

UNIVERZITET SINGIDUNUM

**DEPARTMAN ZA POSLEDIPLOMSKE STUDIJE I MEĐUNARODNU
SARADNJU**

DOKTORSKE STUDIJE

STUDIJSKI PROGRAM: NAPREDNI SISTEMI ZAŠTITE

**MODELOVANJE UTICAJA ŠUMA I
INTERFERENCIJE U BEŽIČNIM
KOMUNIKACIONIM SISTEMIMA PRIMENOM
VEŠTAČKIH NEURONSKIH MREŽA**

- doktorska disertacija -

Mentor:

Prof. Dr. Mladen Veinović

Kandidat:

Ivan Milovanović, Master

Beograd, 2015

UNIVERSITY OF SINGIDUNUM
DEPARTMENT OF POSTGRADUATE STUDIES AND INTERNATIONAL
COOPERATION

DOCTORAL STUDY
PROGRAM: ADVANCED PROTECTION SYSTEMS

MODELING OF NOISE AND INTERFERENCE IN
WIRELESS COMMUNICATION SYSTEMS USING
ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

- doctoral dissertation -

Mentor:
Mladen Veinović

Candidate:
Ivan Milovanović, Master

Belgrade, 2015

Podaci o mentoru i članovima komisije

Mentor:

*Prof. dr Mladen Veinović, redovni profesor Univerzitet
Singidunum*

Članovi komisije:

Prof. dr Mladen Veinović, redovni profesor Univerzitet Singidunum

*Prof. dr Milan Milosavljević, redovni profesor Univerzitet
Singidunum*

*Prof. dr Nebojša Dončov, redovni profesor Univerzitet u Nišu,
Elektronski fakultet*

Datum odbrane:

Podaci o doktorskoj disertaciji

Naziv disertacije: **Modelovanje uticaja šuma i interferencije u bežičnim komunikacionim sistemima primenom veštačkih neuronskih mreža**

Rezime

Kvalitet i pouzdanost telekomunikacionih servisa koji se ostvaruju posredstvom bežičnih komunikacionih sistema u velikoj meri zavise od prisustva šuma i interferencije na ulazu prijemnog podsistema. Sa povećanjem broja servisa, izvora šuma i neželjenih interferentnih signala u ograničenim frekvencijskim opsezima, problem postaje izraženiji i dobija na značaju.

Da bi se obezbedio zadovoljavajući odnos signal/šum primenjuju se različite tehnike koji imaju za cilj da umanje neželjen uticaj šuma i interferencije na kvalitet prenošenih informacija. Izbor optimalnog rešenja zavisi od procene veličine uticaja i prirode šuma i interferencije u konkretnim slučajevima na kvalitet i pouzdanost prenosa informacija. Zbog toga se danas modelovanju uticaja šuma i interferencije u cilju realne i brze procene njihovog uticaja danas poklanja velika pažnja. Radi se o aktuelnoj temi koja je u fokusu velikog broja istraživača širom sveta. Do sada je razvijen veći broj pristupa i algoritama za rešavanje navedenih problema. Suština problema koji se pojavljuju pri implementaciji postojećih pristupa i algoritama u praksi su teškoće u zadovoljavanju kompromisa između zahtevane tačnosti rezultata i potrebne brzine izračunavanja.

U ovoj disertaciji razvijen je pristup zasnovan na veštačkim neuronskim mrežama koji u većini slučajeva prevazilazi uočene nedostatke.

U prvom delu disertacije (glave 2 i 3) izložena je teorijska osnova neophodna za razumevanje originalnih doprinosa izloženih u drugom delu. Iz tog razloga prvo je u glavi 2 u potrebnoj meri uveden spoljnji šum u bežičnim komunikacionim sistemima, interferencija i prostorna obrada signala i stohastički izvori zračenja kao izvori interferencije, a zatim u glavi 3 osnova za modelovanje šuma i interferencije korišćenjem neuronskih mreža.

U drugom delu disertacije (glave 4 i 5) prikazani su originalni rezultati istraživanja. Prvo su u glavi 4 izloženi rezultati na razvoju novih postupaka modelovanja šuma zasnovanih na primeni neuronskih mreža koji omogućavaju zadovoljavajuću tačnu i brzu procenu uticaja šuma na prijemnom mestu mikrotalasnog bežičnog komunikacionog sistema. Prikazani su, takođe, efikasni neuronski modeli za modelovanje faktora spoljnjeg šuma i temperature osvetljaja prijemne antene. U glavi 5 prikazani su rezultati primene veštačkih neuronskih mreža u modelovanju antenskih struktura sa smanjenim nivoima bočnih listova zračenja, kao i u oblasti

efikasne DoA estimacije za slučaj stohastičkih izvora interferencije. Razvijeni neuronski model za projektovanje štampanog pentagonalnog dipola omogućava efikasno projektovanje štampanog dipola kao elementa antenskog niza koji se zahvaljujući malim nivoima bočnih listova dijagrama zračenja može koristiti u postupku oblikovanja dijagrama zračenja (beamforming) za smanjenje uticaja interferencije i povećanja kvaliteta servisa. Poseban značaj ima razvoj novog postupka za određivanje pravaca dolaska EM zračenja stohastičkih izvora (DoA estimacija stohastičkih signala) zasnovanog na upotrebi veštačkih neuronskih mreža koji daje polaznu osnovu za naknadno oblikovanje karakteristike zračenja adaptivnog antenskog sistema u realnom vremenu sa ciljem da se umani uticaj šuma i interferencije. U okviru disertacije je velika pažnja posvećena razvoju novih efikasnih postupaka za DoA estimaciju istovremenog prisustva više stohastičkih izvora zračenja za dva realna scenarija sa kojima se surećemo u praksi. Razvijeni neuronski modeli su verifikovani poređenjem sa rezultatima pristupa koji koriste visokorezolucijske algoritme. Pokazano je da su efikasni jer omogućavaju brzu procenu pravaca (DoA estimacija) uz zadovoljavajuću tačnost i da su stoga veoma su pogodni za primenu u realnom vremenu.

