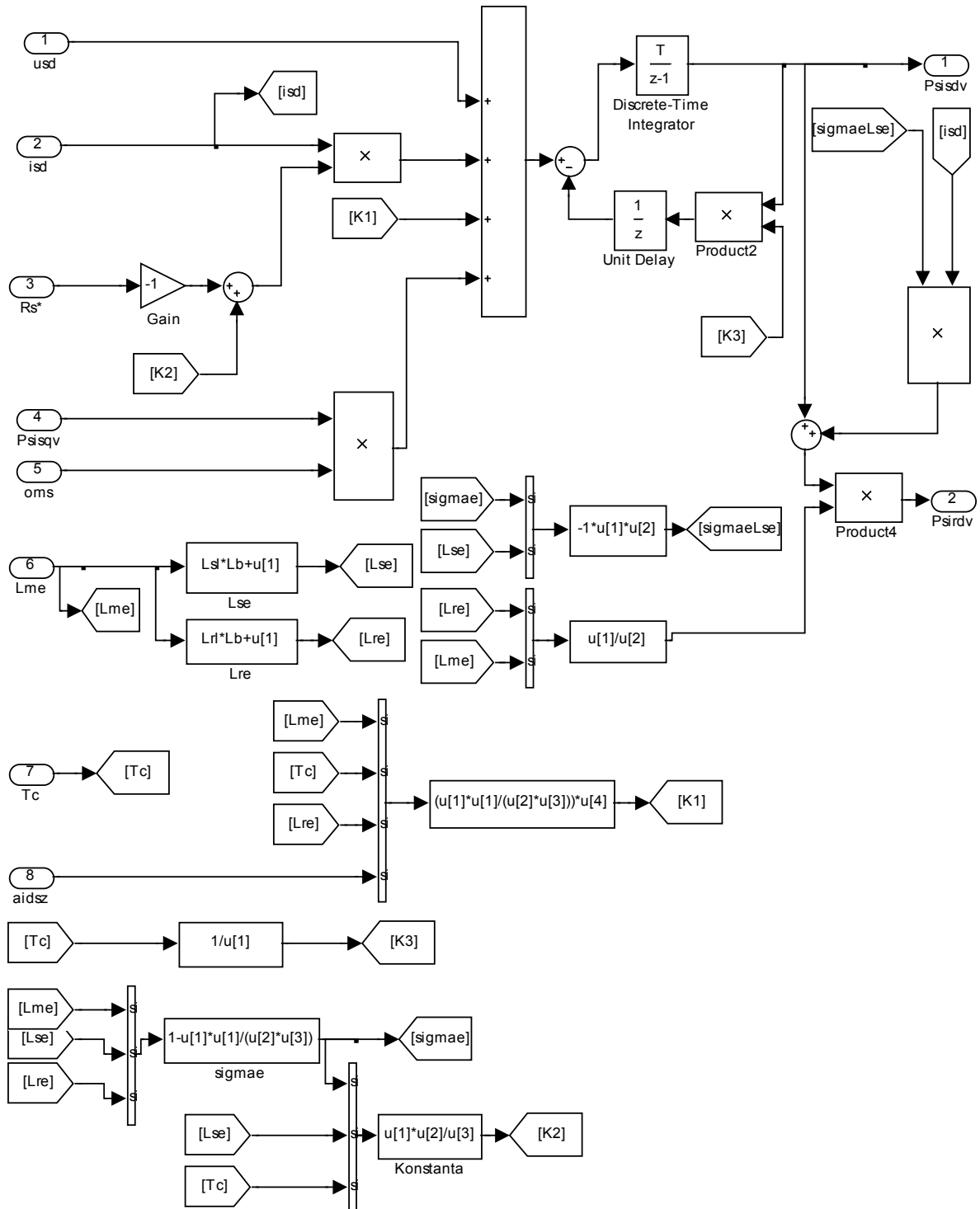
Slika 7.12. Blokvska shema estimatora brzine vrtnje (brzina vrtnje procijenjena observerom)

Na slici 7.13. je prikazana blokvska shema podsustava za identifikaciju omskog otpora statora (jednadžba (3.21)).



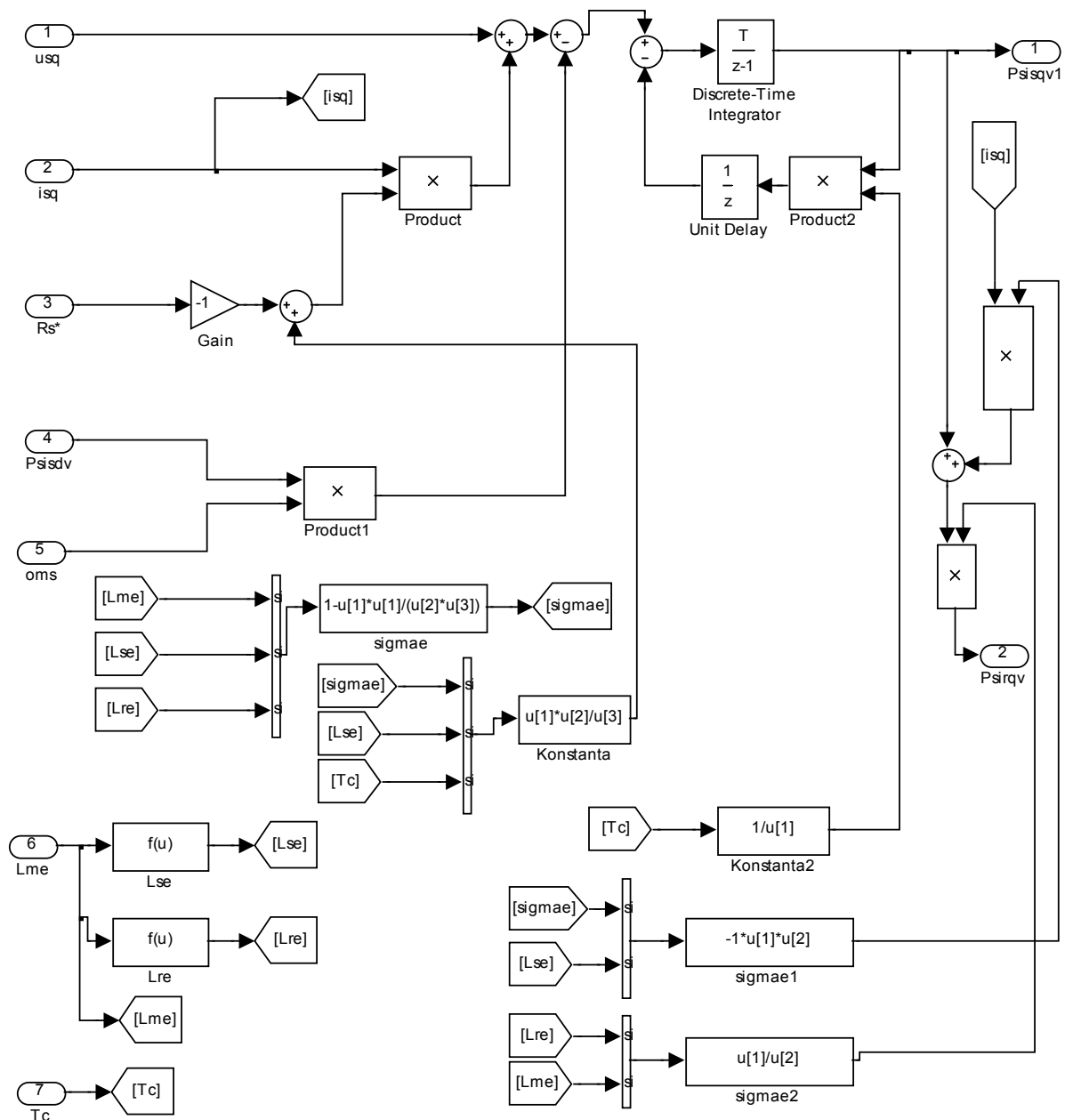
Slika 7.13. Blokovska shema podsustava za identifikaciju omskog otpora statora

Na slici 7.14. je prikazana blokovska shema podsustava „Adaptivni1” (slika 7.9.), napravljena u *Simulink*-u, kojem su izlazne veličine ψ_{sd}^v i ψ_{rd}^v komponente vektora magnetskog toka statora i rotora dobivene iz naponskog modela prema jednadžbama (3.12) i (3.13).



Slika 7.14. Blokvska shema podsustava za procenjivanje ψ_{sd}^v i ψ_{rd}^v komponenata vektora magnetskog toka statora i rotora pomoću naponskog modela

Na slici 7.15. je prikazana blokvska shema podsustava „Adaptivni2” (slika 7.9.), napravljena u *Simulink*-u, kojem su izlazne veličine ψ_{sq}^v i ψ_{rq}^v komponente vektora magnetskog toka statora i rotora dobivene iz naponskog modela prema jednačbama (3.12) i (3.13).



Slika 7.15. Blokvska shema podsustava za procjenjivanje ψ_{sq}^v i ψ_{rq}^v komponenata vektora magnetskog toka statora i rotora pomoću naponskog modela

Detaljna struktura podsustava „Mjerenje brzine” i „Struje” prikazanih na slici 7.9. nalazi se u dodatku D2.

7.3. Eksperimentalno potvrđivanje valjanosti odabranog sustava i razvijenog programa

Eksperimentalna istraživanja bez primjene neuronskih mreža

Na laboratorijskoj postaji Mikra su napravljena četiri reprezentativna eksperimenta:

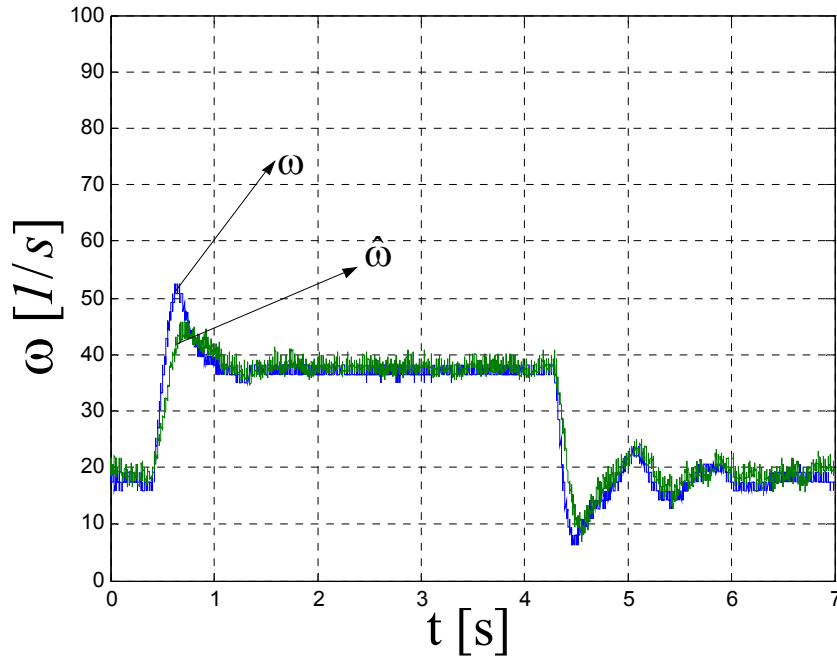
1. Skokovita promjena reference brzine vrtnje s iznosa $\omega_1^* = 18,84 [1/s]$ na $\omega_2^* = 2\omega_1^* = 37,68 [1/s]$ i obrnuto s međuinduktivitetom procijenjenim bez pogreške; $\hat{L}_m = L_m = 0,3382 [H]$,
2. Skokovita promjena reference brzine vrtnje s iznosa $\omega_1^* = 18,84 [1/s]$ na $\omega_2^* = 2\omega_1^* = 37,68 [1/s]$ i obrnuto s međuinduktivitetom procijenjenim sa pogreškom od 9 [%]; $\hat{L}_m = 1,09L_m = 0,37 [H]$,
3. Skokovita promjena reference brzine vrtnje s iznosa $\omega_1^* = 75,36 [1/s]$ na $\omega_2^* = 94,2 [1/s]$ i obrnuto s međuinduktivitetom procijenjenim bez pogreške; $\hat{L}_m = L_m = 0,379 [H]$ i
4. Skokovita promjena reference brzine vrtnje s iznosa $\omega_1^* = 75,36 [1/s]$ na $\omega_2^* = 94,2 [1/s]$ i obrnuto s međuinduktivitetom procijenjenim sa pogreškom od 6 [%]; $\hat{L}_m = L_m = 0,4 [H]$.

Navedeni eksperimenti reprezentativno opisuju ponašanje sustava vektorskog upravljanja u području nižih brzina vrtnje bez pogreške procjene međuinduktiviteta (eksperiment 1.) i sa pogreškom procjene međuinduktiviteta (eksperiment 2.), kao i ponašanje sustava u području nešto viših brzina vrtnje bez pogreške procjene međuinduktiviteta (eksperiment 3.) i sa pogreškom procjene međuinduktiviteta (eksperiment 4.).

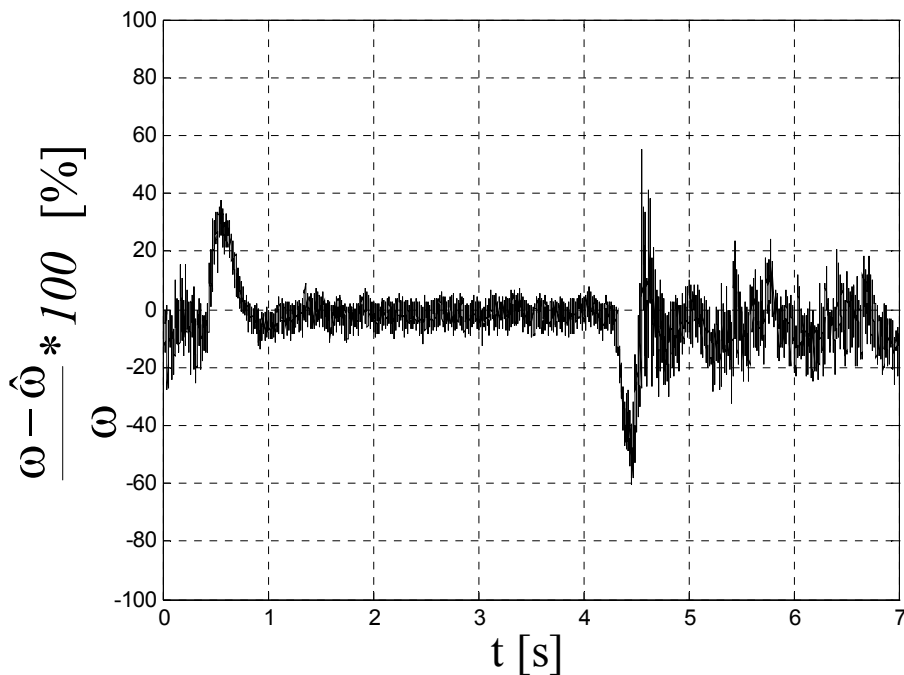
Eksperiment 1.

Kao prvi eksperiment odabran je režim rada vektorski upravljano AM-a pri skokovitoj promjeni reference brzine vrtnje od $\omega_1^* = 18,84 [1/s]$ do $\omega_2^* = 2\omega_1^* = 37,68 [1/s]$. Motor je trajno opterećen konstantnim momentom tereta $m_t = 0,15m_m = 1,6 [Nm]$. Skokovita promjena reference brzine vrtnje sa iznosa ω_1^* na iznos ω_2^* nastupa u trenutku $t = 0,4 [s]$, a skokovita promjena reference brzine vrtnje sa iznosa ω_2^* na ω_1^* u trenutku $t = 4,2 [s]$. Prema rezultatima proračuna za ovaj režim rada međuinduktivitet motora je $\hat{L}_m = 0,3382 [H]$. Ovaj iznos je 85 [%] od nezasićene vrijednosti međuinduktiviteta. Iznos recipročnog pojačanja observera iznosi $T_c = 0,5 [ms]$. Referentni iznos i_{sd} komponente struje statora iznosi $i_{sd}^* = 2,43 [A]$. S ovim iznosom, a prema jednadžbi (3.10) postiže se da je konstantan ulančeni magnetski tok rotora jednak 96 [%] od nazivnog iznosa, tj. $\psi_r = 0,96\psi_m = 0,821 [Vs]$.

Brzina vrtnje AM-a mjerena enkoderom i procijenjena observerom prikazane su na slici 7.16. Relativna pogreška procjene brzine vrtnje, u ovom slučaju, prikazana je na slici 7.17.



Slika 7.16. Brzina vrtnje motora procijenjena observerom $\hat{\omega}$ i brzina vrtnje mjerena enkoderom ω ; skokovita promjena reference brzine vrtnje je sa $\omega_1^* = 18,84[1/s]$ na $\omega_2^* = 2\omega_1^* = 37,68[1/s]$; $\hat{L}_m = L_m = 0,3382[H]$

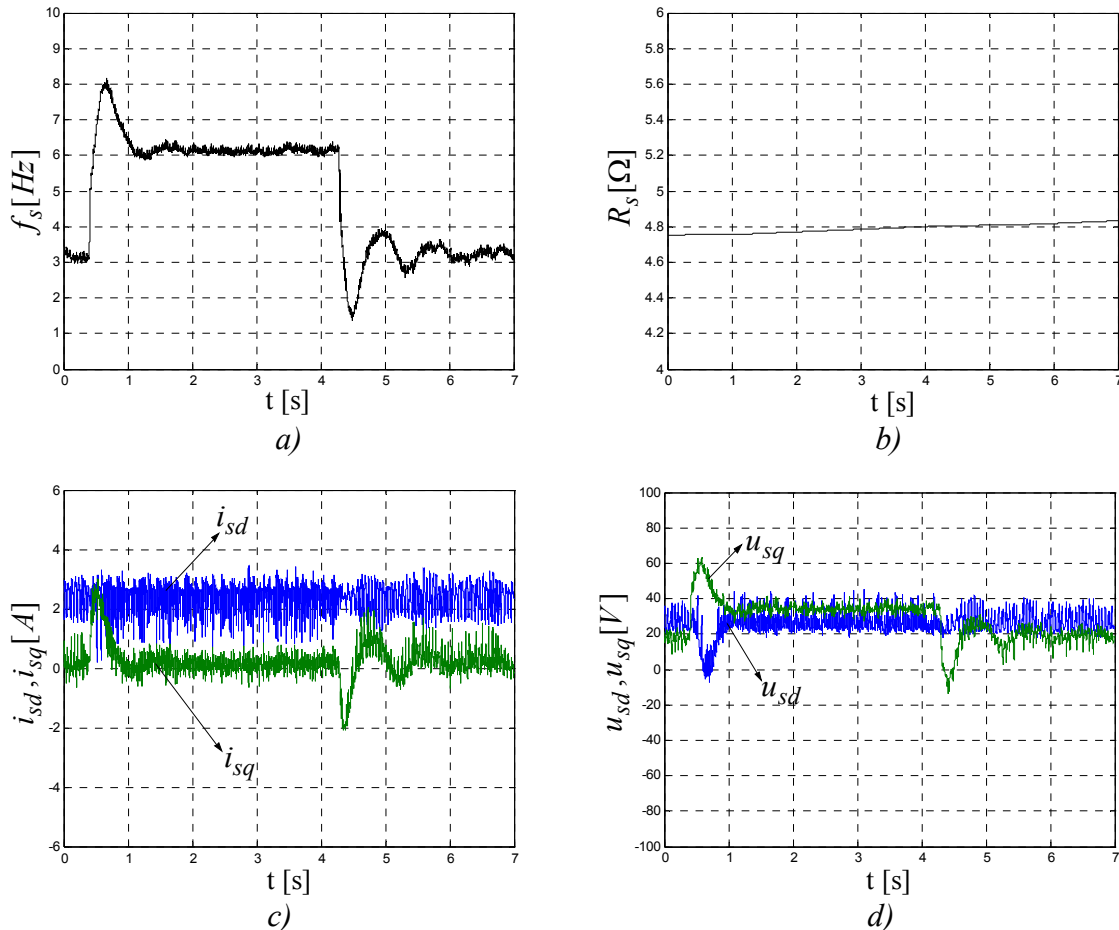


Slika 7.17. Relativna pogreška procjene brzine vrtnje observerom; skokovita promjena reference brzine vrtnje je sa $\omega_1^* = 18,84[1/s]$ na $\omega_2^* = 2\omega_1^* = 37,68[1/s]$; $\hat{L}_m = L_m = 0,3382[H]$

Na slici 7.17. se vidi da je srednja relativna pogreška u stacionarnom stanju 5 [%] za referencu brzine vrtnje $\omega_1^* = 18,84[1/s]$, a 2 [%] za referencu brzine vrtnje $\omega_2^* = 2\omega_1^*$. Kao

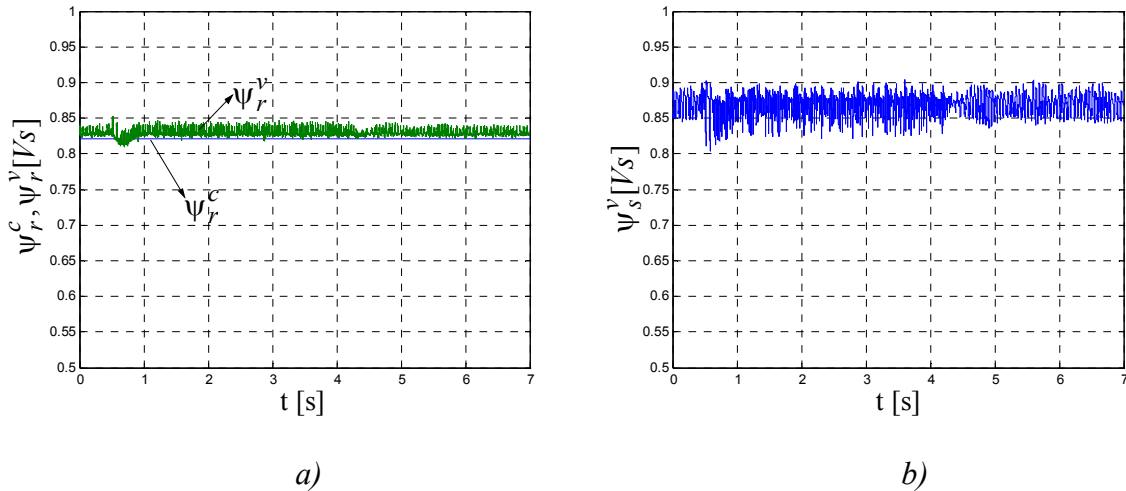
što je i za očekivati, relativna pogreška se smanjuje pri većim frekvencijama napona napajanja.