Ostvareni rezultati predstavljaju dobru podršku razvoju proceduralnog okruženja i softverske osnove za dalji proces automatizacije alata za karakterizaciju šuma i interferencije kod bežičnih komunikacionih sistema i za podršku razvoju i unapređenju adaptivnih antenskih sistema.

Ključne reči: modelovanje šuma i smetnji, antenski nizovi, MUSIC algoritam, procena pravca EM signala, prostorna kovarijansna matrica, prostorna obrada signala, veštačke neuronske mreže.

Naučna oblast: Telekomunikacije

Uža naučna oblast: Bežični komunikacioni sistemi

UDK broj:

Information about the thesis

Title of thesis: **Modelling of noise and interference in wireless communication systems using artificial neural networks**

Summary

The quality and reliability of telecommunications services of the wireless communication systems depend mostly on the presence of noise and interference at the input of the reception subsystem. The increasing number of services, noise and interference sources in limited frequency bands causes a problem of growing importance.

To ensure a satisfactory signal / noise ratio a variety of techniques have been applied. The aim of these techniques is to mitigate undesired effects of the noise and interference on the quality of transmitted information. Selecting an optimal solution varies from case to case and depends on the estimation of the size and nature of noise interference impacts upon quality and reliability of information transfer. Therefore, nowadays modelling of noise and interference that enables rapid estimation of their influence is of great importance and is a hot topic discussed by numerous researchers worldwide. Up to date numerous approaches and algorithms for solving these problems have been developed. The essence of the problems that occur while implementing existing approaches and algorithms in practice is a difficulty in reaching a compromise between the required results accuracy and a speed of calculation.

In this dissertation an approach based on artificial neural networks is developed. In most cases this approach overcomes constraints of the existing approaches.

In the first part of this thesis (Chapter 2 and 3) theoretical basics which are necessary for understanding the original contributions have been given. The second part of thesis comprises the original scientific contributions. Therefore, external noise in wireless communication systems, interference, spatial signal processing and stochastic radiation sources as sources of interference have been appropriately explained in Chapter 2, while the basics of the interference and noise modeling using neural networks have been given in Chapter 3.

In the second part of this thesis (Chapter 4 and 5) the original research results have been presented. Firstly, the results on the development of novel modeling methods of the noise based on neural networks which enable a satisfactorily accurate and rapid estimation of the impact of noise at the microwave wireless communication system receiver have been presented in Chapter 4. The efficient neural models for modeling the external noise factor and temperature of the

receiving antenna have been also discussed. In Chapter 5 the results of the application of artificial neural networks in modeling of antenna structures with reduced levels of sidelobe levels, as well as the efficient DoA estimation in the case of stochastic interference sources have been presented. The developed neural model for modeling printed pentagonal dipoles enables efficient design of printed dipole antenna as an array element which due to its low sidelobe levels can be used in the process of beamforming to reduce the influence of interference and increase the quality of service. The development of a novel procedure for determining the directions of arrival of stochastic EM radiation sources (DoA estimation of stochastic signal) based on the use of artificial neural networks, which is fundamental for subsequent formation of adaptive radiation characteristics of the antenna system in real time in order to minimize the impact of noise and interference is of a particular importance. One part of this dissertation is focused on the development of novel efficient methods for DoA estimation of the simultaneous presence of multiple stochastic radiation sources for two realistic scenarios that occur in practice. The developed neural models are verified by comparing the results with the approaches using high-resolution algorithms. It has been shown to be effective since they allow rapid DoA estimation with satisfactory accuracy and therefore, they are very suitable for applications in real time.

The achieved results represent a good support for the development of a procedural environment and a software for further automatization of the tools for the noise and interference characterization in wireless communication systems, as well as a support for the development and improvement of adaptive antenna systems.

Keywords: modeling of noise and interference, antenna arrays, MUSIC algorithm, estimate the direction of EM signals, the spatial covariance matrix, spatial signal processing, artificial neural networks.

Scientific field: Telecommunications

Scientific Area: Wireless communication systems

UDK Number:

Spisak slika

- Sl.2.1 Prilagođenje potrošača na izvor termičkog šuma*
- Sl.2.2 Definisavanje ekvivalentne temperature šuma pojačavača: (a) pojačavač sa šumom, (b) pojačavač bez šuma*
- Sl.2.3 Određivanje faktora šuma dvoprilazne mreže*
- Sl.2.4 a) Kaskadna veza dva dvoprilazna elementa, b) Ekvivalentni dvoprilazni element*
- Sl.2.5 Blok šema bežičnog komunikacionog sistema*
- Sl.2.6 Blok šema prijemnog podsistema*
- Sl.2.7 Zavisnost temperature osvetljaja atmosfere u zavisnosti od elevacije antene i frekvencije pri prosečnoj koncentraciji vodene pare tropopauze od 7.5 g/m^2 za slučaj mirnog i lepog vremena u standardnoj atmosferi*
- Sl.2.8 Očekivana maksimalna temperatura šuma antene u zavisnosti od frekvencije*
- Sl.2.9 Srednje vrednosti snage veštačkog šuma prihvaćene kratkom vertikalnom uzemljenom monopol antenom*
- Sl.2.10 Tipičan dijagram zračenja antene u azimutalnoj ravni*
- Sl.2.11 Grafičke interpretacije definicija pojačanja antene*
- Sl.2.12 Dijagram zračenja antene sa prikazom nivoa bočnih listova zračenja (SLL)*
- Sl.2.13 Tipičan dijagram zračenja antenskog niza sa faznom kontrolom struje napajanja elemenata i rastojanjem između elemenata niza većim od polovine talasne dužine zračenja*
- Sl.2.14 Negativna uloga bočnih listova zračenja antene na prijemnom mestu u prikupljanju signala koji izazivaju inteferenciju*
- Sl.2.15 Arhitektura širokopojasnog štampanog pentagonalnog dipola*
- Sl.2.16 Zavisnost S_{11} parametra od frekvencije dobijena primenom soferskog paketa za EM simulaciju WIPL-D za slučaj dipola stranice pentagona $a = 5\text{cm}$ koji je realizovan na supstratu relativne dielektrične konstante $\epsilon_r = 2.1$*
- Sl.2.17 Širokopojasni štampani antenski niz od osam pentagonalnih dipola sa kornjer reflektorom: (a) WIPL-D simulacioni model i (b) fotografija realizovane antene*
- Sl.2.18 (a) Napojna mreža za antenski niz sa Dolph-Chebyshev-om raspodelom (b) Polovina simetrične napojne mreže sa vrednostima transformatora impedansi*
- Sl.2.19 Dijagram zračenja širokopojasnog štampanog niza od osam dipola dobijen (a) primenom simulacionog WIPL-D modela na frekvencijama 24GHz, 26GHz i 28GHz u E ravni i (b) simulirani i merni rezultati istog niza u E i H ravni na 26 GHz*
- Sl.2.20 Osnovni tipovi rasejačko-reflektujućih površina (RRP) koji dovode do prostiranja signala po više puteva i do prijema više neželjenih signala od strane bazne stanice i korisnika*
- Sl.2.21 a) Korisnici ravnomerno raspoređeni po sektorima b) Korisnici raspoređeni unutar jednog sektora*
- Sl. 2.22 Odabir lista zračenja sa najjačim signalom*
- Sl. 2.23 Pokrivanje ćelije usmerenim snopovima*

-
- Sl. 2.24 Formiranje i usmeravanjem listova zračenja i nula u karakteristici zračenja kod adaptivnih antenskih sistema*
- Sl. 2.25 Linearni antenski niz od N elemenata*
- Sl. 2.26 Uniformni pravougaoni antenski niz*
- Sl. 2.27 Blok dijagram antenskog sistema zasnovanog na adaptivnom antenskom nizu*
- Sl. 2.28 Arhitektura adaptivnog antenskog niza zasnovanog na DoA tehnici*
- Sl.2.29 Primer zavisnosti snage izlaznog signala antenskog niza od uglova pod kojim dolaze signali korisnika dobijen MUSIC algoritmom (slučaj osam korisnika)*
- Sl.2.30 Grafički prikaz faktora niza uniformnog lineranog antenskog niza od šest elemenata ($d=\lambda/2$) u azimutalnoj ravni gde elementi antenskog niza nisu tejerovani (vektor težina $W=[1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1]$ – pravougaona prozorska funkcija niza)*
- Sl.2.31 Prikaz MUSIC spektra za korelacionu matricu koja se dobija simulacijom signala tri prostorno raspoređenog korisnika u servisnoj zoni adaptivnog antenskog niza*
- Sl.2.32 Adaptivno oblikovanje karakteristike zračenja antenskog niza za opsluživanje korisnika čiji je položaj -10° u azimutu, dok su signali korisnika čiji su položaji -60° i 70° i koji izazivaju interferenciju maksimalno prigušeni*
- Sl.2.33 Adaptivno oblikovanje karakteristike zračenja antenskog niza za opsluživanje korisnika čiji je položaj -60° u azimutu, dok su signali korisnika čiji su položaji -10° i 70° i koji izazivaju interferenciju maksimalno prigušeni*
- Sl.2.34 Adaptivno oblikovanje karakteristike zračenja antenskog niza za opsluživanje korisnika čiji je položaj 70° u azimutu, dok su signali korisnika čiji su položaji -10° i -60° i koji izazivaju interferenciju maksimalno prigušeni*
- Sl.2.35 Talasni oblici signala istog izvora šuma koji su izmereni osciloskopom u četiri različita vremenska intervala (a)-(d) []*
- Sl.2.36 Merni sistem za merenje srednje kvadratne vrednosti signala šuma*
- Sl.2.37 Merenje signala koji potiču od četiri izvora šuma osciloskopom*
- Sl.3.1 Prirodni neuron*
- Sl.3.2 Opšti statički model neurona*
- Sl.3.3 Linearne aktivacione funkcije: (a) obična i (b) odsečena*
- Sl.3.4 Odskočne aktivacione funkcije: (a) 0-1 i (b) simetrična*
- Sl.3.5 Sigmoidalne aktivacione funkcije (a) logistička i tanges hiperbolička (b)*
- Sl.3.6 Perceptron*
- Sl.3.7 Opšta arhitektura veštačke neuronske mreže*
- Sl.3.8 Višeslojna perceptronska mreža*
- Sl.3.9 Neuron MLP mreže sa realizacijom biasa preko funkcije integracije ulaza*
- Sl.3.10 Matematički model RBF neurona [52]*
- Sl.3.11 Radijalna bazisna funkcija*
- Sl.3.12 Struktura RBF neuronske mreže*