Na slici 7.18. su prikazani frekvencija napona napajanja (a), identificirani omski otpor statora (b), i_{sd} i i_{sq} komponente vektora struje statora (c) i u_{sd} i u_{sq} komponente vektora napona statora (d).



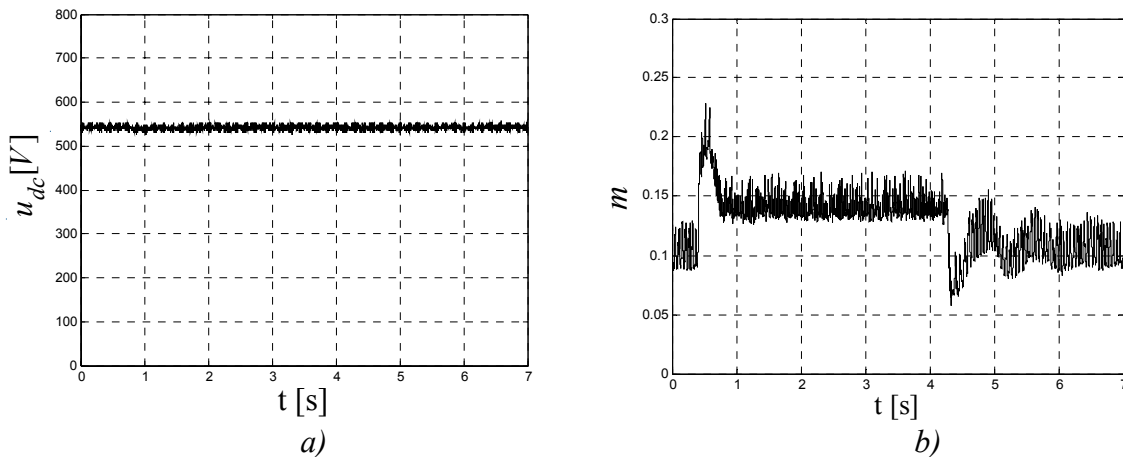
Slika 7.18. Frekvencija napona napajanja (a), identificirani omski otpor statora (b), i_{sd} i i_{sq} komponente vektora struje statora (c) i u_{sd} i u_{sq} komponente vektora napona statora (d)

Na slici 7.19. a) je prikazan iznos vektora magnetskog toka rotora ψ_r^c dobiven iz strujnog modela (jednadžba (3.10), $\psi_{rq}^c = 0$) i iz naponskog modela ψ_r^v (jednadžbe (3.12) i (3.13)). Na slici 7.19. b) je prikazan iznos vektora magnetskog toka statora ψ_s^v dobiven primjenom jednadžbe (3.12).



Slika 7.19. Iznos vektora magnetskog toka rotora ψ_r^c i ψ_r^v , dobivenih iz strujnog i naponskog modela (a) i iznos vektora magnetskog toka statora ψ_s^v dobiven iz naponskog modela (b)

Na slici 7.20. a) je prikazan iznos napona istosmjernog međukruga u_{dc} , a na slici 7.20. b) iznos indeksa modulacije m tijekom analiziranog prijelaznog procesa.



Slika 7.20. Napon istosmjernog međukruga u_{dc} i indeks modulacije m

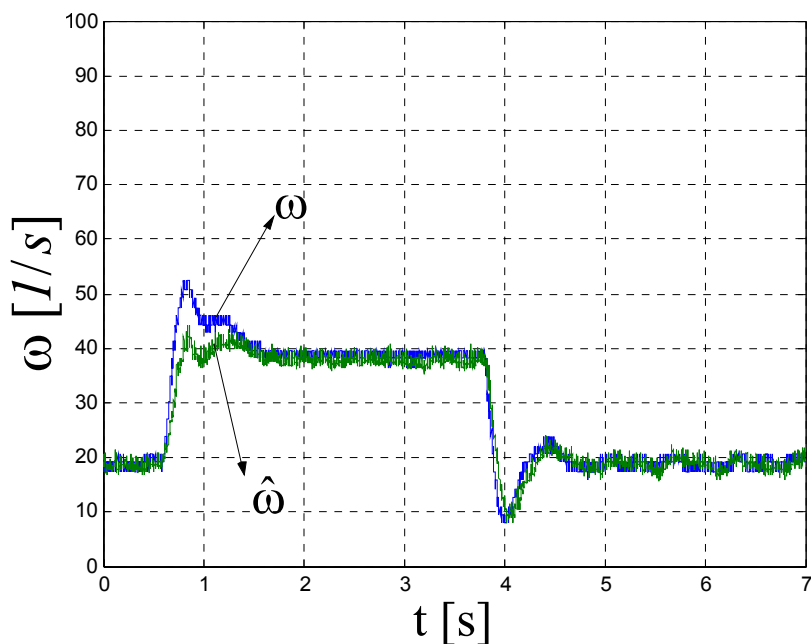
Kao što se vidi na slici 7.18. rezultati laboratorijskog eksperimenta su očekivano dobri; frekvencija napona napajanja (slika 7.18. a)) se mijenja dovoljno brzo, identifikacija omskog otpora statora (slika 7.18. b)) je dobra i zanemarivo je osjetljiva na promjene reference brzine vrtnje.

Na slici 7.19. a) se vidi da se iznosi vektora magnetskog toka rotora dobiveni iz naponskog i strujnog modela razlikuju za manje od 1 [%], što je praktički zanemarivo. S obzirom da se iznos vektora magnetskog toka rotora ne mijenja značajno tijekom skokovite promjene reference brzine vrtnje, može se reći da je analizirani sustav vektorskog upravljanja AM-om zasnovan na konstantnom magnetskom toku rotora.

Na slici 7.20. a) se vidi da je napon istosmjernog međukruga konstantan pri promjenama reference brzine vrtnje i iznosi 540 [V]. Sa promjenom iznosa vektora napona napajanja mijenja se i iznos indeksa modulacije m (slika 7.20. b)).

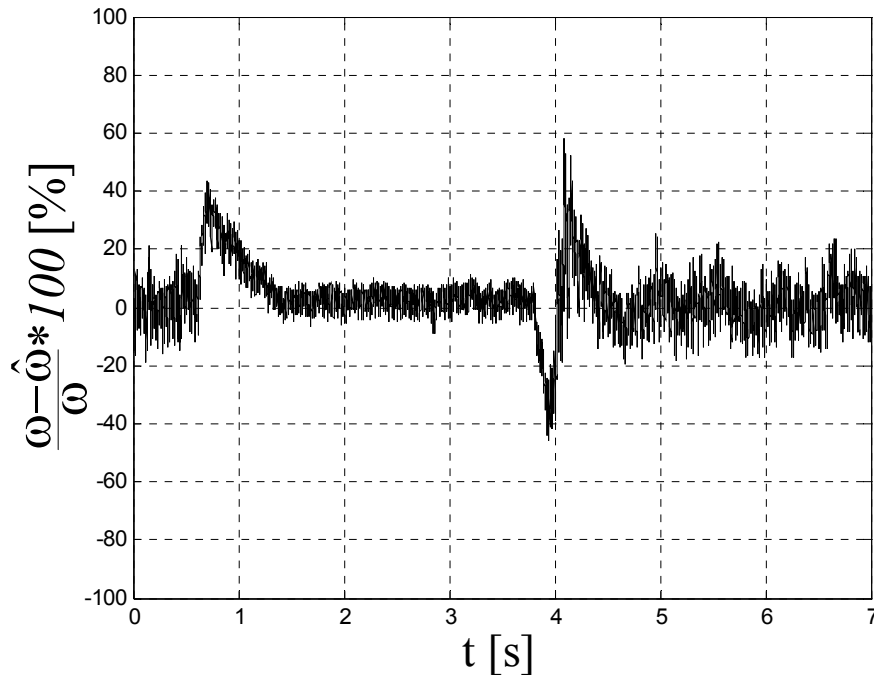
Eksperiment 2.

Kao drugi eksperiment odabran je ponovo dinamički režim rada sa istom skokovitom promjenom reference brzine vrtnje sa $\omega_1^* = 18,84 [1/s]$ na $\omega_2^* = 2\omega_1^* = 37,68 [1/s]$, ali uz pogrešku procjene međuinduktiviteta od 9 [%]; dakle, $\hat{L}_m = 0,37 [H]$. Motor je trajno opterećen konstantnim momentom tereta $m_t = 0,15m_m = 1,6[Nm]$. Referentni iznos i_{sd} komponente struje statora iznosi $i_{sd}^* = 2,43 [A]$. Odzivi brzina vrtnje AM-a mjereni enkoderom ω i procijenjeni observerom $\hat{\omega}$ prikazane su na slici 7.21.



Slika 7.21. Brzina vrtnje motora procijenjena observerom $\hat{\omega}$ i brzina vrtnje mjerena enkoderom ω pri skokovitoj promjeni reference brzine vrtnje sa $\omega_1^* = 18,84[1/s]$ na $\omega_2^* = 2\omega_1^* = 37,68[1/s]$; $\hat{L}_m = 1,09L_m = 0,37 [H]$

Relativna pogreška procjene brzine vrtnje, u ovom slučaju, prikazana je na slici 7.22.



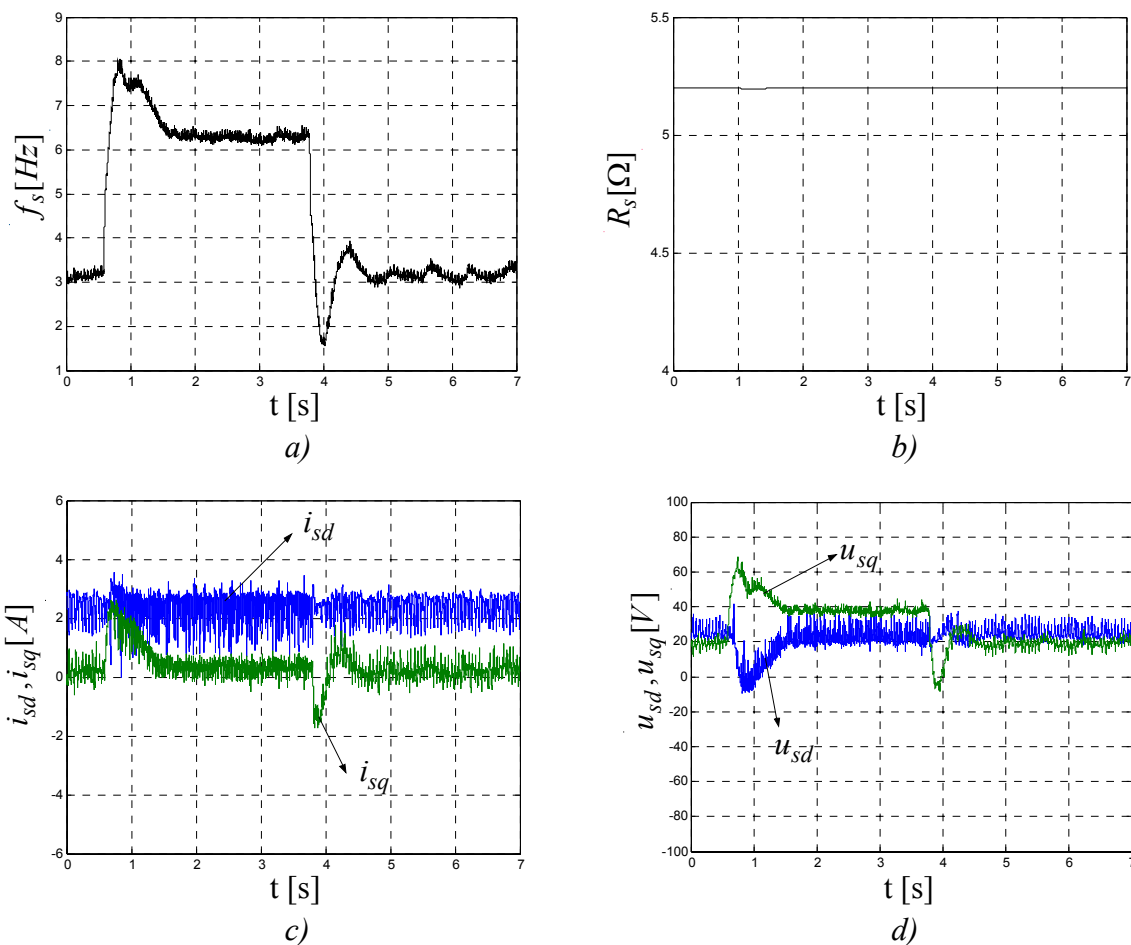
Slika 7.22. Relativna pogreška brzine vrtnje procijenjene observerom; skokovita promjena reference brzine vrtnje je sa $\omega_1^* = 18,84 [1/s]$ na $\omega_2^* = 2\omega_1^* = 37,68 [1/s]$;

$$\hat{L}_m = 1,09L_m = 0,37 [H]$$

Na slici 7.22. se vidi da je srednja relativna pogreška u stacionarnom stanju 4 [%] za referencu brzine vrtnje $\omega_1^* = 18,84 [1/s]$, a 2 [%] za referencu brzine vrtnje $\omega_2^* = 2\omega_1^*$. U usporedbi sa relativnom pogreškom prikazanom na slici 7.17., ova relativna pogreška je još i manja.

Vrijeme smirivanja, odnosno vrijeme potrebno da se relativna pogreška smiri unutar granica ± 5 [%] od trenutka skokovite promjene reference brzine vrtnje sa iznosa ω_1^* na ω_2^* iznosi, prema slici, 7.22. 0,6 [s], dok isto vrijeme, prema slici 7.17. iznosi 0,3 [s]. Sličan je odnos ovih vremenskih intervala i pri skokovitoj promjeni reference brzine vrtnje sa iznosa ω_2^* na ω_1^* . Dakle, može se reći da je dinamika prijelazne pojave brzine vrtnje pri skokovitoj promjeni reference brzine vrtnje približno dvostruko sporija ukoliko je međuinuktivitet AM-a procijenjena sa pogreškom od 9 [%], tj. $\hat{L}_m = 1,09L_m$.

Na slici 7.23. su prikazani frekvencija napona napajanja (a), identificirani omski otpor statora (b), i_{sd} i i_{sq} komponente vektora struje statora (c) i u_{sd} i u_{sq} komponente vektora napona statora (d).

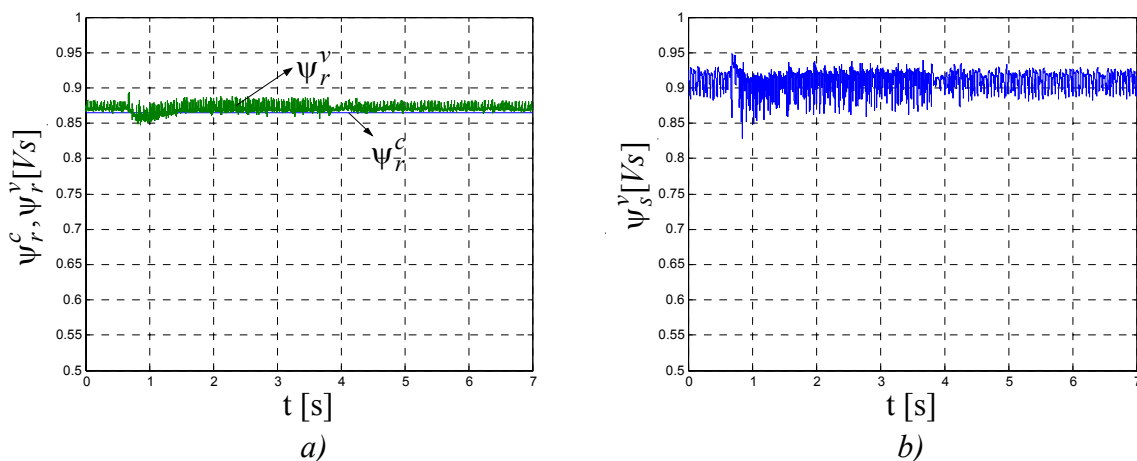


Slika 7.23. Frekvencija napona napajanja (a), identificirani omski otpor statora (b), i_{sd} i i_{sq} komponente vektora struje statora (c) i u_{sd} i u_{sq} komponente vektora napona statora (d);

$$\hat{L}_m = 1,09L_m = 0,37 [H]$$

Prema slici 7.23. b) se vidi da je identificirani omski otpor statora tijekom eksperimenta konstantan i jednak 5,2 [Ω], što predstavlja pogrešku od 6 [%]. Dakle, identifikacija omskog otpora statora je lošija nego što je postignuto sa točno procijenjenim međuinduktivitetom (slika 7.18. b). Pri nižim frekvencijama napona napajanja za očekivati je da lošija identifikacija omskog otpora statora bitno utječe na karakteristike sustava vektorskog upravljanja, jer su tada induktivni otpori statora i rotora AM-a manji nego pri višim frekvencijama napona napajanja.

Na slici 7.24. a) je prikazan iznos vektora magnetskog toka rotora ψ_r^c dobiven iz strujnog modela i ψ_r^v dobiven iz naponskog modela. Na slici 7.24. b) je prikazan iznos vektora magnetskog toka statora ψ_s^v dobiven iz naponskog modela.



Slika 7.24. Iznos vektora magnetskog toka rotora ψ_r^c i ψ_r^v , dobivenih iz strujnog i naponskog modela (a) i iznos vektora magnetskog toka statora ψ_s^v dobiven iz naponskog modela (b)

Iznosi ulančenih magnetskih tokova statora i rotora prikazani na slici 7.24. su za oko 7 [%] veći nego su njihovi iznosi prikazani na slici 7.19. Dakle, može se reći da se iznosi modula vektora magnetskog toka rotora dobiveni iz naponskog i strujnog modela ψ_r^v i ψ_r^c dobro podudaraju (razlika je manja od 1 [%]), ali se za oko 7 [%] razlikuju od svojih stvarnih iznosa.

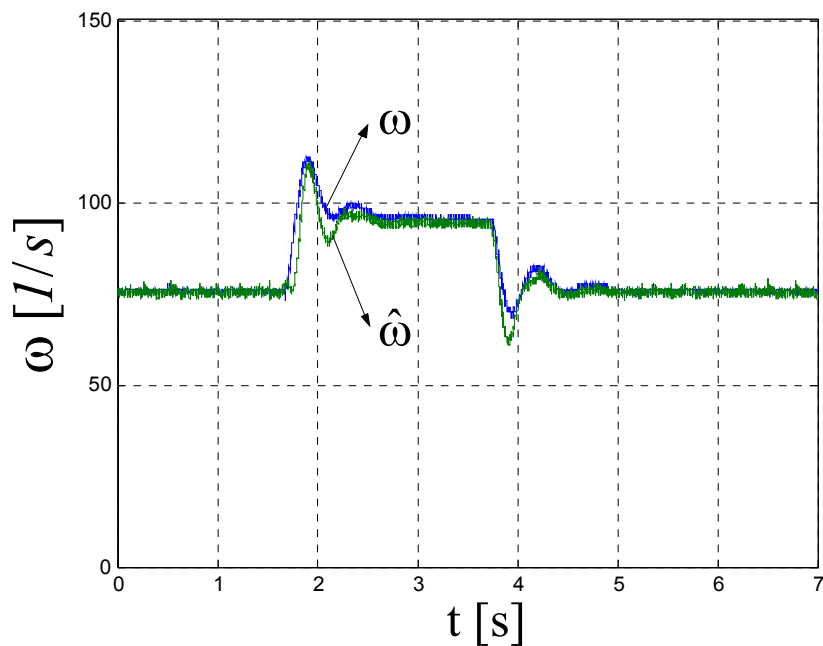
Može se zaključiti da je zadovoljavajuće podudaranje stvarne brzine vrtnje ω i brzine vrtnje procijenjene observerom $\hat{\omega}$ (slika 7.21.), kao i podudaranje iznosa vektora magnetskih tokova ψ_r^v i ψ_r^c (slika 7.24. a)) zapravo „isforsirano” primjenom PI regulatora. Naime, postignuto je da i_{sd} komponenta struje statora kao i procijenjena brzina vrtnje $\hat{\omega}$ dobro slijede svoje reference bez obzira na pogrešku procjene međuinuktiviteta.