-
- Sl.3.13 Prikaz funkcionisanja neurona sa više ulaza sa prikazom podataka u matičnom obliku*
- Sl.3.14 Pojednostavljen prikaz funkcionisanja neurona sa više ulaza sa prikazom podataka u matičnom obliku*
- Sl.3.15 Prikaz funkcionisanja jednog sloja neuronske mreže*
- Sl.3.16 Pojednostavljeni prikaz funkcionisanja sloja neuronske mreže.*
- Sl.3.17 Karakteristične faze u procesu razvoja neuronskog modela*
- Sl.4.1 Višeslojna neuronska mreža*
- Sl.4.2 Frekvencijska zavisnost maksimalne i minimalne vrednosti faktora spoljnog šuma*
- Sl.4.3 Faktor spoljnog šuma različitih izvora šuma u zavisnosti od frekvencije*
- Sl.4.4 Frekvencijska zavisnost srednje devijacije faktora šuma u prisustvu kosmičkog šuma i šuma koji potiče od čoveka u sredinama različitog stepena naseljenosti*
- Sl.4.5 Arhitektura opšteg MLP neuronskog modela temperature osvetljaja antene od strane atmosfere pri konstantnim atmosferskim uslovima*
- Sl.4.6 (a) Zavisnost temperature osvetljaja atmosfere u zavisnosti elevacije antene i frekvencije pri prosečnoj koncentraciji vodene pare tropopauze od 7.5 g/m^3 i b) 10 g/m^3 za slučaj mirnog i lepog vremena u standardnoj atmosferi.*
- Sl.4.7 Dijagram rasejanja za neuronski model MLP4-9-5*
- Sl.4.8 Modelovanje temperature osvetljaja antene (MLP4-9-5) u zavisnosti od frekvencije za vrednosti elevacije antene $\theta = 10^\circ, 20^\circ, 30^\circ$ i 60° i rezultati poređenja sa referentnim vrednostima (ITU-R P.372-10)*
- Sl.4.9 Trodimenzionalna prezentacija temperature osvetljaja antene u zavisnosti od frekvencije i elevacije antene (model MLP4-9-5)*
- Sl.4.10 Dijagram rasejanja za neuronski model MLP4-9-8*
- Sl.4.11 Modelovanje temperature osvetljaja antene (MLP4-9-8) u zavisnosti od frekvencije za vrednosti elevacije antene $\theta = 5^\circ, 10^\circ, 20^\circ$ i 45° i rezultati poređenja sa referentnim vrednostima (ITU-R P.372-10)*
- Sl.4.12 Trodimenzionalna prezentacija temperature osvetljaja antene u zavisnosti od frekvencije i elevacije antene (za prosečnu koncentraciju vodene pare od 10 g/m^3 , model MLP4-9-8)*
- Sl.5.1 Štampani pentagonalni dipol*
- Sl.5.2 Dipol antena unutar ugaonog metalnog reflektora*
- Sl.5.3 Neuronski model štampanog pentagonalnog dipola*
- Sl.5.4 Zavisnost rezonantne frekvencije od dimenzija antene; poređenje sa referentnim vrednostima*
- Sl.5.5 Zavisnost rezonantne frekvencije od dielektrične konstante; poređenje sa referentnim vrednostima*
- Sl.5.6 Dvodimenzionalna zavisnost rezonantne frekvencije pentagonalnog dipola od dimenzija antene i dielektrične konstante substrata*
- Sl.5.7 Korisnički interfejs za softver "MLP pentagonalni dipol"*
- Sl.5.8 Korisnički interfejs: određivanje ulaznih parametara*

-
- Sl.5.9 Prikaz korisničkog interfejsa u slučaju “neuspele” optimizacije*
- Sl.5.10 Arhitektura neuronskih modela za 1D DoA estimaciju*
- Sl.5.11 Arhitektura neuronskih modela za 2D DoA estimaciju*
- Sl.5.12 (a) Antenski niz pravougaonog oblika od 16 elemenata (4x4 elementa) za prijem signala (b) Merno mesto za merenje signala koji se primaju antenskim nizom u anehoičnoj komori*
- Sl.5.13. Neuronska mreža za 2D DoA estimaciju koja se sastoji od dve MLP podmreže: jedna MLP_az za određivanje ugla θ , a druga MLP_el za određivanje ugla φ .*
- Sl.5.14 Dijagram rasipanja neuronskog modela i 2D MUSIC algoritma na test uzorcima, na frekvenciji $f=2.4220$ GHz*
- Sl.5.15 Dijagram rasipanja neuronskog modela i 2D MUSIC algoritma na frekvenciji $f=2.4400$ GHz*
- Sl.5.16 Dijagram rasipanja neuronskog modela i 2D algoritma na test uzorcima, na frekvenciji $f=2.4700$ GHz*
- Sl.5.17 Arhitektura MLP neuronskog modela za određivanje pravca dolazećeg EM zračenja stohastičkog izvora u azimutalnoj ravni*
- Sl.5.18 Arhitektura MLP neuronskog modela za određivanje pravaca dolazećeg EM zračenja stohastičkih izvora u azimutalnoj ravni*
- Sl.5.19 Arhitektura RBF neuronskog modela za određivanje pravca dolazećeg EM zračenja stohastičkog izvora u azimutalnoj ravni*
- Sl.5.20 Predstavljanje zračenja stohastičkog izvora elemenata u dalekoj zoni linearnim uniformnim antenskim nizom od N elemenata*
- Sl.5.21 Odnos kretanja stohastičkog izvora u azimutalnoj ravni i tačaka uzorkovanja EM polja u dalekoj zoni zračenja*
- Sl.5.22 Poređenje izlaza MLP2-12-12 neuronskog modela sa referentnim vrednostima azimuta*
- Sl.5.23 Poređenje izlaza MLP4-16-16 neuronskog modela sa referentnim vrednostima azimuta*
- Sl.5.24 Poređenje izlaza RBF-0.26 neuronskog modela sa referentnim vrednostima azimuta*
- Sl.5.25 Poređenje rezultata izlaza 1 neuronskog modela MLP4-16-4*
- Sl.5.26 Poređenje rezultata izlaza 2 neuronskog modela MLP4-16-4*
- Sl.5.27 Poređenje rezultata izlaza 3 neuronskog modela MLP4-16-4*
- Sl.5.28 Poređenje izlaza 1 MLP4-16-4 neuronskog modela (stohastički izvor 1) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela*
- Sl.5.29 Poređenje izlaza 2 MLP4-16-4 neuronskog modela (stohastički izvor 2) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela*
- Sl.5.30 Poređenje izlaza 3 MLP4-16-4 neuronskog modela (stohastički izvor 3) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela*
- Sl.5.31 Poređenje izlaza 4 MLP4-16-4 neuronskog modela (stohastički izvor 4) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela*

Sl.5.32 Poređenje izlaza 1 MLP4-16-8 neuronskog modela (stohastički izvor 1) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela

Sl.5.33 Poređenje izlaza 2 MLP4-16-8 neuronskog modela (stohastički izvor 2) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela

Sl.5.34 Poređenje izlaza 1 MLP4-22-22 neuronskog modela (stohastički izvor 1) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela

Sl.5.35 Poređenje izlaza 2 MLP4-22-22 neuronskog modela (stohastički izvor 2) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela

Sl.5.36 Poređenje izlaza 3 MLP4-22-22 neuronskog modela (stohastički izvor 3) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela

Spisak tabela

Tabela 2.1 Vrednosti parametara u relaciji (2.42) za različite oblasti

Tabela 4.1 Test rezultati MLP mreža za modelovanje maksimalne i minimalne vrednosti faktora spoljnog šuma

Tabela 4.2 Test rezultati razvijenih MLP modela: srednja devijacija faktora ukupnog spoljnog šuma

Tabela 4.3 Rezultati testiranja osam MLP modela sa najboljim r^{PPM}

Tabela 4.4 Rezultati testiranja osam MLP modela sa najboljim r^{PPM}

Tabela 5.1 Test rezultati za MLP NN sa jednim skrivenim slojem

Tabela 5.2 Test rezultati za MLP NN sa dva skrivena sloja

Tabela 5.3 Test rezultati za MLP NN sa tri skrivena sloja

Tabela 5.4 Rezultati testiranja MLP podmreža u DoA estimaciji za azimut i elevaciju

Tabela 5.5 Prosečna greška u procesu DoA estimacije koja je dobijena neuronskim modelom i 2D MUSIC algoritmom na različit

Tabela 5.6 Vrednosti parametara antenskog niza i načina uzorkovanja u dalekoj zoni zračenja izvora

Tabela 5.7 Rezultati testiranja šest MLP modela sa najboljom prosečnom greškom testiranja

Tabela 5.8 Rezultati istraživanja šest RBF modela sa najboljom prosečnom greškom testiranja

Tabela 5.9 Rezultati istraživanja šest RBF modela sa najboljom prosečnom greškom testiranja

Tabela 5.10 Vrednosti parametara antena i tačaka uzorkovanja

Tabela 5.11 Rezultati testiranja za šest neuralnih modela sa najmanjom usrednjenom srednjekvadratnom greškom

Tabela 5.12 Vrednosti parametara antenskog niza kojim se predstavljaju stohastički izvori i načina uzorkovanja u dalekoj zoni zračenja izvora

Tabela 5.13 Rezultati testiranja šest MLP modela sa najboljom prosečnom greškom testiranja

Tabela 5.14 Vrednosti parametara antenskog niza i oblasti uzorkovanja

Tabela 5.15 Rezultati testiranja za šest neuronskih modela sa najboljim rezultatima

Tabela 5.16 Vrednosti parametara antenskog niza i oblasti uzorkovanja

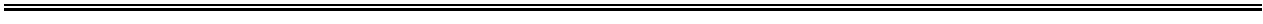
Tabela 5.17 Rezultati testiranja za šest neuronskih modela sa najboljim rezultatima

SADRŽAJ

1. UVOD	1
2. ŠUM I INFERENCIJA NA PRIJEMNOM MESTU BEŽIČNOG KOMUNIKACIONOG SISTEMA	8
2.1. ŠUM U BEŽIČNIM KOMUNIKACIONIM SISTEMIMA	9
2.1.1. <i>Pojam i osnovni tipovi šuma</i>	9
2.1.2. <i>Termički šum</i>	10
2.1.2.1 Ekvivalentna temperatura šuma	12
2.1.2.2 Faktor šuma.....	13
2.1.2.3 Veza između faktora šuma i ekvivalentne temperature šuma	15
2.1.2.4 Ekvivalentna temperatura i faktor šuma pasivnog dvoprilaznog sklopa.....	16
2.1.2.5 Kaskadna veza dvoprilaznih sklopova.....	17
2.1.3. <i>Spoljni šum prijemne antene</i>	18
2.1.3.1 Ekvivalentna temperatura i faktor šuma.....	18
2.1.3.2 Prirodni izvori šuma	22
2.1.3.3 Veštački izvori šuma	24
2.2 INTERFERENCIJA I PROSTORNA OBRADA SIGNALA.....	25
2.2.1 <i>Utjecaj interferencije i karakteristike zračenja antene na prijem signala</i>	26
2.2.1.1 Karakteristika zračenja antene i pojačanje antene	26
2.2.1.2 Bočni listovi zračenja antene.....	29
2.2.1.3 Interferencija na prijemnom mestu.....	31
2.2.2 <i>Antenske strukture sa smanjenim nivoima bočnih listova zračenja</i>	33
2.2.2.1 Primer širokopojasnog štampanog antenskog niza sa smanjenim nivoima bočnih listova zračenja koji koristi pentagonalne dipole	33
2.2.3. <i>SDMA koncept i prostorna obrada signala</i>	37
2.2.3.1 Sektorizacija	40
2.2.3.2 Svičovanje listova zračenja	40
2.2.3.3 Antenski nizovi sa promenljivom fazom struje napajanja	41
2.2.3.4 Adaptivni antenski nizovi.....	42
2.2.4 <i>Antenski nizovi u prostornoj obradi signala</i>	42
2.2.4.1. Linearni (1D) uniformni antenski niz.....	43
2.2.4.2. Planarni (2D) uniformni antenski niz	46
2.2.5. <i>Prostorna korelaciona matrica i DoA problem</i>	48
2.2.6 <i>Adaptivni antenski nizovi i sistemi</i>	49
2.2.6.1 Adaptivni antenski sistemi zasnovani na DoA tehnici	51
2.2.7. <i>MUSIC algoritam</i>	53
2.2.8. <i>Prikaz rada adaptivnog antenskog niza zasnovanog na DoA estimaciji</i>	56
2.3. STOHAŠTIČKI IZVORI ZRAČENJA KAO IZVORI INTERFERENCIJE.....	61
2.3.1 <i>Osnove stohastičkog zračenje</i>	61