Ukoliko je pogreška procjene međuinuktiviteta veća od 9 [%] tada se sa promjenom reference brzine vrtnje sa iznosa $\omega_1^* = 18,84 [I/s]$ na $\omega_2^* = 37,68 [I/s]$ motor počinje nekontrolirano ponašati, a izlaz PI regulatora brzine vrtnje (slika 7.10) definiran je gornjim limitom regulatora struje s namještenom vrijednosti struje statora od 6 [A]. To znači da je sustav vektorskog upravljanja postao nestabilan.

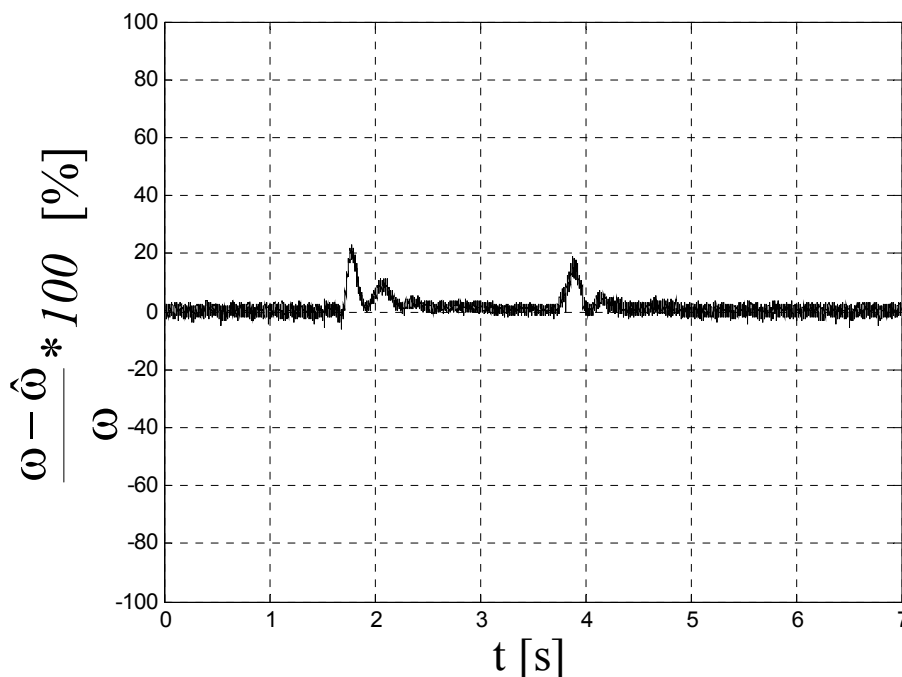
Ekspiriment 3.

U eksperimentu 3. analizirat će se sustav vektorskog upravljanja AM-om pri skokovitoj promjeni reference brzine vrtnje sa $\omega_1^* = 75,36 [I/s]$ na $\omega_2^* = 94,2 [I/s]$. Motor je trajno opterećen konstantnim momentom tereta $m_t = 0,15 m_m = 1,6 [Nm]$. Skokovita promjena reference brzine vrtnje nastupa u trenutku $t = 1,68 [s]$. Prema rezultatima proračuna za ovaj režim rada procijenjena vrijednost međuinuktiviteta motora je $\hat{L}_m = 0,379 [H]$. Ovaj iznos je 93 [%] od nezasićene vrijednosti međuinuktiviteta. Referentni iznos i_{sd}^* komponente struje statora iznosi $i_{sd}^* = 1,89 [A]$. S ovim iznosom, a prema jednadžbi (3.10), postiže se da je konstantan iznos magnetskog toka rotora jednak 84 [%] svoje nazivne vrijednosti, tj. $\psi_r = 0,84 \psi_{rn} = 0,714 [Vs]$.

Brzina vrtnje AM-a mjerena enkoderom ω i procijenjena observerom $\hat{\omega}$ prikazane su na slici 7.25. Relativna pogreška procjene brzine vrtnje prikazana je na slici 7.26.



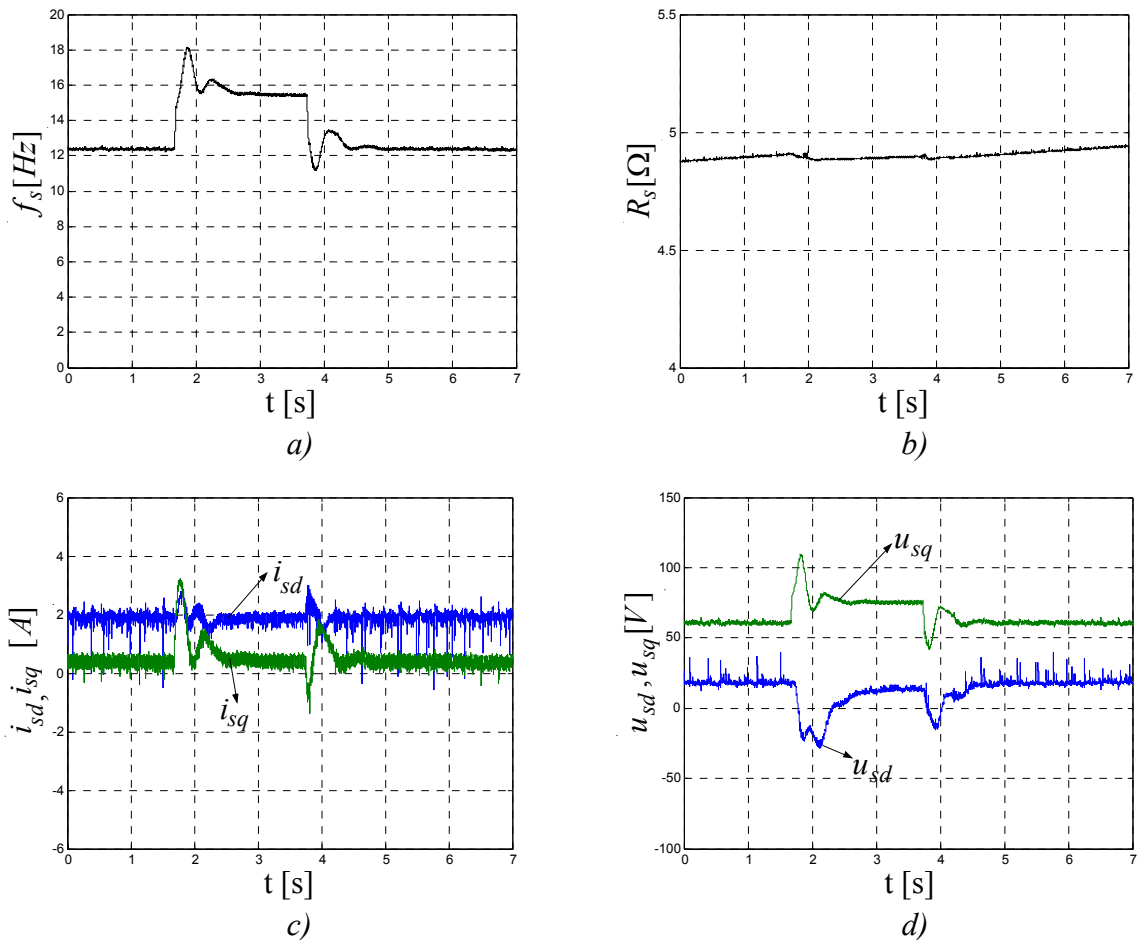
Slika 7.25. Brzina vrtnje motora procijenjena observerom $\hat{\omega}$ i brzina vrtnje mjerena enkoderom ω pri skokovitoj promjeni reference brzine vrtnje sa $\omega_1^* = 75,36[1/s]$ na $\omega_2^* = 94,2[1/s]$; $\hat{L}_m = L_m = 0,379[H]$



Slika 7.26. Relativna pogreška brzine vrtnje procijenjene observerom pri skokovitoj promjeni reference brzine vrtnje sa $\omega_1^* = 75,36[1/s]$ na $\omega_2^* = 94,2[1/s]$; $\hat{L}_m = L_m = 0,379[H]$

Na slici 7.26. se vidi da srednja relativna pogreška brzine vrtnje observerom u stacionarnom stanju iznosi oko 1[%] za reference brzine vrtnje ω_1^* i ω_2^* .

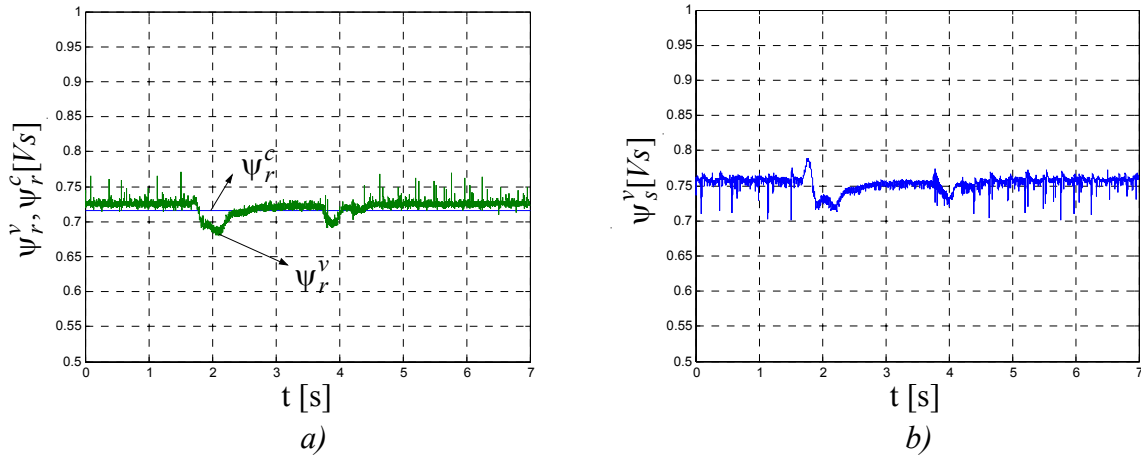
Na slici 7.27. su prikazani frekvencija napona napajanja (a), identificirani omski otpor statora (b), i_{sd} i i_{sq} komponente vektora struje statora (c) i u_{sd} i u_{sq} komponente vektora napona statora (d).



Slika 7.27. Frekvencija napona napajanja (a), identificirani omski otpor statora (b), i_{sd} i i_{sq} komponente vektora struje statora (c) i u_{sd} i u_{sq} komponente vektora napona statora (d);

$$\hat{L}_m = L_m = 0,379 [H]$$

Na slici 7.28. a) je prikazan iznos vektora magnetskog toka rotora ψ_r^c dobiven iz strujnog modela i ψ_r^v dobiven iz naponskog modela. Na slici 7.28. b) je prikazan iznos vektora magnetskog toka statora ψ_s^v dobiven iz naponskog modela.

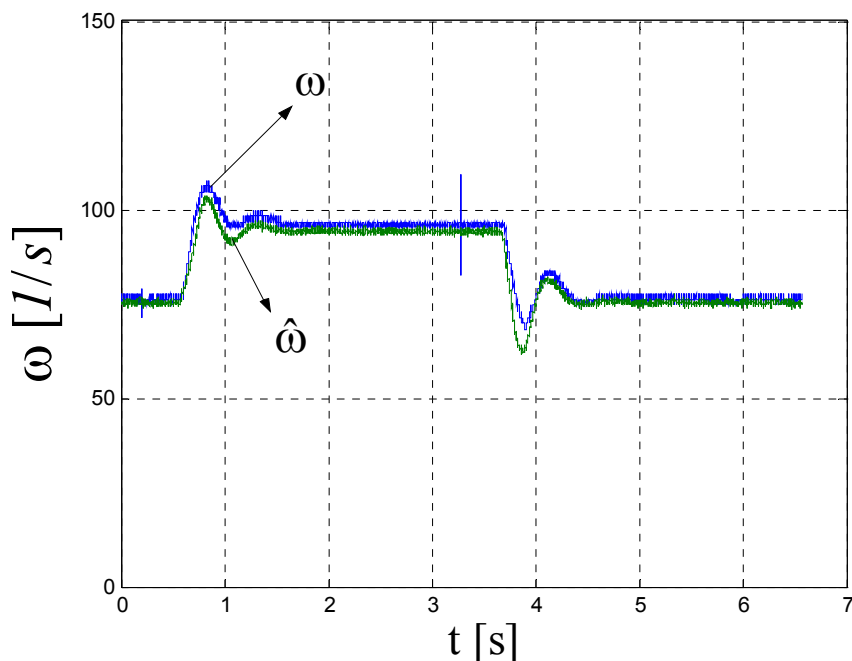


Slika 7.28. Iznos vektora magnetskog toka rotora ψ_r^c i ψ_r^v , dobivenih iz strujnog i naponskog modela (a) i iznos vektora magnetskog toka statora ψ_s^v dobiven iz naponskog modela (b)

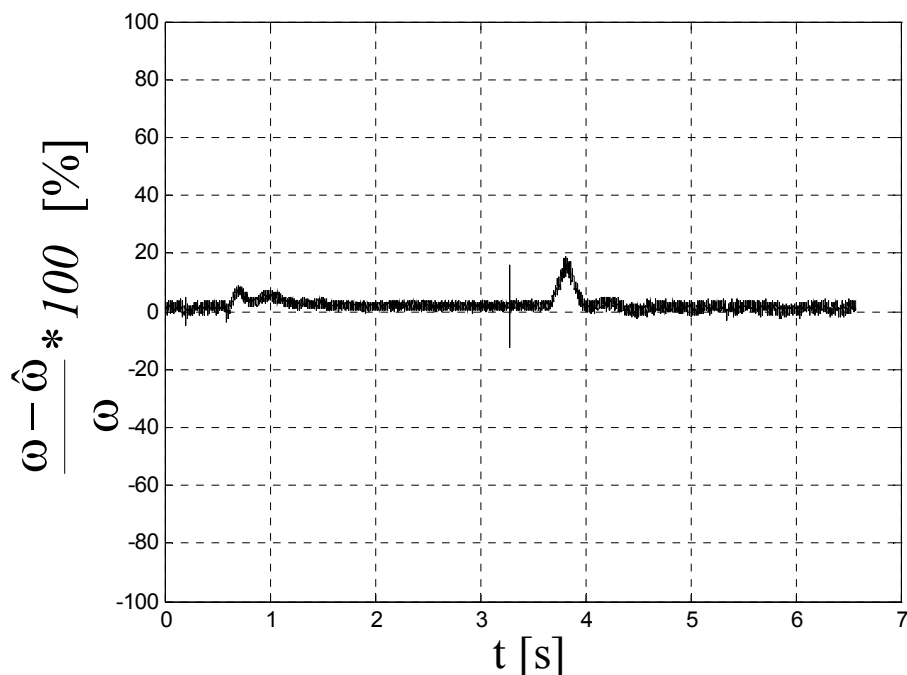
Na slici 7.28. a) se vidi da se iznosi vektora magnetskog toka rotora dobiveni iz naponskog i strujnog modela razlikuju za manje od 1 [%], što je praktički zanemarivo.

Eksperiment 4.

Kao četvrti eksperiment odabran je ponovo dinamički režim rada sa istom skokovitim promjenom reference brzine vrtnje sa $\omega_1^* = 75,36 [1/s]$ na $\omega_2^* = 94,2 [1/s]$, ali uz pogrešku procjene međuinduktiviteta od 6 [%]; dakle, $\hat{L}_m = 0,4 [H]$. Motor je trajno opterećen konstantnim momentom tereta $m_t = 0,15m_m = 1,6[Nm]$. Referentni iznos i_{sd} komponente struje statora iznosi $i_{sd}^* = 1,89 [A]$. Odzivi brzina vrtnje AM-a mjereni enkoderom ω i procijenjeni observerom $\hat{\omega}$ prikazane su na slici 7.29. Relativna pogreška, u ovom eksperimentu, prikazana je na slici 7.30.



Slika 7.29. Brzina vrtnje motora procijenjena observerom $\hat{\omega}$ i brzina vrtnje mjerena enkoderom ω pri skokovitoj promjena reference brzine vrtnje sa $\omega_1^* = 75,36 [1/s]$ na $\omega_2^* = 94,2 [1/s]$; $\hat{L}_m = 1,06L_m = 0,4 [H]$

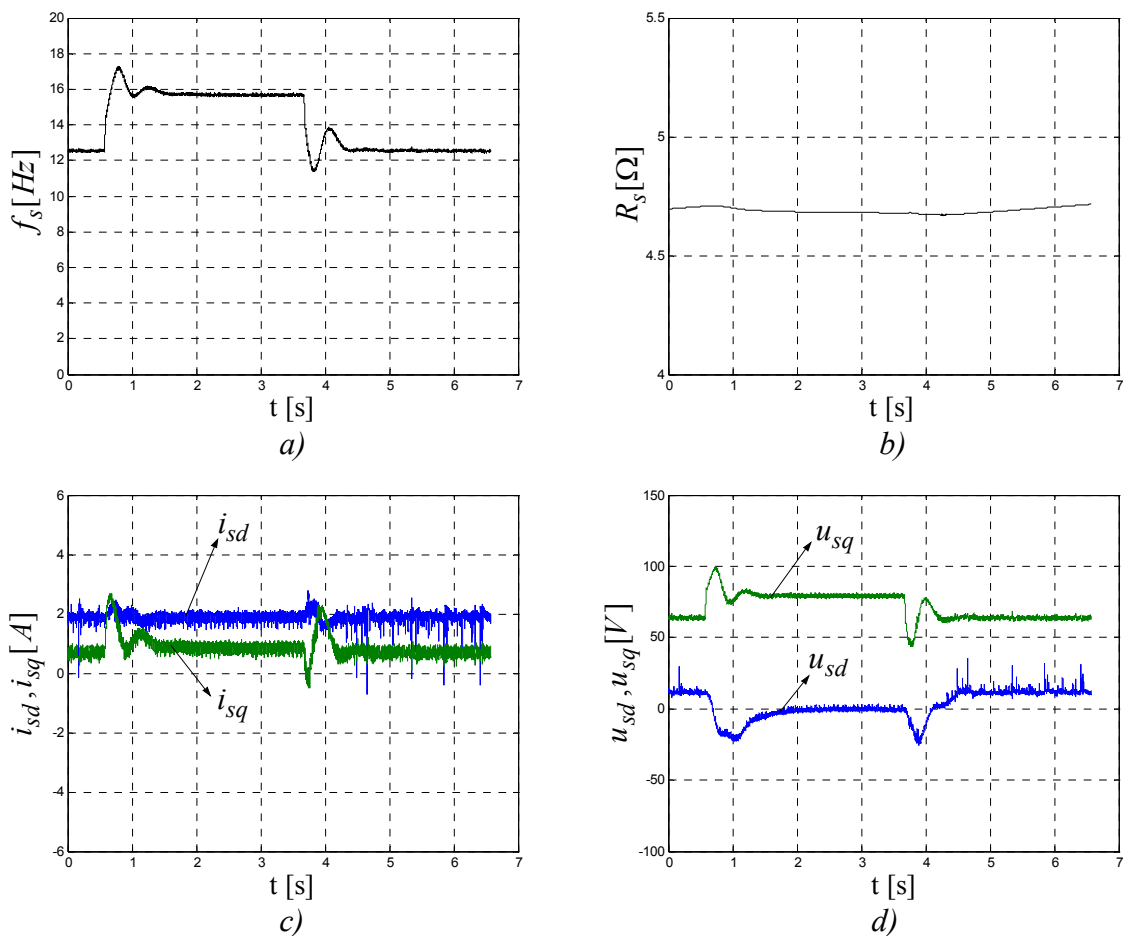


Slika 7.30. Relativna pogreška procjene brzine vrtnje observerom; skokovita promjena reference brzine vrtnje je sa $\omega_1^* = 75,36 [1/s]$ na $\omega_2^* = 94,2 [1/s]$; $\hat{L}_m = 1,06L_m = 0,4 [H]$

Na slici 7.30. se vidi da je srednja relativna pogreška brzine vrtnje procijenjene observerom u stacionarnom stanju 1,5 [%] za referencu brzine vrtnje $\omega_1^* = 75,36 [1/s]$, a 2 [%] za referencu brzine vrtnje $\omega_2^* = 94,2 [1/s]$.