2.3.2 Korelacija stohastičkih signala.....	65
2.3.3 Korelacioni spektar i prostorna korelaciona matrica stohastičkih signala.....	67
3. MODELOVANJE VEŠTAČKIM NEURONSKIM MREŽAMA	70
3.1 PRIRODNI I VEŠTAČKI NEURON.....	72
3.1.1 Perceptron	76
3.1.2. Veštačke neuronske mreže	78
3.1.3. Višeslojne perceptronske (MLP) mreže	79
3.1.4. Radijalno bazisne - RBF neuronske mreže	81
3.1.5. Implementacija MLP i RBF neuronskih mreža u okviru programskog paketa MATLAB.....	84
3.2. RAZVOJ NEURONSKOG MODELA	88
3.2.1 Faze razvoja neuronskog modela	88
3.2.2 Obuka veštačke neuronske mreže	90
3.2.3 Testiranje veštačke neuronske mreže	91
4. NEURONSKI MODELI UTICAJA ŠUMA NA PRIJEMNOM MESTU	94
4.1. MODELOVANJE FAKTORA SPOLJNJEG ŠUMA PRIJEMNE ANTENE NA BAZI NEURONSKIH MREŽA.....	95
4.1.1 Arhitektura neuronskog modela.....	95
4.1.2 Modelovanje faktora spoljnog šuma prijemne antene	96
4.1.2.1. Modelovanje maksimalne i minimalne vrednosti faktora spoljnog šuma	97
4.1.2.2. Modelovanje faktora spoljnog šuma koji potiče od različitih izvora šuma	98
4.1.2.3. Modelovanje faktora spoljnog šuma koji potiče od više izvora šuma različitog porekla	100
4.2. NEURONSKI MODELI ZA MODELOVANJE TEMPERATURE ŠUMA ANTENE.....	102
4.2.1. Arhitektura neuronskih modela za modelovanje temperature šuma antene.....	102
4.2.2. Primeri modelovanja temperature šuma antene.....	104
5. PRIMENA NEURONSKIH MODELA U POSTUPCIMA SMANJIVANJA UTICAJA INTERFERENCIJE NA PRIJEMNOM MESTU	112
5.1. PRIMENA NEURONSKIH MLP MREŽA U MODELOVANJU ANTENSKIH STRUKTURA SA SMANJENIM NIVOIMA BOČNIH LISTOVA ZRAČENJA.....	113
5.1.1 Arhitektura neuronskog modela za modelovanje štampanog pentagonalnog dipola.....	113
5.1.2 Modelovanje štampanog pentagonalnog dipola.....	117
5.1.3 Prilog projektovanju štampanog pentagonalnog dipola.....	119
5.2. NEURONSKI MODELI ZA DOA ESTIMACIJU	122
5.2.1. Arhitektura neuronskog modela za 1D DoA estimaciju determinističkih izvora zračenja	122
5.2.2 Arhitektura neuronskog modela za 2D DoA estimaciju determinističkih izvora zračenja	124
5.2.2. Primer korišćenja MLP modela u postupku 2D DOA estimacije	126
5.2.3. Arhitektura neuronskih modela za DOA estimaciju stohastičkih izvora zračenja.....	130
5.2.3.1 MLP neuronski model za DoA estimaciju	131
5.2.3.2 RBF neuronski model za DoA estimaciju	133
5.2.4. Primer korišćenja MLP i RBF modela u postupku DOA estimacije jednog stohastičkog izvora	135
5.2.5. Primer korišćenja MLP modela u postupku DOA estimacije više stohastičkih izvora	143

5.2.5.1 Scenario u kome stohastički izvori pri kretanju zadržavaju međusobno rastojanje.....	143
5.2.5.2 Scenario u kome stohastički izvori pri kretanju mogu menjati međusobno rastojanje	150
6. ZAKLJUČAK.....	157
7. LITERATURA	160



1

UVOD

Razvoj savremenih bežičnih komunikacionih sistema i uvođenje sve složenijih i zahtevnijih servisa koji se danas nude korisnicima tih sistema nužno nameće potrebu da se obezbedi brz, pouzdan i kvalitetan prenos podataka između RF predajnika i prijemnika korisnika. Da bi se to ostvarilo od vitalnog je značaja da se na mestima prijema signala u servisnoj zoni predajnika obezbedi zadovoljavajući odnos signal-šum. Prisustvo šuma na mestu prijema umanjuje kvalitet informacije koja se prenosi, a slučaju da nivo šuma bude iznad odgovarajućeg praga dolazi do onemogućavanja distribucije telekomunikacionog servisa sa zahtevanim kvalitetom. [1-32]

Od savremenih bežičnih komunikacionih sistema zahteva se da opsluže što veći broj korisnika širokom lepezom servisa visokog kvaliteta, što nužno nameće potrebu za uspostavljanjem bežičnih komunikacionih sistema visokog kapaciteta. Kapacitet bežičnog komunikacionog sistema može se direktno povećati zauzimanjem novih frekvencijskih opsega ili povećavanjem propusnog opsega postojećih komunikacionih kanala koje sistem koristi. Imajući u vidu da je elektromagnetni spektar dragocen i ograničen resurs i da zauzimanje novih frekvencijskih opsega zahteva razvoj i primenu novih i skupih tehnologija, rešenje za povećanje kapaciteta komunikacionih kanala zasnovano na racionalizaciji i efikasnom korišćenju raspoloživih frekvencijskih opsega ima poseban značaj. Međutim, problem sa kojim se sreću istraživači širom sveta pri razvoju rešenja se iz dana u dan povećava, jer elektromagnetno okruženje u servisnim zonama postaje sve više zagađeno naglim porastom nenamernih i namernih izvora smetnji. Stoga se javlja potreba za karakterizacijom šuma u realnim uslovima u prisustvu svih raspoloživih izvora šuma i za preduzimanje mera za eliminaciju ili umanjenje njihovog neželjenih efekata. [12-32]

U procesu projektovanja savremenih bežičnih komunikacionih sistema velikog kapaciteta od posebnog su interesa postupci za procenu uticaja eksternog šuma iz okruženja antene na ukupan odnos signal-šum na prijemnika. Danas se posebna pažnja posvećuje modelovanju različitih izvora šuma i njihovom uticaju na degradaciju ukupnih performansi bežičnih komunikacionih sistema. [12-16, 27,28,29]

U naučnim istraživanjima koja su danas aktuelna, postupci modelovanja i analiza rada antenskih struktura u uslovima kada je prisutan uticaj šuma i interferencije imaju veliku važnost [11,15,17]. Klasični pristupi u modelovanju zasnovani na detaljnoj EM analizi korišćenjem standardnih EM simulatora zahtevaju veoma snažnu hardversku platformu i veliku količinu vremena koja je potrebna za izvršenje intenzivnih numeričkih proračuna [33-35]. Ovi zahtevi mogu da navedene postupke u pojedinim slučajevima učine potpuno neupotrebljivim. Ograničenja ovog tipa mogu da se donekle ublaže tako što se pojedine složene funkcionalne zavisnosti u postupku modelovanja problema predstavljaju preko aproksimativnih formula ili grafika

empirijskog tipa gde se vrednosti funkcija dobijaju vizuelnim očitavanjem. Međutim, primenom aproksimativnih formula ili očitavanjem sa empirijskih grafika mogu se dobiti rezultati koji nemaju zadovoljavajuću tačnost.

I pored toga, u praksi se danas najčešće koristi postupak za procenu eksternog šuma RF prijemnika definisan ITU-R P.372-10 preporukom [27] i ITU-R P.372-11 preporukom [28]. U toj preporuci su date funkcionalne zavisnosti analitičkog, polu-empirijskog i empirijskog tipa koje opisuju uticaj različitih izvora šuma, kako prirodnih tako i veštačkih, na ukupan šum na ulazu RF prijemnika. Veći broj takvih funkcionalnih zavisnosti je predstavljen jednačinama koje u sebi sadrže parametre koji se očitavaju sa grafika koji su priloženi u preporuci. Ti grafici koji predstavljaju uticaj veličina koje opisuju osobenosti okruženja antene na parametar ili drugu veličinu koja je obuhvaćena posmatarnom jednačinom, mogu imati veoma složene zavisnosti. Osnovni problem pri klasičnoj primeni pomenute preporuke je što vizuelno očitavanje sa tih grafika uz primenu nužnih interpolacionih metoda predstavlja izuzetno mukotrpan i spor posao koji lako može da rezultira vrednostima nedovoljne preciznosti.

Jedan od načina da se prevaziđu navedeni problemi pri klasičnoj primeni ITU-R P.372-10 preporuke je da se određene funkcionalne zavisnosti iz te preporuke modeluju veštačkim neuronskim mrežama [36-47]. Neuronske mreže su pogodne za rešavanje opisanog problema [43-47]. U suštini zasnivaju se na visokoparalelizovanoj arhitekturi sa distribuiranom obradom podataka koja je sastavljena od snažno povezanih i arhitekturno malih jedinica za obradu podataka - neurona. Zahvaljujući ovome, pomoću modela koji je zasnovan na veštačkoj neuronskoj mreži mogu se uspešno modelovati složeni (visokodimenzionalni i visokonelinearni) problemi sa veoma brzim protokom signala od ulaza do izlaza mreže. Pri tome treba imati u vidu da se veštačke neuronske mreže ne programiraju da izvršavaju unapred poznate funkcionalne zavisnosti, već one te funkcionalne zavisnosti u prethodnom postupku uče na osnovu skupa poznatih podataka iz rešenih primera. Po završetku procesa učenja (obuke), veštačke mreže su u mogućnosti da daju zadovoljavajuća rešenja, ne samo za rešene primere koji su korišćeni tokom obuke, već mogu da vrše i predikciju rešenja za druge vrednosti ulaznih promenljivih. Ovo karakteristično svojstvo, sposobnost generalizacije problema omogućava da se pomoću modela baziranih na veštačkim neuronskim mrežama modeluju nedovoljno poznati problemi, što je i slučaj sa problemima koji su predmet ove disertacije.

Na brojnim primerima prikazanih u disertaciji pokazano je da se korišćenjem neuronskih mreža za modelovanje eksternog (spoljnog) šuma na ulazu prijemnika bežičnog komunikacionog sistema uvodi jedan jednostavan i efikasan pristup karakterizaciji šuma koji razrešava uočene probleme pri proceni faktora šuma i temperature spoljnog šuma [48-51].