Osim toga, vrijeme smirivanja, odnosno vrijeme potrebno da se relativna pogreška smiri unutar granica ± 5 [%] od trenutka skokovite promjene reference brzine vrtnje sa iznosa ω_1^* na ω_2^* iznosi, prema slici, 7.30. 0,5 [s], dok isto vrijeme, prema slici 7.26. iznosi 0,6 [s]. Sličan je odnos ovih vremenskih intervala i pri skokovitoj promjeni reference brzine vrtnje sa iznosa ω_2^* na ω_1^* . Dakle, može se reći da je dinamika prijelazne pojave brzine vrtnje pri skokovitoj promjeni reference brzine vrtnje nešto sporija ukoliko je međuinduktivitet AM-a procijenjena sa pogreškom od 6 [%], ($\hat{L}_m = 1,06L_m$) nego kada je međuinduktivitet procijenjena bez pogreške ($\hat{L}_m = L_m$).

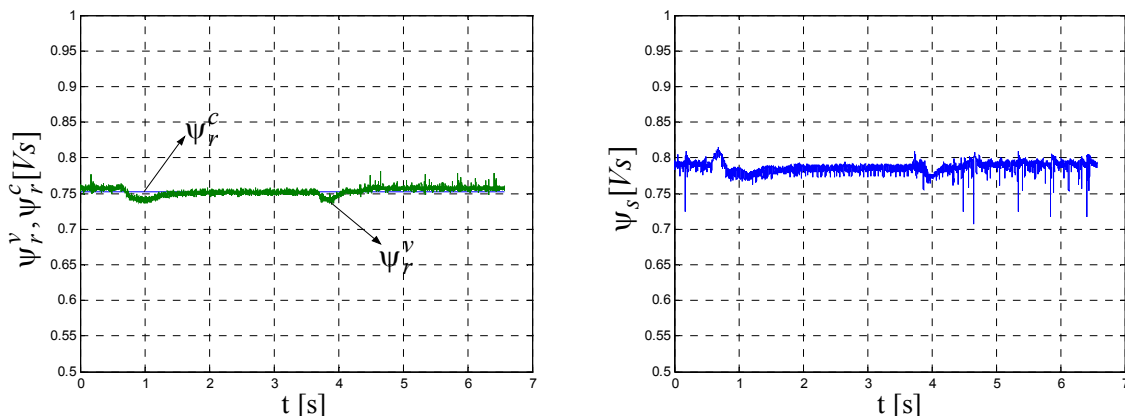
Na slici 7.31. su prikazani frekvencija napona napajanja (a), identificirani omski otpor statora (b), i_{sd} i i_{sq} komponente vektora struje statora (c) i u_{sd} i u_{sq} komponente vektora napona statora (d).



Slika 7.31. Frekvencija napona napajanja (a), identificirani omski otpor statora (b), i_{sd} i i_{sq} komponente vektora struje statora (c) i u_{sd} i u_{sq} komponente vektora napona statora (d);

$$\hat{L}_m = 1.06L_m = 0,4 [H]$$

Na slici 7.32. a) je prikazan iznos vektora magnetskog toka rotora ψ_r^c dobiven iz strujnog modela i ψ_r^v dobiven iz naponskog modela. Na slici 7.32. b) je prikazan iznos vektora magnetskog toka statora ψ_s^v dobiven iz naponskog modela.



Slika 7.32. Iznos vektora magnetskog toka rotora ψ_r^c i ψ_r^v , dobivenih iz strujnog i naponskog modela (a) i iznos vektora magnetskog toka statora ψ_s^v dobiven iz naponskog modela (b)

Na slici 7.32. a) se vidi da se iznosi vektora magnetskog toka rotora dobiveni iz naponskog i strujnog modela razlikuju za manje od 1 [%], što je praktički zanemarivo.

7.4. Analiza utjecaja procjene međuinduktiviteta na stabilnost sustava

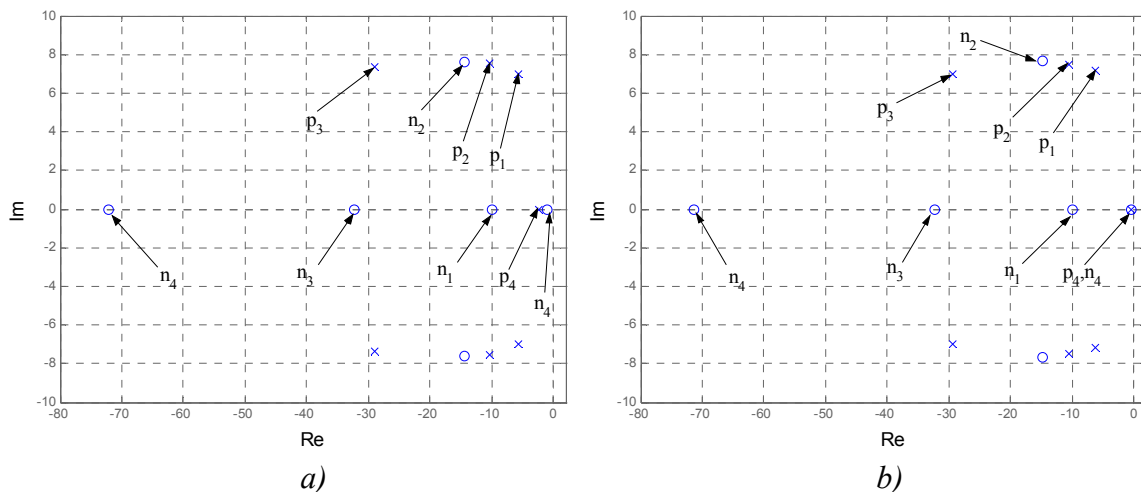
Međuinduktivitet analiziranog motora se mijenja zbog zasićenja u željezu, posebno pri nižim frekvencijama napona napajanja. U 6. poglavlju je pokazano da točnost procjene međuinduktiviteta motora L_m bitno utječe na statičke i dinamičke pokazatelje kvalitete regulacije brzine vrtnje sustava vektorskog upravljanja AM-om, kao i na stabilnost.

U ovom poglavlju je analizirana stabilnost sustava vektorskog upravljanja AM-a za četiri navedena eksperimenta analizom položaja nula i polova prijenosne funkcije brzine vrtnje. Ulazni podaci računalnog programa za proračun nula i polova su parametri motora i regulacijskog sustava, kao i eksperimentalno procijenjene varijable stanja AM-a.

7.4.1. Analiza utjecaja procjene međuinduktiviteta na položaj nula i polova prijenosne funkcije brzine vrtnje

Na slici 7.33. su prikazani položaji nula i polova prijenosne funkcije brzine vrtnje po referentnoj brzini vrtnje (jednadžba (6.45)) za stacionarne radne točke iz eksperimenta 1. i eksperimenta 2. Dakle, položaj nula i polova prikazan na slici 7.33. a) opisuje stacionarnu radnu točku AM-a koja je definirana sljedećim parametrima: $\omega^* = 18,84 [1/s]$, $\hat{L}_m = L_m = 0,3382 [H]$, $m_t = 0,15m_m = 1,6 [Nm]$, $i_{sd}^* = 2,43 [A]$.

Na slici 7.33. b) stacionarna radna točka je definirana sljedećim parametrima: $\omega^* = 18,84 [1/s]$, $\hat{L}_m = 1,09L_m = 0,37 [H]$, $M_t = 0,15M_m = 1,6 [Nm]$, $i_{sd}^* = 2,43 [A]$.

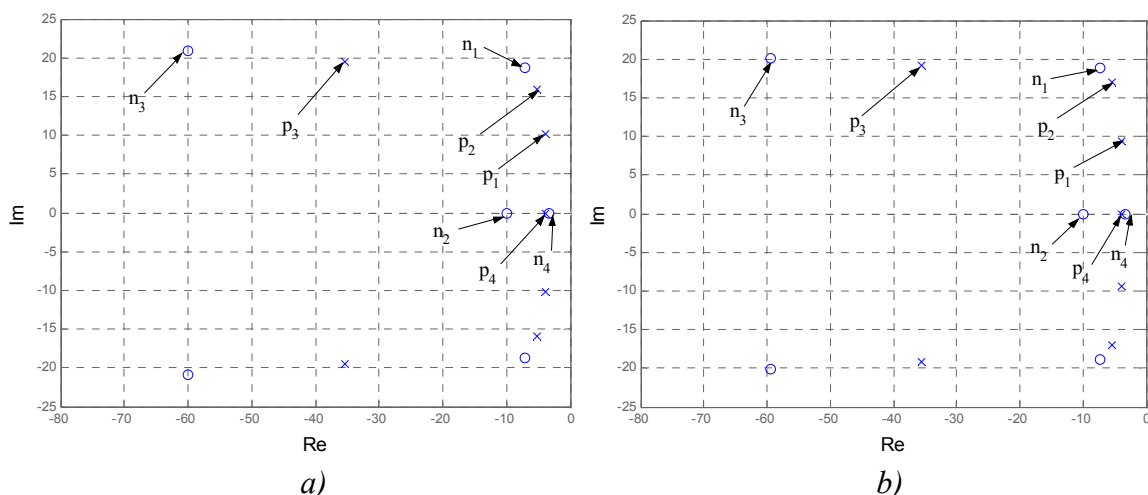


Slika 7.33. Položaj polova i nula prijenosne funkcije (jednadžba 6.45) za dvije stacionarne radne točke: $\hat{L}_m = L_m = 0,3382 [H]$ (a) i $\hat{L}_m = 1,09L_m = 0,37 [H]$ (b)
 ($m_t = 0,15m_m$, $\omega^* = 18,84 [1/s]$, $i_{sd}^* = 2,43 [A]$)

Na slici 7.33. se vidi karakteristična promjena položaja pola p_1 u kompleksnoj ravnini ulijevo (opisano u 6. poglavlju), kada je procijenjeni međuinduktivitet veći od stvarnog. Pol p_4 mijenja položaj u kompleksnoj ravnini na način da se približava imaginarnoj osi, ali se i istovremeno praktički podudara sa nulom n_4 , tako da stabilnost regulacijskog sustava nije narušena. U analiziranom eksperimentu ni jedan pol nema pozitivan realni dio, pa se može reći da stabilnost sustava vektorskog upravljanja u promatranoj radnoj točki nije problematična.

Ukoliko je međuinduktivitet motora procijenjena manjim od stvarnog tada odziv brzine vrtnje na skokovitu promjenu reference brzine vrtnje postaje, u početku oscilatoran, a sa povećanjem ove pogreške procjene regulacijski sustav postaje nestabilan. U tom slučaju referentna struje statora i_{sq}^* definirana je ograničavačem na iznosu od $6 [A]$.

Na slici 7.34. su prikazani položaji nula i polova prijenosne funkcije brzine vrtnje (jednadžba (6.45)) za stacionarne radne točke iz eksperimenta 3. i eksperimenta 4. Dakle, položaj nula i polova prikazan na slici 7.34. a) opisuje stacionarnu radnu točku AM-a koja je definirana parametrima: $\omega^* = 75,36 [1/s]$, $\hat{L}_m = L_m = 0,379 [H]$, $m_t = 0,15m_m = 1,6 [Nm]$, $i_{sd}^* = 1,89 [A]$, a na slici 7.34. b) stacionarna radna točka je definirana sljedećim parametrima: $\omega^* = 75,36 [1/s]$, $\hat{L}_m = 1,06L_m = 0,4 [H]$, $m_t = 0,15m_m = 1,6 [Nm]$, $i_{sd}^* = 1,89 [A]$.



Slika 7.34. Položaj polova i nula prijenosne funkcije (jednadžba 6.45) za dvije stacionarne radne točke: $\hat{L}_m = L_m = 0,379 [H]$ (a) i $\hat{L}_m = 1,06L_m = 0,4 [H]$ (b)
 ($m_t = 0,15m_m$, $\omega^* = 75,36 [1/s]$, $i_{sd}^* = 1,89 [A]$)

Na slici 7.34. se vidi zanemarivo mijenjanje položaja polova p_1 i p_2 u kompleksnoj ravnini, kada je procijenjeni međuinuktivitet veći od stvarnog. Ostali polovi i nule uglavnom ne mijenjaju svoja mjesta u kompleksnoj ravnini.

Polovi i nule prikazani na slici 7.34. za referencu brzine vrtnje $\omega^* = 75,36 [1/s]$ ne pokazuju značajnije mijenjanje položaja u kompleksnoj ravnini za analizirane stacionarne radne točke sustava vektorskog upravljanja AM-om, za razliku od polova i nula prikazanih na slici 7.33. za referencu brzine vrtnje $\omega^* = 18,84 [1/s]$. To je i u skladu sa proračunima prikazanim u 6. poglavlju, jer je u području frekvencija napona napajanja preko $10 [Hz]$, regulacijski sustav manje osjetljiv na pogrešku procjene međuinuktiviteta motora L_m nego pri nižim frekvencijama napona napajanja.

7.4.2. Rezime laboratorijskih mjerenja bez primjene neuronskih mreža

Općenito se može zaključiti da je analizirani sustav vektorskog upravljanja zasnovan na MRAS teoriji osjetljiv na točnost procjene međuinuktiviteta asinkronog motora pri frekvencijama napona napajanja manjim od oko $10 [Hz]$. Utjecaj pogreške procjene međuinuktiviteta motora na točnost procjene brzine vrtnje observerom i na stabilnost regulacijskog sustava je veći što je frekvencija napona napajanja manja.

Kao zaključak svih navedenih laboratorijskih mjerenja se može reći da se brzina vrtnje mjerena enkoderom i brzina vrtnje procijenjena observerom zadovoljavajuće dobro podudaraju u stacionarnom stanju kao i tijekom trajanja prijelazne pojave. Međutim, ukoliko je međuinuktivitet motora L_m procijenjena sa pogreškom tada je vrijeme smirivanja brzine vrtnje s obzirom na promjenu reference brzine vrtnje ω^* osjetno duže, u skladu s veličinom pogreške. U krajnjem slučaju, kada se međuinuktivitet procjeni s relativno velikom pogreškom, regulacijski sustav može postati i nestabilan. Sustav vektorskog upravljanja je više osjetljiv na procjenu međuinuktiviteta što je brzine vrtnje AM-a manja.

S obzirom da se brzina vrtnje motora mjerena enkoderom i brzina vrtnje procijenjena observerom razlikuju za manje od 5 [%] teško je promatranjem ovih veličina u realnom vremenu zaključiti na pokazatelje kvalitete regulacije.

Dakle, nameće se potreba za nečim što će raditi paralelno sa regulacijskim sustavom i signalizirati ukoliko međuinduktivitet motora nije dobro procijenjena. U ovom radu je predložena statička neuronska mreža, opisana u 5. poglavlju sa zadatkom procjenjivanja brzine vrtnje na temelju mjerenih komponenata vektora struje statora i komponenata referentnog vektora napona statora u mirujućem α, β koordinatnom sustavu. Detaljno o tome je napisano u 5. poglavlju.

7.5. Eksperimentalna istraživanja primjenom neuronskih mreža

U ovom poglavlju je analizirana kvaliteta procjene brzine vrtnje statičkim neuronskim mrežama obučenim na način kako je to opisano u poglavlju 5. Složenost strukture neuronske mreže bitno određuje mogućnost njene primjene u realnom vremenu. Osim toga, mogućnost primjene neuronske mreže odabrane strukture određuje i cjelokupna složenost programskog koda implementiranog u DSP.

U prethodno analiziranim laboratorijskim mjerenjima napravljen je programski kod za realizaciju sustava vektorskog upravljanja AM-om sa frekvencijom uzorkovanja $f_s = 10$ [kHz]. Sa tom istom frekvencijom se obavlja i akvizicija ukupno čak 23 različite fizikalne veličine koje se pojavljuju u regulacijskom sustavu. Osim toga, omogućeno je podešavanje parametara svih PI regulatora u realnom vremenu, parametara PI estimatora brzine vrtnje, kao i procijenjenog iznosa međuinduktiviteta \hat{L}_m i recipročnog iznosa pojačanja observera T_c . Na ovaj način je digitalni signal procesor značajno opterećen. Međutim, brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom je, u okviru ovog rada, predložena kao mjerilo valjanosti procjene međuinduktiviteta motora. Dakle, i nije nužno da se brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom odvija bez vremenskog kašnjenja.

Općenito se programski kod napisan za izvođenje aplikacija u realnom vremenu za DS1104 upravljačku karticu može izvesti da bude sa jednim vremenom uzorkovanja (eng. single timer task mode) ili sa više njih (eng. multiple timer task mode). U konkretnom slučaju sustav vektorskog upravljanja AM-om (bez neuronske mreže) se realizira sa vremenskim intervalom koje je jednako vremenu uzorkovanja $T_s = 100$ [μs], a neuronska mreža sa vremenskim intervalom T_{sn} koje je višekratnik spomenutog vremena uzorkovanja T_s . Koliki će biti taj višekratnik ovisi o konkretnoj strukturi neuronske mreže. Ukoliko je programski kod iste složenosti kao kod prethodnih laboratorijskih mjerenja onda je za strukture neuronskih mreža analiziranih u 5. poglavlju eksperimentalno određeno približno minimalno vrijeme unutar kojeg je neuronska mreža u stanju dati kao izlaz signal procijenjene brzine vrtnje. Rezultati su prikazani u tablici 7.1. na način da je za neuronsku mrežu određene strukture (navedeni brojevi označavaju broj neurona po pojedinim slojevima) i za odabrano vrijeme uzorkovanja dan odgovor da li neuronska mreža s takvim vremenom uzorkovanja može raditi u realnom vremenu (oznaka „DA”) ili ne može raditi u realnom vremenu (oznaka „NE”).

	Struktura neuronske mreže								
T_{sn} [μs]	8-2-1	8-5-1	8-10-1	8-20-1	8-2-3-1	8-2-9-1	8-9-2-1	8-9-7-1	8-10-10-1
100	DA	NE	NE	NE	NE	NE	NE	NE	NE
200	DA	NE	NE	NE	NE	NE	NE	NE	NE
300	DA	DA	NE	NE	NE	NE	NE	NE	NE
400	DA	DA	DA	NE	DA	DA	DA	NE	NE
500	DA	DA	DA	DA	DA	DA	DA	DA	NE

Tablica 7.1. Mogućnost realizacije neuronske mreže definirane strukture u realnom vremenu u ovisnosti o vremenskom intervalu realizacije T_{sn} ; akvizicija 23 fizikalne veličine

Iz rezultata prikazanih u tablici 7.1. se može zaključiti da se sa povećavanjem složenosti strukture neuronske mreže povećava i vremenski interval T_{sn} unutar kojeg je neuronska mreže u stanju dati signal procijenjene brzine vrtnje.

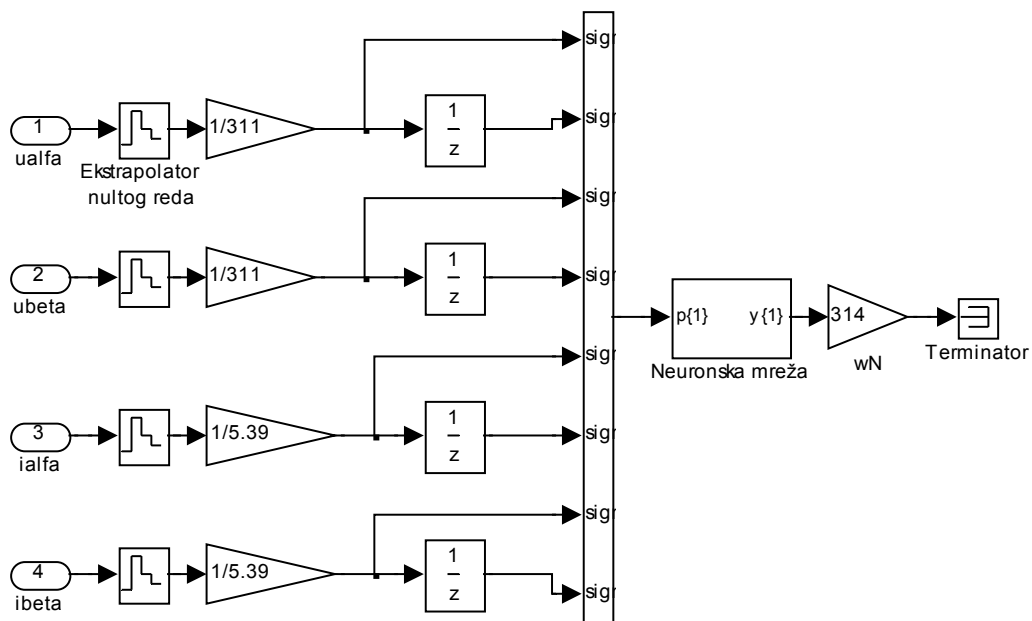
Ukoliko je programski kod pojednostavljen na način da se umjesto akvizicije 23 fizikalne veličine obavlja akvizicija samo brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$ tada se za prethodno analizirane strukture neuronskih mreža dobivaju vremenski intervali T_{sn} na način kako je to prikazano u tablici 7.2.

	Struktura neuronske mreže								
T_{sn} [μs]	8-2-1	8-5-1	8-10-1	8-20-1	8-2-3-1	8-2-9-1	8-9-2-1	8-9-7-1	8-10-10-1
100	DA	NE	NE	NE	NE	NE	NE	NE	NE
200	DA	DA	NE	NE	NE	NE	NE	NE	NE
300	DA	DA	DA	NE	DA	NE	NE	NE	NE
400	DA	DA	DA	DA	DA	DA	DA	NE	NE
500	DA	DA	DA	DA	DA	DA	DA	DA	NE

Tablica 7.2. Mogućnost realizacije neuronske mreže definirane strukture u realnom vremenu u ovisnosti o vremenskom intervalu realizacije T_{sn} ; akvizicija samo $\hat{\omega}_N$

Prema rezultatima prikazanim u tablici 7.2. se vidi da se vremenski interval unutar kojeg je neuronska mreža sposobna procijeniti brzinu vrtnje značajno smanjuje ukoliko se u memoriji računala obavlja akvizicija samo signala brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom. Spomenuto vrijeme bi se moglo još i dodatno smanjiti ukoliko bi se onemogućilo mijenjanje procijenjenog iznosa međuinuktiviteta \hat{L}_m i recipročnog iznosa pojačanja observera T_c u realnom vremenu. Osim toga, jedan od načina povećavanja brzine rada digitalnog signal procesora bi bilo određivanje položaja referentnog vektora napona statora \bar{u}_{sref} (kuta $\Delta\theta$ i rednog broja sektora N) kod vektorske PWM modulacije također primjenom neuronske mreže [10]. U okviru planirane teme ovaj način nije istraživan i predstavljat će predmet budućih istraživanja.

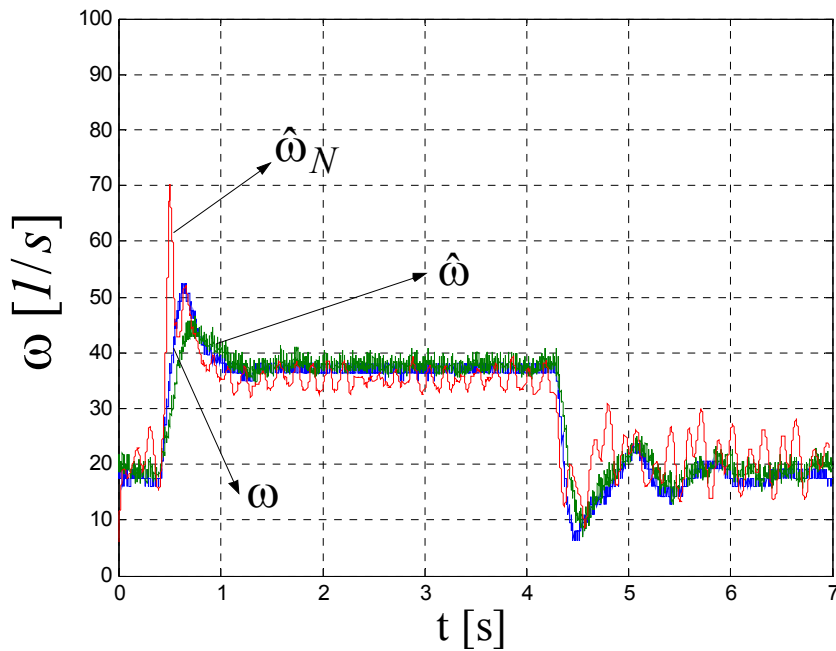
Na slici 7.9. se nalazi podsustav „Procjena brzine vrtnje neuronskom mrežom”, a njegov sadržaj je prikazan na slici 7.35.



Slika 7.35. Blokova shema podsustava za procjenjivanje brzine vrtnje neuronskom mrežom u Simulink-u

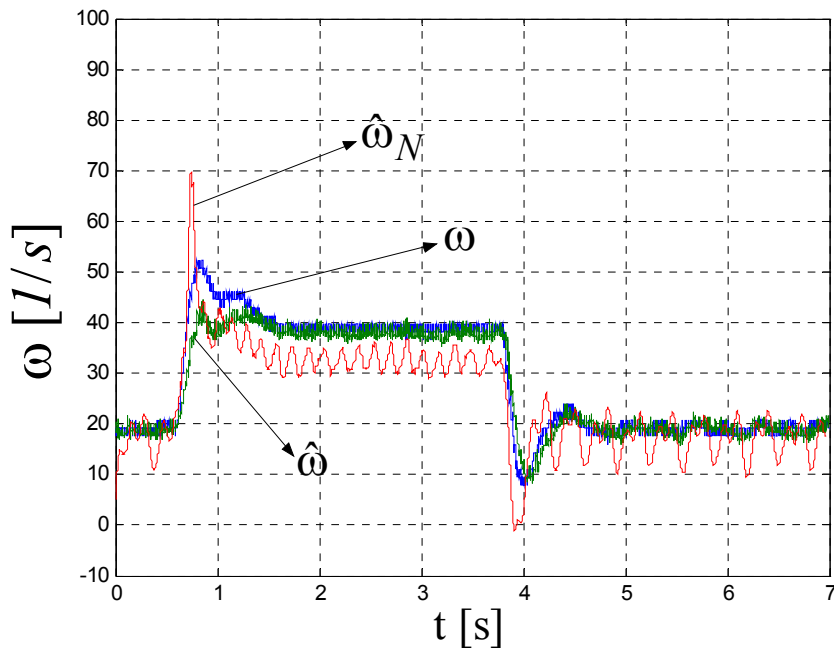
Neuronska mreža koja je prikazana na slici 7.35. je strukture 8-10-1, a njena detaljna blokova shema se nalazi u dodatku D3. Neuronska mreža je obučena na temelju napona i struja dobivenih iz matematičkog modela sustava vektorskog upravljanja. Formirana neuronska mreža se jednostavno primjenom naredbe *gensim('ime neuronske mreže', 'vrijeme uzorkovanja')* prebacuje u potprogram *Simulink*, te na taj način postaje primjenjiva za rad u realnom vremenu.

Procjena brzine vrtnje neuronskom mrežom, zajedno sa stvarnom i brzinom vrtnje procijenjenom observerom iz eksperimenta 1. (poglavlje 7.3, slika 7.16.) prikazana je na slici 7.36.



Slika 7.36. Brzina vrtnje procijenjena observerom $\hat{\omega}$, neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$ i izmjerena enkoderom ω pri skokovitoj promjeni referencne brzine vrtnje sa $\omega_1^* = 18,84[1/s]$ na $\omega_2^* = 2\omega_1^* = 37,68[1/s]$; $\hat{L}_m = L_m = 0,3382[H]$

Ukoliko je međuinuktivitet motora procijenjen sa pogreškom od 9 [%] kao u eksperimentu 2. (poglavlje 7.3., slika 7.21) tada brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom, kao i brzina vrtnje procijenjena observerom i izmjerena enkoderom prikazani su na slici 7.37.



Slika 7.37. Brzina vrtnje procijenjena observerom $\hat{\omega}$, neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$ i izmjerena enkoderom ω pri skokovitoj promjeni reference brzine vrtnje sa $\omega_1^* = 18,84[1/s]$ na $\omega_2^* = 2\omega_1^* = 37,68[1/s]$; $\hat{L}_m = 1,09L_m = 0,37H$

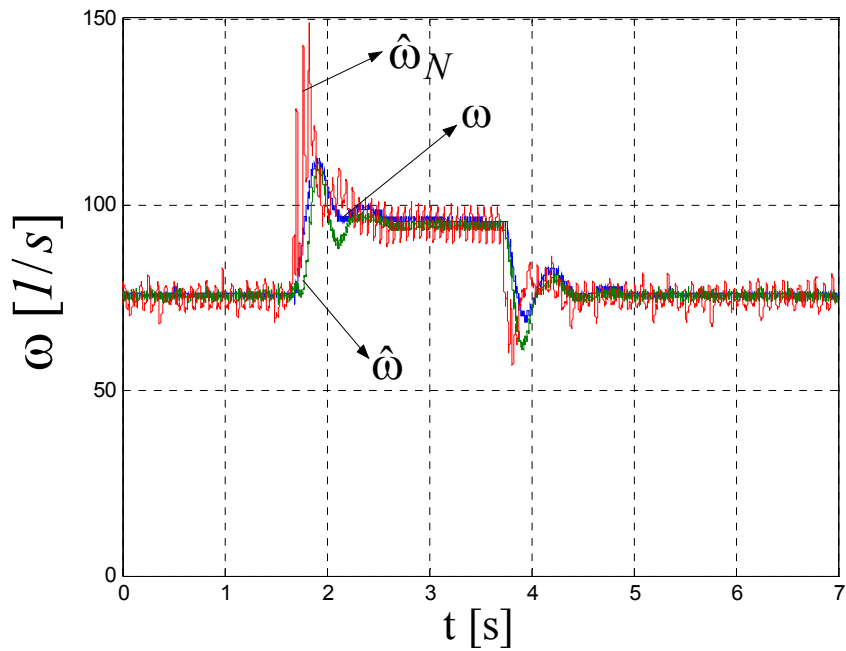
Srednja vrijednost procijenjene brzine vrtnje neuronskom mrežom $\bar{\omega}_N$, njena standardna devijacija i relativna pogreška ε , za rezultate procjene brzine vrtnje prikazane na slikama 7.36. i 7.37. prikazane su u tablici 7.3.

		$\bar{\omega}_N [1/s]$	$\varepsilon [\%]$	$\sigma [1/s]$
$\hat{L}_m = L_m$	$\omega^* = 18,84 [1/s]$	19,31	2,5	3,768
	$\omega^* = 37,68 [1/s]$	35,482	5,8	1,476
$\hat{L}_m = 1,09L_m$	$\omega^* = 18,84 [1/s]$	17,14	9	3,3912
	$\omega^* = 37,68 [1/s]$	32,53	13,7	1,853

Tablica 7.3. Srednja vrijednost brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom $\bar{\omega}_N$, njena standardna devijacija σ i relativna pogreška ε u slučaju kada je međuinduktivitet motora procijenjen sa i bez pogreške

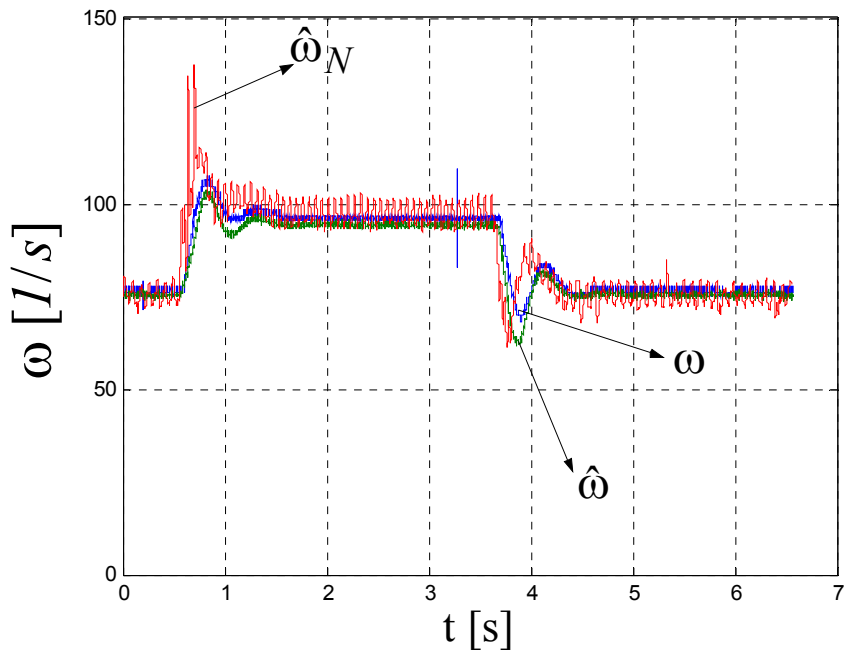
Prema rezultatima prikazanim na slikama 7.36. i 7.37. i tablici 7.3. se vidi da je procjena brzine vrtnje neuronskom mrežom bolja ukoliko je međuinduktivitet motora točno procijenjen. Standardna devijacija σ je neznatno promijenjena ukoliko je međuinduktivitet motora procijenjen sa ili bez pogreške.

Procjena brzine vrtnje neuronskom mrežom, zajedno sa stvarnom i brzinom vrtnje procijenjenom observerom iz eksperimenta 3. (poglavlje 7.3., slika 7.25.) prikazana je na slici 7.38.



Slika 7.38. Brzina vrtnje procijenjena observerom $\hat{\omega}$, neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$ i izmjerena enkoderom ω pri skokovitoj promjeni reference brzine vrtnje sa $\omega_1^* = 75,36[1/s]$ na $\omega_2^* = 94,2[1/s]$; $\hat{L}_m = L_m = 0,379[H]$

Ukoliko je međuinuktivitet motora procijenjen sa pogreškom od 6 [%] kao u eksperimentu 4. (poglavlje 7.3., slika 7.29.), tada su brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom, kao i brzina vrtnje procijenjena observerom i izmjerena enkoderom kao na slici 7.39.



Slika 7.39. Brzina vrtnje procijenjena observerom $\hat{\omega}$, neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$ i izmjerena enkoderom ω pri skokovitoj promjeni reference brzine vrtnje sa $\omega_1^* = 75,36[1/s]$ na $\omega_2^* = 94,2[1/s]$; $\hat{L}_m = 1,06L_m = 0,4[H]$

Srednja vrijednost procijenjene brzine vrtnje neuronskom mrežom $\bar{\omega}_N$, njena standardna devijacija i relativna pogreška ε , za rezultate procjene brzine vrtnje prikazane na slikama 7.38. i 7.39. prikazane su u tablici 7.4.

		$\bar{\omega}_N$ [1/s]	ε [%]	σ [1/s]
$\hat{L}_m = L_m$	$\omega^* = 75,36$ [1/s]	74,89	0,6	2,76
	$\omega^* = 94,2$ [1/s]	94,7	0,5	3,04
$\hat{L}_m = 1,06L_m$	$\omega^* = 75,36$ [1/s]	75,08	0,4	2,45
	$\omega^* = 94,2$ [1/s]	97,28	3,3	2,7

Tablica 7.4. Srednja vrijednost brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom $\bar{\omega}_N$, njena standardna devijacija σ i relativna pogreška ε u slučaju kada je međuinduktivitet motora procijenjen sa i bez pogreške

Prema rezultatima prikazanim na slikama 7.38. i 7.39. i tablici 7.4. se vidi da je procjena brzine vrtnje neuronskom mrežom bolja ukoliko je međuinduktivitet motora točno procijenjen. Međutim, točnost procjene međuinduktiviteta AM-a nije toliko značajna za procjenu brzine vrtnje pomoću observera kao u eksperimentu 1. i eksperimentu 2. Standardna devijacija σ je neznatno promijenjena ukoliko je međuinduktivitet motora procijenjen sa ili bez pogreške.

Uočeni problemi

Laboratorijska postaja Mikra, osim dSpace kartice, u potpunosti je napravljena od komponenti dostupnih na domaćem tržištu. Zbog toga ima određene nedostatke u odnosu na suvremene industrijske pretvarače frekvencije. Uočeni nedostaci su:

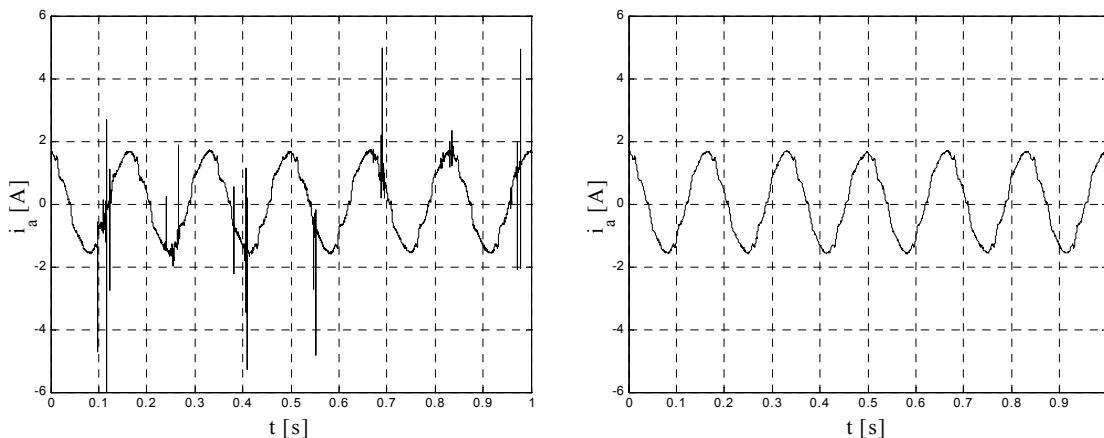
1. Efekt mrtvog vremena je izražen u području nižih frekvencija napona napajanja,
2. Ne postoji mogućnost automatske korekcije napona istosmjernog međukruga,
3. Šum mjerenja struje koji nastaje zbog impulsnog rada energetskih tranzistora i
4. U pretvaraču frekvencije ne postoji sedmi tranzistor koji preko otpornika za kočenje osigurava da iznos napona istosmjernog međukruga ne prijeđe određeni iznos.

Efekt mrtvog vremena pretvarača frekvencije nije analiziran u okviru ove disertacije i predstavljat će, između ostalog, predmet daljnjih istraživanja. Efekt mrtvog vremena se očituje u činjenici da pri niskim frekvencijama napona napajanja postoje vremenski intervali unutar kojih je struja statora jednaka nuli.

Šum mjerenja struje koji nastaje zbog impulsnog rada energetskih tranzistora i neizbježan je. Smanjenje utjecaja impulsnih smetnji, bez povećavanja frekvencije uzorkovanja mjerenog signala, moguće je postići ugradnjom sklopa za ograničavanje brzine promjene signala (eng. rate limiter). Sklop za ograničavanje brzine promjene signala (općenito signala x) može se matematički opisati sljedećim izrazom [7]:

$$\frac{dx}{dt} = \begin{cases} \left(\frac{dx}{dt}\right)_{\max} & \text{za } \frac{dx}{dt} > \left(\frac{dx}{dt}\right)_{\max} \\ \frac{dx}{dt} & \text{za } \left(\frac{dx}{dt}\right)_{\min} \leq \frac{dx}{dt} \leq \left(\frac{dx}{dt}\right)_{\max} \\ \left(\frac{dx}{dt}\right)_{\min} & \text{za } \frac{dx}{dt} < \left(\frac{dx}{dt}\right)_{\min} \end{cases}$$

Primjenom ovakvog ograničavača na faznu struju statora koja je jedan od signala povratne veze u sustavu, utjecaj impulsnih smetnji u potpunosti je eliminiran (slika 7.40.). U svim analiziranim laboratorijskim eksperimentima je odabrano da je $\left(\frac{di}{dt}\right)_{\max} = 800[A/s]$ i $\left(\frac{di}{dt}\right)_{\min} = -800[A/s]$. Pri podešavanju graničnih brzina promjene mjenog signala mora se voditi računa da ograničenje ne smije nastupiti zbog dinamičkih promjena signala koje nastaju zbog odziva sustava na promjene referentne veličine ili poremećajne veličine.



Slika 7.40. Fazna struja statora AM-a prije uklanjanja impulsnih smetnji (a) i poslije uklanjanja impulsnih smetnji (b)

Na slici 7.40. a) se vidi da impulse smetnje nastaju periodički sa periodom pojavljivanja od 0,15 [s]. Smetnje su redovito periodičke kada je frekvencija uzorkovanja višekratnik od frekvencije PWM modulacije f_{PWM} . Ako frekvencija uzorkovanja nije višekratnik frekvencije PWM modulacije, tada su smetnje kontinuirano prisutne.

Na slici 7.9. je prikazan i ograničavač skokovite promjene reference brzine vrtnje ω^* . Odabrano je da je $\left(\frac{d\omega}{dt}\right)_{\max} = 1000[1/s]$ i $\left(\frac{d\omega}{dt}\right)_{\min} = -1000[1/s]$. Ovaj ograničavač je primijenjen da se izbjegnu skokovite promjene većeg iznosa neke veličine.

Navedeni nedostaci laboratorijske postaje Mikra nisu utjecali na njenu primjenjuju u istraživanjima.

Na temelju rezultata laboratorijskih eksperimenata može se reći da laboratorijska postaja Mikra ispunjava zahtjeve suvremenih istraživanja sustava vektorskog upravljanja AM-om. Jednostavnim izmjenom upravljačkog software-a moguće je na postojećoj laboratorijskoj postaji istraživati i sustave vektorskog upravljanja AM-om različitih struktura.

8. ZAKLJUČAK

U radu je analizirana struktura sustava vektorskog upravljanja asinkronim motorom bez mjernog člana brzine vrtnje koja se zasniva na MRAS (eng. Model Reference Adaptive System) teoriji.

Metodologija istraživanja se zasniva na simulaciji rada sustava vektorskog upravljanja s AM-om na PC računalu i eksperimentima na laboratorijskoj maketi s asinkronim kaveznim motorom (380 [V], 3,81 [A] i 1,5 [kW]) i pretvaračem frekvencije vlastite izrade s IGBT tranzistorima (100 [A]).

Sustav vektorskog upravljanja je realiziran primjenom digitalnog signal procesora TMS320F240 koji je ugrađen u upravljačku karticu DS1104, proizvođača dSpace. Zadaci signal procesora su: generiranje signala vektorske PWM modulacije za upravljanje IGBT tranzistorima izmjenjivača, A/D pretvorba mjerenih komponenti vektora struje statora i mjerenog napona istosmjernog međukruga, digitalna obrada mjerenog signala brzine vrtnje enkodera, obrada mjerenih signala po unaprijed definiranom algoritmu, kao i procjenjivanje brzine vrtnje u realnom vremenu primjenom algoritma observera i primjenom algoritma neuronskih mreža. Programiranje signal procesora za rad u realnom vremenu obavlja se primjenom programskog paketa MATLAB, potprogram Simulink.

U ovom radu je odabrano da se upravljanje IGBT tranzistorima obavlja po algoritmu vektorske PWM modulacije (eng. Space Vector Pulse Width Modulation, SVPWM). Algoritam vektorske modulacije je odabran zbog manjeg sadržaja viših harmoničkih komponenti u vektoru struje statora i manjih sklopnih gubitaka energetskih tranzistora u odnosu na druge vrste PWM modulacije. Spektralnom analizom proračunatog i izmjenjenog vektora struje statora AM-a u praznom hodu pokazano je da su amplitude viših harmoničkih komponenti zanemarive prema amplitudi osnovnog harmonika. Kod opterećenog AM-a udio viših harmoničkih komponenti u vektoru struje statora još je i manji. Zbog toga se u istraživanjima sustava vektorskog upravljanja asinkronim motorom može zanemariti utjecaj parazitnih viših harmoničkih komponenti u naponima napajanja i strujama statora AM-a. Dakle, izmjenjivač sa vektorskom PWM modulacijom, sa stanovišta regulacije brzine vrtnje, se može idealizirati na način da se umjesto vektora napona statora razmatra vektor referentnog napona izmjenjivača.

Poznavanje parametara AM-a u svim režimima rada od izuzetne je važnosti. Utjecaj zasićenja rasipnih magnetskih putova na karakteristike asinkronog motora javlja se u režimima rada s povećanim strujama motora (npr. za vrijeme zaleta asinkronog motora u nereguliranim pogonima), što u sustavima vektorskog upravljanja AM-om redovito nije slučaj. Utjecaj zasićenja glavnog magnetskog kruga se javlja u režimima rada s povećanim glavnim magnetskim tokom (npr. pri nižim frekvencijama napona napajanja asinkronog motora u reguliranim pogonima). Ova pojava se očituje u promjenljivom međuinduktivitetu L_m koji se kao parametar nalazi u analiziranom observeru brzine vrtnje. Može se zaključiti da je uzimanje u obzir efekta zasićenja u željezu važno za točan proračun kako statičkih, tako i dinamičkih režima rada vektorski upravljanog asinkronog motora.

U ovoj disertaciji je analizirana procjena brzine vrtnje jednostavnom dvoslojnom neuronskom mrežom i višeslojnim statičkim neuronskim mrežama različitih struktura.

Jednostavna dvoslojna neuronska mreža konstruirana je na temelju matematičkog modela AM-a i ima samo jedan promjenljivi težinski koeficijent koji je proporcionalan brzini vrtnje. Ovakva neuronska mreža ne zahtjeva postupak obučavanja prije same primjene, nego se podešavanje težinskog koeficijenta odvija u svakom koraku proračuna sustava vektorskog upravljanja AM-a. Pokazalo se da je ovakav primjer neuronske mreže jednostavan za upotrebu, ima dobre statičke pokazatelje kvalitete procjene brzine vrtnje, ali zbog izrazite jednostavnosti ima i svoje nedostatke. U prvom redu, struktura ove neuronske mreže je takva

da podrazumijeva da je rotorska vremenska konstanta nepromjenjiva, što u analiziranom sustavu vektorskog upravljanja nije točno. Osim toga točnost procjene brzine vrtnje na ovakav način nije zadovoljavajuća tijekom proračuna zaleta nereguliranog elektromotornog pogona s AM-om napajanog iz krutog naponskog izvora, kao ni tijekom proračuna zaleta vektorski reguliranog AM-a.

Brzinu vrtnje vektorski reguliranog AM-a moguće je procjenjivati i primjenom višeslojnih statičkih neuronskih mreža. Analizirane strukture neuronskih mreža imaju zajedničko svojstvo da imaju δ ulaznih neurona (komponente vektora struje i napona statora asinkronog motora u α, β koordinatnom sustavu u k -tom i $(k-1)$ -om koraku proračuna (ili u k -tom i $(k-1)$ -om uzorku mjerenja) i jedan izlazni neuron čiji je izlaz brzina vrtnje rotora u k -tom koraku proračuna (ili u k -tom koraku izvršavanja programa za rad u realnom vremenu) $\omega(k)$. Aktivacijska funkcija u skrivenim slojevima je bipolarna *tansig* funkcija, a u izlaznom sloju je *purelin* funkcija.

Analizirane su procjene brzine vrtnje troslojnim i četveroslojnim neuronskim mrežama. Svaka od navedenih neuronskih mreža obučena je sa ciljem da točno procjenjuje brzinu vrtnje u području nižih brzina vrtnje AM-a (nižih frekvencija napona napajanja statora). U tom području, za promatrane režime rada AM-a, je zasićenje glavnog magnetskog kruga značajno. Obučavanje neuronske mreže se odvija sa međuinduktivitetom procijenjenim, praktički bez pogreške, na način kako je to opisano u literaturi [20]. Primijenjeno je tzv. skupno obučavanje (eng. batch training) Levenberg-Marquardt-ovim algoritmom koji osigurava najbržu konvergenciju obučavanja od svih algoritama implementiranih u program MATLAB. Može se zaključiti da u analiziranim dinamičkim režimima rada brzinu vrtnje najbolje procjenjuje neuronska mreža strukture *8-20-1* i da se ne dobiva bolja procjena brzine vrtnje uvođenjem još jednog skrivenog sloja, kao ni dodavanjem neurona u drugi skriveni sloj. Neuronska mreža strukture *8-10-1* daje tek nešto malo lošiju procjenu brzine vrtnje, što se ogleđa u zanemarivo većoj standardnoj devijaciji brzine vrtnje koja je procijenjena ovakvom neuronskom mrežom. Zbog duplo manjeg broja neurona u skrivenom sloju, ovakva neuronska mreža je prikladnija za rad u realnom vremenu, jer je ova neuronska mreža u stanju procijeniti brzinu vrtnje unutar vremenskog intervala manjeg od $300 \mu\text{s}$.

Istraživani MRAS sustav vektorskog upravljanja sadrži observer magnetskog toka rotora, brzine vrtnje i omskog otpora statora. Međuinduktivitet AM-a se kao važan parametar nalazi u observeru magnetskog toka rotora i brzine vrtnje i omskog otpora statora. Brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom osjetljiva je na točnost procjene međuinduktiviteta koji se kao parametar zadaje u sustavu vektorskog upravljanja. Ova osjetljivost je izraženija što je moment tereta veći. Pogreške u procjeni međuinduktiviteta motora dovode do izobličenja brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$. Ovo izobličenje se očituje u činjenici da se brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom razlikuje od referentne brzine vrtnje ω^* i da se u brzini vrtnje $\hat{\omega}_N$ pojavljuju, osim istosmjerne, i više harmoničke komponente. Te više harmoničke komponente bit će tim izraženije što je veća pogreška u procjeni međuinduktiviteta L_m . Ukoliko je međuinduktivitet motora procijenjen bez pogreške u brzini vrtnje procijenjenoj neuronskom mrežom postoje ove više harmoničke komponente, ali je njihov relativni udio u cjelokupnoj brzini vrtnje $\hat{\omega}_N$ zanemariv. Frekvencija prvog višeg harmonika u procijenjenoj brzini vrtnje f_{N1} jednaka je frekvenciji prvog harmonika napona napajanja vektorski upravljano asinkronog motora. Spektralna analiza brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom predstavlja učinkovit postupak za određivanje valjanosti procjene međuinduktiviteta AM-a. Utjecaj pogreške procjene međuinduktiviteta motora na točnost procjene brzine vrtnje observerom i na stabilnost regulacijskog sustava je veći što je frekvencija napona napajanja manja.

Kao kriterij kvalitete procjene brzine vrtnje pomoću neuronske mreže u stacionarnom stanju AM-a, u ovom radu, je predložena nova metoda zasnovana na proračunu srednje vrijednosti brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom $\bar{\omega}_N$ i standardne devijacije σ , u stacionarnom stanju. Srednja vrijednost brzine vrtnje $\bar{\omega}_N$ praktički je jednaka stvarnoj brzini vrtnje kada je međuinduktivitet motora procijenjen bez pogreške. Ako je međuinduktivitet procijenjen sa određenom pogreškom, tada postoji razlika između stvarne brzine vrtnje ω i brzine vrtnje $\bar{\omega}_N$ koja je proporcionalna pogrešci u procjeni međuinduktiviteta. Standardna devijacija je važan podatak koji govori o kvaliteti procjene brzine vrtnje u stacionarnom stanju, a fizikalno predstavlja rasipanje uzoraka procijenjene brzine vrtnje oko njene srednje vrijednosti. Usporedbom srednje vrijednosti brzine vrtnje $\bar{\omega}_N$ i standardne devijacije σ različitih višeslojnih neuronskih mreža došlo se do zaključka da brzinu vrtnje najbolje procjenjuje neuronska mreža strukture 8-20-1.

Prema rezultatima proračuna i laboratorijskih eksperimenata se potvrđuje da identifikacija omskog otpora statora zadovoljava samo u stacionarnim režimima rada, dok u dinamici ne zadovoljava. Upravo zbog toga se i proces prepoznavanja iznosa omskog otpora statora naziva identifikacija, a ne procjenjivanje. Također je utvrđeno da točnost procjene brzine vrtnje i identifikacija omskog otpora statora postaju loši pri nižim brzinama vrtnje i manjim iznosima momenta tereta.

Analizom rezultata procjene brzine vrtnje AM-a primjenom neuronskih mreža, može se zaključiti da je neuronska mreža u otvorenom krugu osjetljivija od observera u zatvorenom regulacijskom krugu na pogrešku procjene međuinduktiviteta \hat{L}_m . Kada je pogreška procjene brzine vrtnje observerom ispod 2 [%] pogreška procjene brzine vrtnje neuronskom mrežom je nekoliko puta veća. Variranjem različitih vrijednosti međuinduktiviteta u observeru sustava vektorskog upravljanja AM-a može se zaključiti o točnosti njegovog izbora. Dakle, neuronska mreža je osjetljiva na promjene međuinduktiviteta L_m i može poslužiti za potvrđivanje točnosti njegove procjene.

Analiza stabilnosti sustava vektorskog upravljanja AM-om od posebne je važnosti. Problem stabilnosti je posebno izražen u području nižih frekvencija napona napajanja motora. Kvaliteta procjene brzine vrtnje observerom i neuronskom mrežom uvelike ovisi o točnosti procjene međuinduktiviteta AM-a. Za potrebe analize stabilnosti načinjen je linearizirani model AM-a i linearizirani model regulacijskog sustava. Ova dva modela su objedinjena sa ciljem da se dobije prijenosna funkcija sustava vektorskog upravljanja po referentnoj brzini vrtnje. Promatranjem gibanja nula i polova ove prijenosne funkcije može se zaključivati, između ostalog, o stabilnosti sustava vektorskog upravljanja. Općenito se može reći da se najbolji pokazatelji kvalitete regulacije brzine vrtnje postižu ako je međuinduktivitet motora procijenjen bez pogreške, što je i za očekivati. Međutim, važno je istaknuti da, ukoliko se međuinduktivitet procjeni po iznosu manjim od stvarnog ($\hat{L}_m < L_m$), brzina vrtnje motora postaje najprije oscilatorna, a zatim regulacijski sustav može postati čak i nestabilan. Ukoliko je međuinduktivitet procijenjen većim od stvarnog ($\hat{L}_m > L_m$) tada postoji statičko odstupanje referentne brzine vrtnje od stvarne brzine vrtnje koje je proporcionalno pogrešci u procjeni međuinduktiviteta, a vrijeme smirivanja odziva brzine vrtnje na skokovitu promjenu reference brzine vrtnje postaje približno dvostruko veće nego kada nema pogreške u procjeni međuinduktiviteta AM-a.

Na temelju proračuna i laboratorijskih eksperimenata može se zaključiti da su procjena brzine vrtnje i identifikacija omskog otpora statora zadovoljavajući za frekvencije napona napajanja veće od 2 [Hz]. Za frekvencije napona napajanja koje su niže od 2 [Hz] potrebna su daljnja istraživanja.

9. DODACI

D1. Podaci asinkronog motora 5ABZ-90L-4

Podaci laboratorijskog modela asinkronog kaveznog motora 5ABZ-90L-4 su sljedeći: $1,5$ [kW], 380 [V], spoj zvijezda, $3,81$ [A], 1391 [r/min], $P_0 = 221$ [W], $P_{omeh} = 28$ [W], $I_0 = 2,54$ [A].

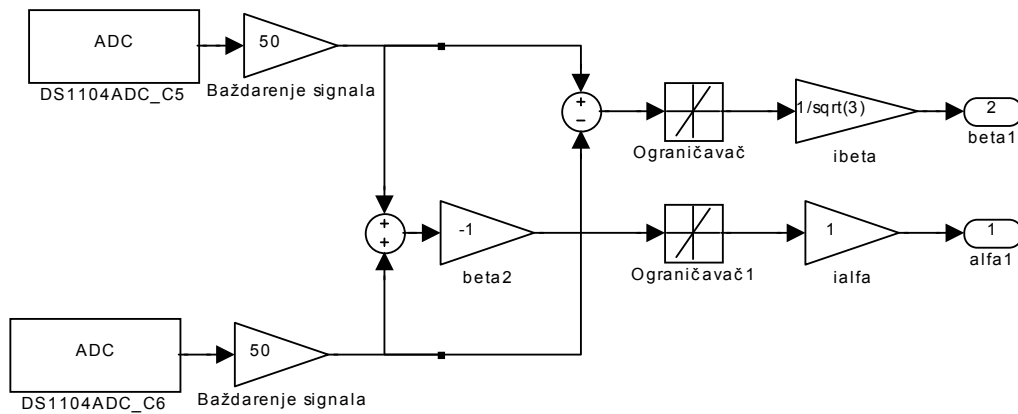
Izabrane bazne vrijednosti parametara motora su: $U_b = 311$ [V], $I_b = 5,39$ [A], $\omega_b = 314$ [1/s], $P_b = 2514,4$ [VA], $Z_b = R_b = X_b = 57,7$ [Ω], $L_b = 0,1838$ [H], $\Psi_b = 0,99$ [Vs], $T_b = 0,003185$ [s] i $M_b = 16$ [Nm].

Apsolutne i relativne vrijednosti parametara motora prikazani su u tablici D1.1.

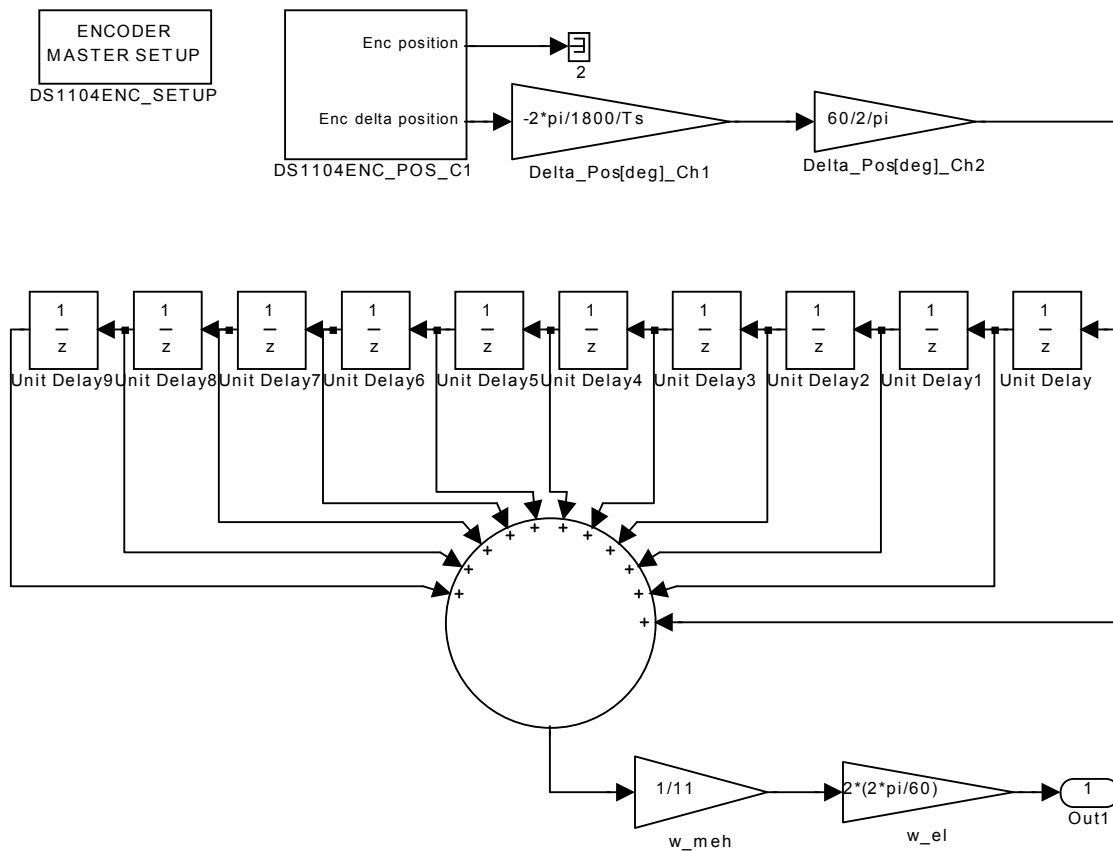
apsolutno	relativno	napomena
$R_s = 4,293$ [Ω]	$0,0744$ [p.u.]	pri 20 [°C]
$R_r = 3,866$ [Ω]	$0,0670$ [p.u.]	pri 20 [°C]
$X_m = 127,4$ [Ω]	$L_m = 2,208$ [p.u.]	
$X_{sl} = 5,725$ [Ω]	$L_{sl} = 0,0992$ [p.u.]	
$X_{sln} = 3,429$ [Ω]	$L_{sln} = 0,0563$ [p.u.]	
$X_{sl}(z) = 2,296$ [Ω]	$L_{sl}(z) = 0,0398$ [p.u.]	
$X_s = 133,13$ [Ω]	$L_s = 2,3072$ [p.u.]	$L_s = L_m + L_{sl}$
$X_{rl} = 6,861$ [Ω]	$L_{rl} = 0,1189$ [p.u.]	
$X_{rln} = 2,504$ [Ω]	$L_{rln} = 0,0434$ [p.u.]	
$X_{rl}(z) = 4,356$ [Ω]	$L_{rl}(z) = 0,0755$ [p.u.]	
$X_r = 134,26$ [Ω]	$L_r = 2,3269$ [p.u.]	$L_r = L_m + L_{rl}$
$\sigma = 0,092$		
$J = 0,035$ [kgm ²]	$T_{mv} = 11$ [p.u.]	
$M_n = 10,5$ [Nm]	$M_b = 0,65$ [p.u.]	

Tablica D1.1. Parametri asinkronog kaveznog motora 5ABZ-90L-4

D2. Blokvske sheme podsustava za mjerenje faznih struja asinkronog motora i brzine vrtnje u *Simulink*-u primjenom dSpace kartice

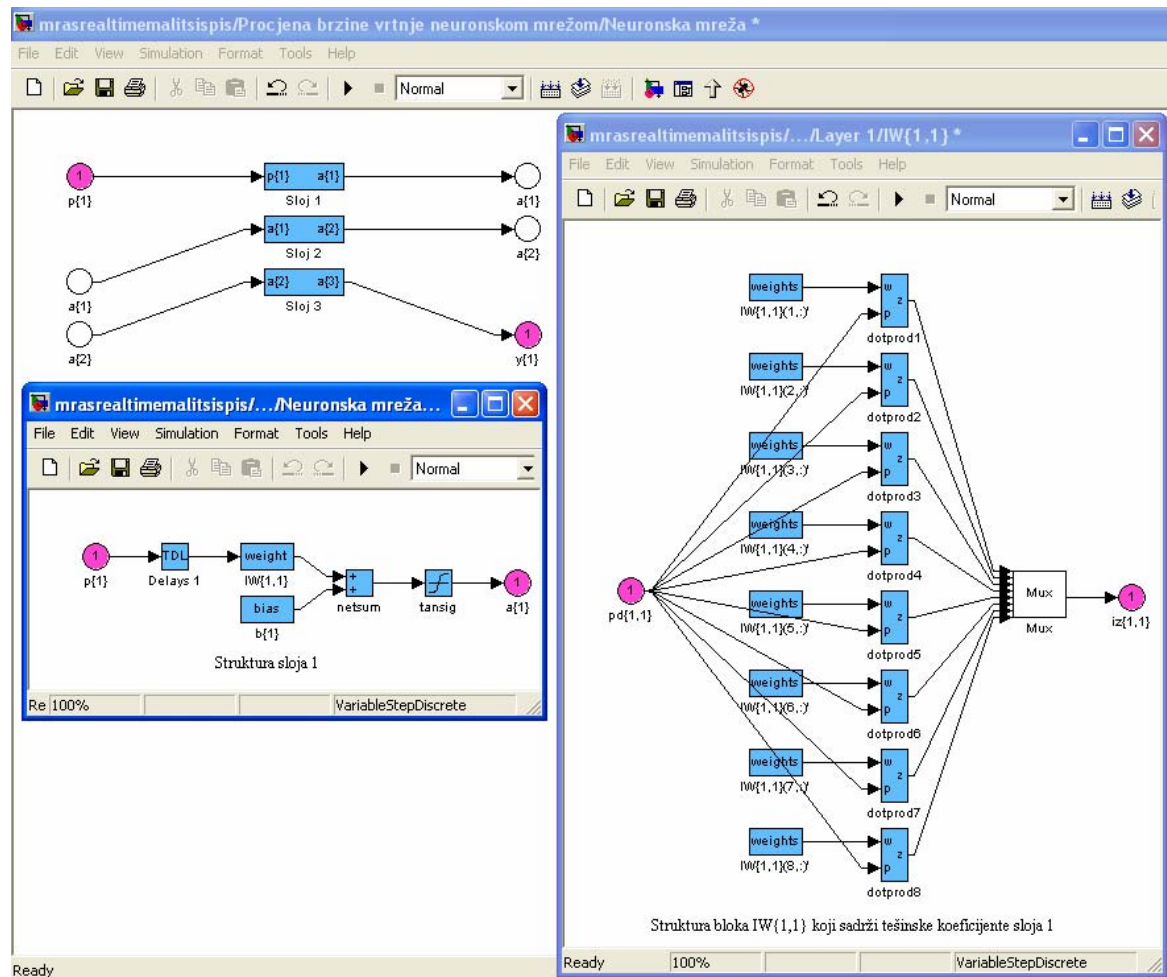


*Slika D2.1. Blokvska shema podsustava za mjerenje faznih struja AM-a u *Simulink*-u primjenom dSpace kartice*



*Slika D2.1. Blokvska shema podsustava za mjerenje brzine vrtnje AM-a u *Simulink*-u primjenom dSpace kartice*

D3. Blokovska shema neuronske mreže strukture 8-10-1 u Simulink-u sa detaljima prvog sloja



Slika D3.1. Blokovska shema neuronske mreže strukture 8-10-1 u Simulink-u sa blokovskom shemom prvog sloja i matricom težinskih koeficijenata prvog sloja

POPIS OZNAKA

\bar{a} -	kompleksni operator
\mathbf{b} -	vektor polarizacijskih signala
b_i -	prag osjetljivosti i -tog neurona ili polarizacijski ulaz
\mathbf{c}_j -	matrica centara j -te Gauss-ove aktivacijske funkcije
\mathbf{d} -	željeni izlazni vektor izlaznog sloja neuronske mreže
d_j -	željena izlazna vrijednost j -tog neurona izlaznog sloja neuronske mreže
$\mathbf{e}(k)$ -	vektor predikcijske pogreške u k -toj iteraciji
$\mathbf{e}^*(\Theta)$ -	ukupna predikcijska pogreška neuronske mreže
$E(\Theta)$ -	kriterij kakvoće (kriterijska funkcija) neuronske mreže
E_{ef} -	normalizirana efektivna kriterijska funkcija
e_s -	signal koji se dobije kao izlaz integratora u PI regulatoru brzine vrtnje
e_{vd} -	signal koji se dobije kao izlaz integratora u PI regulatoru d - komponente vektora struje statora
e_{vq} -	signal koji se dobije kao izlaz integratora u PI regulatoru q - komponente vektora struje statora
e_ω -	signal koji se dobije kao izlaz integratora u PI estimatoru brzine vrtnje
f_c -	presječna frekvencija
f_i -	i -ta aktivacijska funkcija neuronske mreže
f_s -	frekvencija statora, frekvencija uzorkovanja, frekvencija sklapanja poluvodičke sklopke
f_{s1} -	frekvencija osnovnog harmonika
g, g_a -	pojačanje aktivacijske funkcije
$\mathbf{H}(\Theta)$ -	Hessian matrica kriterijske funkcije
i_{sa}, i_{sb}, i_{sc} -	komponente vektora struje statora u a, b, c koordinatnom sustavu
I_b -	bazna struja asinkronog motora
I_{sn} -	nazivna struja statora
$i_{s\alpha}, i_{s\beta}$ -	komponente vektora struje statora u α, β koordinatnom sustavu
i_{sd}, i_{sq} -	komponente vektora struje statora u d, q koordinatnom sustavu
$\hat{i}_{sd}, \hat{i}_{sq}$ -	procijenjene komponente vektora struje statora u d, q koordinatnom sustavu
i_{sd}^*, i_{sq}^* -	referentne komponente vektora struje statora u d, q koordinatnom sustavu
\bar{i}_s, \bar{I}_s -	na ulazu u PI regulator vektor struje statora
\bar{i}_r, \bar{I}_r -	vektor struje rotora
\bar{i}_m, \bar{I}_m -	vektor struje magnetiziranja
i -	redni broj čvora neuronske mreže
j -	imaginarna jedinica, oznaka rednog broja čvora neuronske mreže
J -	moment inercije
$\mathbf{J}(\Theta)$ -	Jacobian matrica kriterijske funkcije
k_r -	koeficijent ulančenja rotora
k_s -	koeficijent ulančenja statora
k_{zm}, k_{zs}, k_{zr} -	koeficijent zasićenja u željezu glavnog magnetskog kruga i rasipnih putova statora i rotora
$K_\omega, K_{p\omega}$ -	pojačanje PI estimatora brzine vrtnje
K_1, K_{p1} -	pojačanje PI regulatora struje statora
K_2, K_{p2} -	pojačanje PI regulatora brzine vrtnje

L -	induktivitet, međuintuktivitet
L_m -	međuintuktivitet motora
L_{mn} -	nazivni (nezasićeni) međuintuktivitet motora
\hat{L}_m -	procijenjeni međuintuktivitet namota statora i rotora
$L_m(z)$ -	međuintuktivitet ovisan o zasićenju glavnog magnetskog kruga
L_r, L_s -	induktivitet namota rotora i statora
\hat{L}_r, \hat{L}_s -	procijenjeni induktivitet namota rotora i statora
M_b -	bazni moment
m -	indeks modulacije
m_e -	trenutna vrijednost elektromagnetskog momenta motora
M_e -	statički elektromagnetski moment
M_k -	potezni moment
M_n -	nazivni moment
M_T -	moment tereta
n -	broj ulaznih signala neuronske mreže
N -	broj slojeva neuronske mreže
\mathbf{o} -	vektor izlaznih vrijednost neuronske mreže
o_j -	izlazna vrijednost j -tog neurona izlaznog sloja neuronske mreže
p -	broj pari polova, Laplace-ov operator
P -	broj polova asinkronog motora
P_b -	bazna snaga motora
p_e -	trenutna vrijednost snage na stezaljkama motora
P_{meh} -	mehanički gubici asinkronog motora
P_0 -	gubici praznog hoda asinkronog motora
P_n -	nazivna snaga asinkronog motora
R_r, R_s -	omski otpori statora i rotora
\hat{R}_s -	identificirani otpor statora
R_ω -	koeficijent trenja u osovini motora
s -	klizanje
$\mathbf{s}_d(k)$ -	smjer traženja u k -toj iteraciji
s_n -	nazivno klizanje
s_p -	prekretno klizanje
t -	vrijeme
T_ω, T_{pwe} -	vremenska konstanta PI estimatora brzine vrtnje
T_1, T_{pi} -	vremenska konstanta PI regulatora struje statora
T_2, T_{pw} -	vremenska konstanta PI regulatora brzine vrtnje
T_s -	vrijeme uzorkovanja, period PWM modulacije
T_c -	recipročni iznos pojačanja observera
T_r, T_s -	vremenska konstanta rotora i statora
T_r', T_s' -	tranzijentna vremenska konstanta rotora i statora
T_ω -	vremenska konstanta PI estimatora brzine vrtnje
u_{sa}, u_{sb}, u_{sc} -	trenutne vrijednosti faznih napona u fazama a, b, c statora
u_{dc}, U_{dc} -	napon istosmjernog međukruga
u_{ds}, u_{qs} -	komponente vektora napona statora u osima d i q
u_{sd}, u_{sq} -	trenutni referentni iznosi napona statora u osima d i q
u_{rd}, u_{rq} -	komponente vektora napona rotora u osima d i q
$u_{s\alpha}, u_{s\beta}$ -	komponente vektora napona rotora u osima α i β
U_s -	iznos vektora napona statora
U_{sn} -	nazivni napon statora
\bar{u}_s, \bar{U}_s -	vektor napona statora

\bar{u}_{sref} -	referentni vektor napona izmjenjivača
w_{ij} -	težinski koeficijenti između i -tog neurona i j -tog ulaza
\mathbf{w} -	matrica težinskih koeficijenata
z -	oznaka za z -transformaciju
α_s -	temperaturni koeficijent bakra
$\alpha(k)$ -	koeficijent učenja neuronske mreže u k -toj iteraciji
$\gamma_m(k)$ -	momentni koeficijent u k -tom koraku
γ_s -	električki kut između faze a statora i osi d koordinatnog sustava koji rotira sinkronom kutnom brzinom
Θ -	matrica parametara neuronske mreže (težinskih koeficijenata i polarizacijskih ulaza)
Θ^* -	matrica parametara neuronske mreže za koju se dobiva najmanji iznos kriterijske funkcije
Θ_i -	matrica parametara neuronske mreže koji povezuju i -ti skriveni sloj sa $i-1$ skrivenim slojem
κ -	koeficijent preklapanja potpodručja neuronske mreže
ν -	red harmonika
μ -	identifikacijsko pojačanje
Φ_j -	aktivacijska funkcija j -tog neurona RBF neuronske mreže
Ψ_{sd}, Ψ_{sq} -	komponente vektora $\bar{\Psi}_s$ u osima d i q
Ψ_{rd}, Ψ_{rq} -	komponente vektora $\bar{\Psi}_r$ u osima d i q
$\bar{\Psi}_s, \bar{\Psi}_r$ -	vektori ulančenih magnetskih tokova statora i rotora
$\bar{\Psi}_r^c$ -	vektor magnetskog toka rotora dobiven iz strujnog modela
$\bar{\Psi}_r^v$ -	vektor magnetskog toka rotora dobiven iz naponskog modela
σ -	faktor rasipanja, standardna devijacija
σ_j -	širina j -te Gauss-ove funkcije
σ_x^2 -	varijanca bijelog šuma
ω -	kružna brzina vrtnje rotora
ω_s -	kružna frekvencija statorskih veličina
ω^* -	referentna brzina vrtnje
$\hat{\omega}$ -	brzina vrtnje procijenjena observerom
$\hat{\omega}_N$ -	brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom
$\hat{\omega}_{Nk}$ -	iznos k -tog harmonika u brzini vrtnje procijenjenoj neuronskom mrežom
$\bar{\omega}_N$ -	srednja vrijednost brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom
\mathbf{x} -	vektor ulaznih signala neurona
\mathbf{y} -	matrica ili vektor izlaznih signala neuronske mreže
y_i, o_i -	izlazni signal neurona i -tog neurona
x_i -	i -ti ulazni signal neurona
$*$ -	oznaka za referentnu varijablu, oznaka za uzorkovani signal
$\hat{}$ -	oznaka za procijenjenu, oznaka za izmjerenu varijablu
0 -	oznaka za stacionarnu vrijednost varijable

LITERATURA

Knjige i skripte

- [1] B. K. Bose: Power Electronics and Variable Frequency Drives, Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc., New York, 1997.
- [2] F. Allgöwer, T. Schweichardt: Verlesung Regelungstechnik 1, Universität Stuttgart, Institut für Systemtheorie technischer Prozesse, 2004.
- [3] dSPACE: Installation and Configuration Guide, DS1104 R&D Controller Board, dSPACE Digital Signal Processing and Control Engineering GmbH, May 2002.
- [4] dSPACE: Experiment Guide, DS1104 Control Desk, dSPACE Digital Signal Processing and Control Engineering GmbH, May 2002.
- [5] dSPACE: Implementation Guide, DS1104 Real-Time interface, dSPACE Digital Signal Processing and Control Engineering GmbH, May 2002.
- [6] S. V. Kartalopoulos: Understanding Neural Networks and Fuzzy Logic; Basic Concepts and Applications, IEEE Press, New York, 1996.
- [7] N. Perić: Predavanja iz kolegija Digitalni sustavi upravljanja, Fakultet elektrotehnike, strojarstva i brodogradnje, Split, 2004.
- [8] K. Rajashekara, A. Kawamura, K. Matsuse: Sensorless Control of AC Motor Drives, Speed and Position Sensorless Operation, IEEE Press, New York, 1996.
- [9] Semikron: Hybrid dual IGBT driver SKHI 22A/B, upute za korištenje upravljačkih modula, www.semikron.com, 2004.
- [10] P. Vas: Electrical Machines and Drives, Application of Fuzzy, Neural, Fuzzy-Neural and Genetic-Algorithm-Based Techniques, Oxford University Press, Inc. New York, 1999.

Doktorske disertacije, magistarski radovi i diplomski radovi

- [11] B. Akin: State Estimation Techniques for Speed Sensorless Field Oriented Control of Induction Motors, Master Thesis, The Graduate School of Natural and Applied Sciences of the Middle East Technical University, Ankara, Turkey, August 2003.
- [12] F. Azam: Biologically Inspired Modular Neural Networks, Doctoral Dissertation, Faculty of the Virginia Polytechnic Institute, Blacksburg, Virginia, May 2002.
- [13] M. Filippich: Digital Control of a Three Phase Induction Motor, B. Sc. Thesis, The University of Queensland, Australia, Queensland, October, 2002.

- [14] M. Malinowski: Sensorless Control Strategies for Three Phase PWM Rectifiers, Warsaw University of Technology, Doctoral Dissertation, Faculty of Electrical Engineering, Institute of Control and Industrial Electronics, Poland, Warsaw, 2001.
- [15] P. Matić: Novi Algoritam za direktno upravljanja momentom i fluksom trofaznog asinhronog motora, Magistarski rad, Univerzitet u Novom Sadu, Fakultet tehničkih nauka, Novi Sad, 2002.
- [16] M. Moller: Efficient Training of Feed-Forward Neural Networks, Ph. D. Thesis, Computer Science Department, Aarhus University, Aarhus, Denmark, 1997.
- [17] R. Ottersten: On Control of Back-to-Back Converters and Sensorless Induction Motor Drives, Doctoral Dissertation, Chalmers University of Technology, Goeteborg, Sweden, 2003.
- [18] I. Petrović: Identifikacija nelinearnih dinamičkih procesa statičkim neuronskim mrežama, Doktorska disertacija, Fakultet elektrotehnike i računarstva, Zagreb, 1998.
- [19] G. S. Roberts: Design and Implementation of a Three-Phase Induction Motor Control Scheme, Diplomski rad, University of Queensland, Department of Information Technology and Electrical Engineering, Canada, Queensland, 2001.
- [20] M. Smajo: Dinamičke karakteristike elektromotornog pogona s asinkronim kaveznim motorom napajanim iz indirektnog pretvarača napona i frekvencije, Doktorska disertacija, Zagreb, 1989.
- [21] K. Trangbæk: Linear Parameter Varying Control of Induction Motors, Doctoral Dissertation, Department of Control Engineering, Aalborg University, Denmark, June 2001.
- [22] J. Vrdoljak: Osnovni modeli neuronskih mreža i primjene na asinkroni motor, Diplomski rad, Split, 2002.
- [23] D. Vukadinović: Procjena varijabli stanja vektorski upravljano asinkronog motora, Magistarski rad, Zagreb, 2002.

Članci i ostali radovi

- [24] H. Abu-Rub, J. Guzinski, Z. Krzeminski, H. A. Toliyat, Speed Observer System for Advanced Sensorless Control of Induction Motor, IEEE Trans. on Energy Conversion, Vol. 18, No. 2, June 2003.
- [25] H. A. Al-Rashidi, A. Gastli, A. Al-Badi: Optimization of Variable Speed Induction Motor Efficiency Using Artificial Neural Networks, Internet, 2003.
- [26] D. Balara, J. Timko: Identification of Induction Motor Parameters with Use of Neural Networks Taking into Account Main Flux Saturation Effect. In: Proc. of 9th Int. Conf. on Power Electronics and Motion Control, EPE-PEMC 2000 Košice, pp. 17-23., 2000.

- [27] A. Ba-Razzouk, A. Chériti, P. Sicard: Implementation of a DSP Based Real-Time Estimator of Induction Motors Rotor Time Constant, *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 17, No. 4, July 2002.
- [28] M. Bertoluzzo, G. Buja, R. Menis: Self-Commissioning of RFO IM Drives: One-Test Identification of the Magnetization Characteristic of the Motor, *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 37, No. 6, November/December 2001.
- [29] R. Beguenane, M. A. Ouhrouche: Stator Resistance Tuning to Improve the MRAS-Based IM Direct Field-Oriented Drives in Low Speed Region, *Proceedings of IEMDC Conf.*, Madison, Wisconsin, USA, June 2003.
- [30] G. Bottiglieri, G. Scelba, G. Scarcella, A. Testa, A. Consoli: Sensorless Speed Estimation in Induction Motor Drives, *Proceedings of IEMDC Conf.*, Madison, Wisconsin, USA, June 2003.
- [31] H. W. van der Broeck, H. C. Skudelny, G. V. Stanke: Analysis and Realization of a Pulsewidth Modulator Based on Voltage Space Vector, *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 24, No. 1, January/February, 1998.
- [32] Tien-Chi Chen, Tsong-Terng Sheu: Model Reference Neural Network Controller for Induction Motor Speed Control, *IEEE Trans. on Energy Conversion*, Vol. 17, No. 2, June 2002.
- [33] A. Dinu, M. N. Cirstea, M. McCormick: Sensorless Induction Motor Control Strategy Optimised for FPGA Hardware Implementation, *JEE*, Vol 1., 2001.
- [34] L. A. Cabrera, M. E. Elbuluk, I. Husain: Tuning the Stator Resistance of Induction Motors Using Artificial Neural Network, *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 12, No. 5, September 1997.
- [35] M. Cirrincione, M. Pucci: An MRAS Speed Estimation Method with a Linear Neuron for High Performance Induction Motor Drives and its Experimentation, *IEEE International Electric Machines and Drives Conference*, Madison WI, USA, 2003.
- [36] L. Constant, R. Ruelland, B. Dagues, I. Rivals, L. Personnaz: Identification and Validation of a Neural Network Estimating the Fluxes of an Induction Machine, *Internet*, 2000.
- [37] M. E. Elbuluk, L. Tong, I. Husain: Neural-Network-Based Model Reference Adaptive Systems for High-Performance Motor Drives and Motion Controls, *IEEE Transaction on Industry Applications*, Vol. 38, No. 3, May/June 2002.
- [38] C. Grantham, D. J. McKinnon: Rapid Parameter Determination for Induction Motor Analysis and Control, *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 39, No. 4, July/August 2003.
- [39] M. Hinkkanen, J. Luomi: Modified Integrator for Voltage Model Flux Estimation of Induction Motors, *Letters to the Editor, IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 50, No. 4, August 2003.

- [40] K. Gulez, B. Karlik, S. Vakkas Ustun: Designing Artificial Neural Networks for Fault Detection in Induction Motors with TMS320C30 DSP, ESIEE, Paris, September 1996.
- [41] J. Holtz: Sensorless Control of Induction Motor Drives, Proceedings of IEEE, Vol. 90, No. 8, pp. 1359-1394, August 2002.
- [42] N. R. N. Idris, A. H. M. Yatim: An Improved Stator Flux Estimation in Steady-State Operation for Direct Torque Control of Induction Machines, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 38, No. 1, January/February 2001.
- [43] E. Istook, T. Martinez: Improved Backpropagation Learning in Neural Networks with Windowed Momentum, International Journal of Neural Systems, vol. 12, no.3&4, pp. 303-318., 2000.
- [44] Internet: Basic Control of AC Drives, Aalborg University, Institute of Energy Technology, 2003.
- [45] Internet: DSP Based Electric Drives Laboratory, User Manual, Department of Electrical and Computer Engineering, University of Minnesota, 2002.
- [46] T. Islma: Learning Algorithms for Artificial Neural Networks, 10th Information Engineering Seminar, Tokyo, 2001.
- [47] Do-Hyun Jang, Duck-Yong Yoon: Space-Vector PWM Technique for Two-Phase Inverter-Fed Two-Phase Induction Motors, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 39, No. 2, March/April 2003.
- [48] Seok Ho Jeon, Kwang Kyo Oh, Jin Young Choi: Flux Observer With Online Tuning of Stator and Rotor Resistances for Induction Motors, IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 49., No 3, June 2002.
- [49] S. H. Kim T. S. Park, J. Y. Yoo, G. T. Park: Speed-Sensorless Vector Control of an Induction Motor Using Neural Network Speed Estimation, IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 48., No 3, June 2001.
- [50] P. Komarek: Vývojové práce v elektrických pohonech, ČVUT Praha, Fakulta elektrotechnická, Konference MATLAB, 2001.
- [51] Ž. Kurtanjek: Mjerenje i vođenje procesa, Skripta Prehrambeno-biotehnoškog fakulteta, Zagreb, 2001.
- [52] Veli-Matti Leppänen, Jorma Luomi: Observer Using Low-Frequency Injection for Sensorless Induction Motor Control - Parameter Sensitivity Analysis, IEEE International Electric Machines and Drives Conference, Madison WI, USA, 2003.
- [53] E. Levi, M. Sokola, A. Boglietti, and M. Pastorelli: Iron loss in Rotor Flux Oriented Induction Machine; Identification, Assessment of Detuning and Compensation, IEEE Transaction on Power Electronics, Vol. 11, pp. 698–709, September 1996.

- [54] E. Levi, M. Wang: Online Identification of the Mutual Inductance for Vector Controlled Induction Motor Drives, IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 18., No 2, June 2003.
- [55] R. D. Lorenz and D. B. Lawson: A simplified approach to continuous, on-line tuning of field-oriented induction machine drives, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 26, pp. 420–424, May/June 1990.
- [56] L. Loron, E. Le Carpentier: Experimental Noise Characterization for Induction Motor Identification, Electrimacs96, 1996.
- [57] P. Marino, M. Milano, F. Vasca: Linear Quadratic State Feedback and Robust Neural Network Estimator for Field-Oriented-Controlled Induction Motors, IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 46., No 1, June 1999.
- [58] G. Medenica, S. Vukosavić: Usporedna analiza impulsno širinske modulacije realizovane sinusnom metodom i metodom prostornog vektora, ETRAN98, XLII Konferencija ETRAN-a, Vrnjačka Banja, 1998.
- [59] S. K. Mondal, João O. P. Pinto, Bimal K. Bose: A Neural-Network-Based Space-Vector PWM Controller for a Three-Level Voltage-Fed Inverter Induction Motor Drive, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 38, No. 3, May/June 2002.
- [60] A. Mullane, G. Gregorčič, G. Lightbody, R. Yacamini: A Variable Step-Size C-MEX S-Function for Reduced Simulation Times of Variable Speed Drives, Department of Electrical Engineering, University College Cork, Ireland, Internet, 2003.
- [61] F. A. S. Neves, T. G. Habetler, G. G. Parma, B. R. Menezes, S. R. Silva: An Evaluation of Sensorless Induction Motor Drives for Low Speed Operation, COBEP99, 1999.
- [62] B. Ozpineci, L. T. Tolbert: Simulink Implementation of Induction Machine Model-A Modular Approach, Proceedings of IEMDC Conf., Madison, Wisconsin, USA, June 2003.
- [63] N. Perić: Digitalno mjerenje brzine vrtnje, Automatika br. 31, Ožujak-Travanj, pp. 123-128, Zagreb, 1990.
- [64] E. M. Petriu: Neural Network for Modelling Application, School of Information Technology and Engineering, University of Ottawa, Internet, 2002.
- [65] M. Pucci, M. Cirrincione: Estimation of Electrical of an Induction Motor in Saturated and Unsaturated Conditions by use of the Least – Squares Method, IEEE ACEMP 2001., pp.288-294, June 2001., Kusadasi, Turkey.
- [66] M. Pucci, M. Cirrincione: A Direct – Torque Control of an AC Drive Based on a Recursive – Least – Squares (RLS) Method, IEEE SDEMPED, Gorizia, 2001.
- [67] N. Quijano, K. Passino: A Tutorial Introduction to Control Systems Development and

- Implementation with dSPACE, Dept. of Electrical Engineering, The Ohio State University, 2002.
- [68] M. Rashed, F. Stronach, P. Vas: A Stable MRAS-Based Sensorless Vector Control Induction Motor Drive at Low Speeds, Proceedings of IEMDC Conf., Madison, Wisconsin, USA, June 2003.
- [69] M. Riaz: Simulation of Electric Machine and Drive Systems using MATLAB and Simulink, University of Minnesota, Department of Electrical and Computer Engineering, Minnesota, 2004.
- [70] M. Rodič: dSPACE sistem za razvoj algoritmov vodenja asinhronskih motorjev, dSPACE-opis in uporaba sistema, Fakulteta za elektrotehniko, računalništvo in informatiko, Univerza v Mariboru, Internet, 2003.
- [71] F. E. Rosa, A. R. S. Carrara, A. H. Souza: A Master-Slave DSP Board for Digital Control, State University of Santa Catarina – Brazil, Internet, 2003.
- [72] J. K. Seok, S. K. Sul: Induction Motor Parameter Tuning for High – Performance Drives, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 37, No. 1, January/February 2001.
- [73] D. Seyoum, C. Grantham and M. F. Rahman: Simplified Flux Estimation for Control Application in Induction Machines, Proceedings of IEMDC Conf., Madison, Wisconsin, USA, June 2003.
- [74] K. L. Shi, T. F. Chan, Y. K. Wong, S. L. Ho: Direct Self Control of Induction Motor Based on Neural Network, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 37, No. 5, September/October 2001.
- [75] M. G. Simões, B. K. Bose: Neural Network Based Estimation of Feedback Signals for a Vector Controlled Induction Motor Drive, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 31, No. 3, May/June 1995.
- [76] M. Smajo, T. Pokrajac: Zakoni modulacije napona PWM izmjenjivača za napajanje asinkronih motora, 37. međunarodni godišnji skup, Zbornik radova KoREMA 37, 1. svezak, pp. 468-473, 1992.
- [77] M. Smajo, D. Vukadinović: Multilayer Neural Network Verification of Mutual Inductance Choice in Sensorless Induction Motor Vector Control System, WSEAS TRANSACTIONS on SYSTEMS, Issue 2, Volume 3, ISSN 1109-2777, p.p. 752-756, April 2004.
- [78] M. Smajo, D. Vukadinović: Static Characteristics of Vector Controlled Asynchronous Motor with Saturation Effect, The 18. International IASTED Conference on Modelling, Identification and Control, Innsbruck, p.p. 277-279, Austria, 1999.

- [79] A. V. Stanković, E. L. Benedict, V. John, T. A. Lipo: A Novel Method for Measuring Induction Machine Magnetizing Inductance, *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 39, No. 5, September/October 2003.
- [80] H. Tajima, G. Guidi, H. Umida: Consideration About Problems and Solutions of Speed Estimation Method and Parameter Tuning for Speed-Sensorless Vector Control of Induction Motor Drives, *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 38, No. 5, September/October 2002.
- [81] H. Toliyat, M. S. Arefeen, K. M. Rahman, and M. Ehsani: Rotor Time Constant Updating Scheme for a Rotor Flux Oriented Induction Motor Drive, *IEEE Transaction on Power Electronics*, vol. 14, pp. 850–857, Sept. 1999.
- [82] H. A. Toliyat, E. Levi and M. Raina: A Review of RFO Induction Motor Parameter Estimation Techniques, *IEEE Trans. on Energy Conversion*, Vol. 18, No.2, June 2003.
- [83] R. S. Toqeer , N. S. Bayindir: Speed estimation of an induction motor using Elman neural network, *Neurocomputing*, No. 55, pp. 727-730, 2003.
- [84] M. Tsuji, S. Chen, K. Izumi, E. Yamada: A Sensorless Vector Control System for Induction Motors Using q-Axis Flux with Stator Resistance Identification, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 48, No. 1, February 2001.
- [85] V. Vasić, S. N. Vukosavić, E. Levi: A Stator Resistance Estimation Scheme for Speed Sensorless Rotor Flux Oriented Induction Motor Drives, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 18., No 4, December 2003.
- [86] D. Vukadinović, M. Smajo: A Sensorless Vector Control System - Saturation in Iron Analysis, *MELECON04*, Dubrovnik, Croatia, 2004.
- [87] C. Wang, D. W. Novotny, and T. A. Lipo: An automated rotor time constant measurement system for indirect field-oriented drives, *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 24, pp. 151–159, Jan./Feb. 1988.
- [88] L. C. Zai, C. L. DeMarco, and T. A. Lipo, An extended Kalman filter approach to rotor time constant measurement in PWM induction motor drives, *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 28, pp. 96–104, Jan./Feb. 1992.

SAŽETAK

U radu je analizirana jedna od struktura vektorskog upravljanja asinkronim motorom (AM) bez mjernog člana brzine vrtnje. Ovaj sustav vektorskog upravljanja asinkronim motorom zasnovan je na referentnom modelu s adaptivnim sustavom (eng. Model Reference Adaptive System, MRAS). Vektor magnetskog toka rotora je ona fizikalna veličina koja se procjenjuje naponskim (jednadžba namota statora) i strujnim modelom (jednadžba namota rotora). Odabrano je da je strujni model referentni, a naponski je adaptivni. Razlika u procjeni vektora magnetskog toka rotora dobivenog iz ovih dvaju modela se koristi za procjenu brzine vrtnje i identifikaciju omskog otpora statora. Računalni algoritam koji na opisani način, u proračunima i u realnom pogonu, procjenjuje brzinu vrtnje i identificira omski otpor statora nazvan je observer. Ovaj observer je zasnovan na teoriji adaptivne regulacije.

Međuinduktivitet analiziranog motora se mijenja zbog zasićenja u željezu, posebno pri nižim frekvencijama napona napajanja. Zbog toga je u sustavu vektorskog upravljanja zasnovanog na MRAS teoriji, istraživana utjecaj pogreške procjene međuinduktiviteta motora koji se kao parametar nalazi u observeru, pa izravno utječe na pokazatelje kvalitete regulacije brzine vrtnje i stabilnost sustava vektorskog upravljanja.

Napravljen je simulacijski računalni program sustava vektorskog upravljanja AM-om sa uračunatim zasićenjem glavnog magnetskog kruga. Simulirane su skokovite promjene reference brzine vrtnje i momenta tereta. Matematički model sustava vektorskog upravljanja načinjen je u sinkrono rotirajućem d,q koordinatnom sustavu vezanom za magnetski tok rotora.

Za potrebe eksperimentalnih istraživanja napravljena je laboratorijska maketa sustava vektorskog upravljanja AM-om. Sustav vektorskog upravljanja je realiziran primjenom digitalnog signal procesora *TMS320F240* koji je ugrađen u upravljačku karticu *DS1104*, proizvođača *dSpace*. Pretvarač frekvencije je vlastite izrade s IGBT tranzistorima ($100 [A]$) i s konstantnim naponom istosmjernog međukruga.

U ovom radu je odabrano da se upravljanje IGBT tranzistorima obavlja po algoritmu vektorske PWM modulacije (eng. Space Vector Pulse Width Modulation, SVPWM). Spektralnom analizom proračunatog i izmjenjenog vektora struje statora AM-a pokazano je da su amplitude viših harmoničkih komponenti zanemarive prema amplitudi osnovnog harmonika. Zbog toga se izmjenjivač sa vektorskom PWM modulacijom, sa stanovišta regulacije brzine vrtnje, može idealizirati na način da se umjesto vektora napona statora razmatra vektor referentnog napona izmjenjivača.

U ovoj disertaciji je analizirana procjena brzine vrtnje AM-a jednostavnom dvoslojnom neuronskom mrežom i višeslojnim statičkim neuronskim mrežama različitih struktura. Elementi teorije neuronskih mreža prezentirani su ovom radu.

Brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom osjetljiva je na točnost procjene međuinduktiviteta koji se kao parametar zadaje u sustavu vektorskog upravljanja. Pogreška u procjeni međuinduktiviteta motora dovode do izobličenja brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom $\hat{\omega}_N$. Ovo izobličenje se očituje u činjenici da se brzina vrtnje procijenjena neuronskom mrežom razlikuje od referentne brzine vrtnje ω^* i da se u brzini vrtnje $\hat{\omega}_N$ pojavljuju, osim istosmjerne, i više harmoničke komponente. Te više harmoničke komponente su izraženije što je veća pogreška u procjeni međuinduktiviteta L_m . Frekvencija prvog višeg harmonika u procijenjenoj brzini vrtnje f_{N1} jednaka je frekvenciji prvog harmonika napona napajanja vektorski upravljano asinkronog motora.

Kao kriterij kvalitete procjene brzine vrtnje neuronskom mrežom u stacionarnom stanju AM-a predložena je analiza zasnovana na proračunu srednje vrijednosti $\bar{\omega}_N$ i standardne devijacije σ brzine vrtnje procijenjene neuronskom mrežom.

Pokazano je da se omski otpor statora vektorski upravljano AM-a može identificirati analiziranim observerom samo u stacionarnim režimima rada, dok je u dinamičkim režimima rada ova identifikacija nezadovoljavajuća.

Za potrebe analize stabilnosti načinjen je linearizirani model AM-a i linearizirani model regulacijskog sustava. Ova dva modela su objedinjena i dobivena je prijenosna funkcija sustava vektorskog upravljanja po referentnoj brzini vrtnje. Promatranjem gibanja nula i polova ove prijenosne funkcije u kompleksnoj ravnini može se zaključivati o stabilnosti sustava vektorskog upravljanja. Pokazano je da se najbolji pokazatelji kvalitete regulacije brzine vrtnje postižu ako je međuinuktivitet motora procijenjen bez pogreške. Ukoliko se međuinuktivitet procjeni po iznosu manjim od stvarnog ($\hat{L}_m < L_m$), brzina vrtnje motora postaje najprije oscilatorna, a zatim regulacijski sustav postaje nestabilan. Ukoliko je međuinuktivitet procijenjen većim od stvarnog ($\hat{L}_m > L_m$) tada postoji statičko odstupanje referentne brzine vrtnje od stvarne brzine vrtnje, a vrijeme smirivanja odziva brzine vrtnje na skokovitu promjenu reference brzine vrtnje je približno dvostruko veće nego kada nema pogreške u procjeni međuinuktiviteta AM-a.

SUMMARY

This paper analyses one of sensorless induction motor (IM) vector control structure. This induction motor vector control system is based on model reference adaptive system (MRAS). Rotor magnetic flux vector is that one physically value that is estimated by using voltage model (equation of stator winding) and current model (equation of rotor winding). It is selected that current model is reference model and voltage model is adaptive model. The difference of estimation rotor magnetic flux given by these two models is utilized for rotor speed estimation and stator resistance identification. Computing algorithm that in described way, in simulations as well as in real time work, estimates rotor speed and identifies stator resistance is signed as observer.

Mutual inductance of analyzed induction motor is varying because of saturation in iron, especially by lower frequencies of supply voltage. Because of that, in vector control system based on MRAS theory, estimation error of mutual inductance has researched. Mutual inductance is a parameter of the observer, and direct influences on static and dynamic indicators of speed quality control and system stability.

Also, computing program of IM vector control system with included saturation of main magnetic circuit has been made. Step changes of speed reference value and torque has been assumed. Mathematical model of vector control system has been made in synchronously rotating d,q frame.

For experimental researches purposes has been made laboratory setup of IM vector control system. Vector control system has been created using digital signal processor *TMS320F240* which is incorporated in controller board *DS1104*, made by *dSpace*. Frequency converter is self-made with IGBT transistors ($100 [A]$) and with constant value of DC link voltage.

In this thesis has been selected that control of IGBT transistors is based on space vector pulse width modulation (SVPWM). By sinus arrhythmia of measured and calculated supply voltage vector has been shown that amplitudes of higher harmonic components are negligible to the amplitude of basic harmonic. Because of that, inverter with SVPWM modulation, from the viewpoint of speed control, can be idealized consideration inverter reference voltage vector instead stator voltage vector.

This paper analyses IM rotor speed estimation by using simple twolayer neural network and multilayer neural networks with different structures. The fundamentals of neural network theory are described in this thesis.

Rotor speed estimated by neural network is sensitive on precision of mutual inductance estimation which is as a parameter given in vector control system. Mutual inductance estimation errors lead to distortion of rotor speed estimated by neural network $\hat{\omega}_N$. This distortion is reflected in fact that rotor speed estimated by neural network is different of rotor speed reference value, as well as in fact that rotor speed $\hat{\omega}_N$ contains, besides DC component, also higher harmonic components. Amplitudes of these higher harmonic components are greater proportionally to the mutual inductance estimation error. The frequency of first higher harmonic component f_{N1} in estimated rotor speed is just equal to the frequency of supply voltage in IM vector control system.

It is shown that rotor resistance identification by the analyzed observer is satisfactory just in static states, until this identification in dynamic states is unsatisfactory.

As a quality criteria of rotor speed estimated by neural network in IM steady state is proposed analyze based on calculation of mean value $\bar{\omega}_N$ and standard deviation σ of rotor speed estimated by neural network.

For purposes of stability analyze has been made linearised model of induction motor and linearised model of control system. These two models have been incorporated and rotor speed transfer function is obtained. By viewing of zeros and poles of that transfer function can be concluded about vector control system stability. If mutual inductance is smaller than actual value ($\hat{L}_m < L_m$), rotor speed becomes first oscillatory, and afterwards, control system becomes unstable. If mutual inductance is higher than actual value ($\hat{L}_m > L_m$) then exist the static deviation of reference rotor speed from actual rotor speed, and settling time of actual rotor speed to step change of reference speed is proximate dual higher than if mutual inductance estimation error non exist.

PROCJENA BRZINE VRTNJE VEKTORSKI UPRAVLJANOG ASINKRONOG MOTORA PRIMJENOM NEURONSKE MREŽE

KLJUČNE RIJEČI

asinkroni motor, vektorsko upravljanje, neuronska mreža, observer, adaptivna regulacija, simulacija, procjena brzine vrtnje rotora, digitalni signal procesor

ROTOR SPEED ESTIMATION IN VECTOR CONTROLLED INDUCTION MACHINE USING NEURAL NETWORK

KEY WORDS

Induction motor, Vector control, Neural network, Observer, Adaptive control, Simulation, Rotor speed estimation, Digital signal processor

ŽIVOTOPIS

Rođen sam 11.07.1973. god. u Banjaluci, gdje sam završio osnovnu školu i gimnaziju. Gimnaziju (matematičko-fizičko-računarski smjer) sam završio 1992. god.

1993. god. sam upisao Fakultet elektrotehnike, strojarstva i brodogradnje u Splitu, smjer Elektroenergetika. Diplomirao sam na usmjerenju Industrijska elektrotehnika i automatizacija s prosječnom ocjenom iz kolegija 4,29. Završna ocjena studija je izvrstan. Naslov teme diplomskog rada je „Analiza sustava vektorskog upravljanja asinkronim motorom”. Dobitnik sam Rektorove nagrade Sveučilišta u Splitu za izvanredne uspjehe u studiju u šk. god. 1995/96.

Od veljače 1998. god. sam zaposlen na Fakultetu elektrotehnike, strojarstva i brodogradnje u Splitu kao znanstveni novak na projektu Ministarstva znanosti i tehnologije „Automatizirani pogoni s izmjeničnim strojevima”. U nastavi sam angažiran u izvođenju auditornih i laboratorijskih vježbi iz sljedećih kolegija: Regulacijska tehnika, Regulacija električnih strojeva, Laboratorij regulacije električnih strojeva i Upravljanje elektromotornim pogonima.

Od svibnja 2000. god. do veljače 2001. god. sam odslužio vojni rok u Hrvatskoj vojsci.

Poslijediplomski studij elektrotehnike upisao sam 1998. god. na Fakultetu elektrotehnike i računarstva u Zagrebu, smjer Elektrostrojarstvo. Magistarski rad pod naslovom „Procjena varijabli stanja vektorski upravljano asinkronog motora” sam obranio u listopadu 2002. god. na Fakultetu elektrotehnike i računarstva u Zagrebu.

Od prosinca 2002. sam zaposlen kao znanstveni novak na projektu Ministarstva znanosti i tehnologije „Numeričko modeliranje procesa u elektroenergetskom sustavu”.

Do sada sam kao koautor objavio sedam znanstvenih radova s međunarodnom recenzijom, jedan rad u časopisu i jedan stručni rad.

Državljanin sam Republike Hrvatske i Bosne i Hercegovine. Oženjen sam suprugom Tanjom i otac sam sina Ivana.