U cilju smanjenja uticaja interferencije pri prenosu informacija posredstvom bežičnih komunikacionih sistema velikog kapaciteta unutar raspoloživih frekvenciskih resursa istraživanja idu u više pravaca. Na ovom mestu istaknućemo dva pravca: razvoj antenskih struktura sa potisnutim bočnim listovima zračenja [52-57] i razvoj postupaka za prostorno filtriranje signala [58-62]

U okviru istraživanja koja se odnose na metode i tehnike oblikovanja zračenja jedne antene posebna se pažnja posvećuje istraživanjima koja su usmerena ka pronalazenju takve arhitekture antene koja će omogućiti smanjenje nivoa bočnih listova zračenja. Ako se pretpostavi da se glavnim listom zračenja antene prima direktni signal od željenog korisnika, onda se bočnim listovima primaju neželjeni signali koji izazivaju smetnje (signali od drugih korisnika koji se trenutno ne opslužuju, multipath-signali: jednostruko ili višestruko reflektovani signali) i različite vrste šuma iz okruženja u kome je smeštena antena. Iz tog razloga bočni listovi zračenja smanjuju efikasnost antene i teži se da se njihov nivo u odnosu na glavni list zračenja antene što više smanji. U ostvarivanju ovog cilja štampane antene postaju sve češći predmet istraživanja jer mogu da se realizuju jednostavno, jeftino, u veoma različitim geometrijskim oblicima i u širokom opsegu ulazne impedanse što omogućava postizanje željenog oblika karakteristike zračenja i željene efikasnosti zračenja [63-68].

Štampani pentagonalni dipol je zahvalna antenska struktura za ovu svrhu [69-71]. Koristi se kao element antenskog niza koji ima karakteristiku zračenja sa izraženo potisnutim bočnim listovima zračenja [56-57]. Modelovanje ove antenske strukture tehnikama zasnovanim na talasnim EM metodama je mukotrpano i zahteva moćne računarske konfiguracije i dugo vreme za simulaciju [69-71, 94]. Za potrebe sinteze antenskog elementa i projektovanja kompletne 1D ili 2D antenske strukture potrebno je znatno efikasniji postupak. Iz ovog razloga je u disertaciji korišćen koncept neuronskih mreža za sintezu štampanog pentagonalnog dipola koji se pokazao efikasnijim u odnosu na korišćene metode [69-71].

Drugi pravac razvoja u oblasti prostornog filtriranja signala ostvaruje se na bazi prostornog multipleksa (SDMA – *Space Division Multiple Access*) u komunikaciji sa korisnicima bežičnih sistema [58-60]. Prostorni multipleks je zasnovan na obradi signala u prostornom domenu korišćenjem različitih tehnika, počev od one najprostije kao što je sektorizacija, pa sve do najsloženije kao što je prostorna obrada signala adaptivnim antenskim nizovima. Adaptivni antenski nizovi imaju sposobnost da oblikuju svoju karakteristiku zračenja tako što glavne listove usmeravaju ka željenim korisnicima, u cilju uspostavljanja što kvalitetnije komunikacije, a nule u karakteristici zračenja usmeravaju ka neželjenim interferirajućim signalima da bi ih što više prigušili. [58-60] Karakteristika zračenja ovih

sistema je promenljiva u vremenu, odnosno adaptira se svakoj promeni uslova pod kojima se vrši prostiranje i prijem signala korisnika. Veliku važnost u realizaciji prostorne obrade signala koja je zasnovana na adaptivnim antenskim nizovima imaju postupci određivanja pravaca dolaska signala (DoA – *Direction of Arrival*) na antenski niz. Danas najčešće primenjivani postupci su oni zasnovani na različitim super-rezolucijskim algoritmima, a to su MUSIC (*Multiple Signal Classification*) [59] i ESPRIT (*Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques*) [59,61-62].

Oblikovanje karakteristike zračenja adaptivnih antenskih sistema (*beamforming*) se postiže pogodnom raspodelom struje napajanja elemenata niza (pogodnim izborom amplitude i faze struje napajanja za svaki pojedinačni element u antenskom nizu) [59-60]. Raspodela struja napajanja elemenata antenskog niza se najčešće određuje uključivanjem odgovarajućih težina napajanja elemenata koje su u opštem slučaju vrednosti kompleksne prirode. Na ovaj način problem realizacije željenog oblika karakteristike zračenja antenskog niza svodi na problem određivanja težina napajanja elemenata antenskog niza. Jedan od široko korišćenih načina za određivanje težine napajanja elemenata antenskog niza se zasniva na poznavanju položaja korisnika prethodnim određivanjem pravca dolaska EM zračenja od terminalnog mobilnog uređaja korisnika [59-60].

Najveći broj današnjih algoritama za DOA estimaciju odnose se na izvore zračenja determinističkog karaktera i na 1D i 2D estimaciju [59]. Međutim, u praksi se iskazuje poseban interes za posebnu grupu izvora, tzv. stohastičkih izvora šuma čije je zračenje slučajnog karaktera i gde je od interesa da se takvo zračenje prostorno lokalizuje radi preduzimanja postupaka umanjenja njihovog negativnog uticaja na rad prijemnika bežičnih sistema [72-74]. Iz tog razloga je u disertaciji posebna pažnja posvećena DOA estimaciji zasnovanoj na obradi prostorne korelacione matrice signala koji se primaju sensorima antenskog niza.

Najpoznatiji algoritam za DOA estimaciju je super-rezolucijski MUSIC (*Multiple Signal User Classification*) [59], i njegove modifikacije. MUSIC algoritam određuje pravce na osnovu pretrage spektra primljenih signala i smatra se najpouzdanijim algoritmom za DOA estimaciju. Međutim, njegova velika mana je dužina vremena neophodnog za procenu. Usled kompleksnih matricnih operacija nad prostornom kovarijansnom matricom primljenih signala, MUSIC algoritam nije pogodan za upotrebu u realnom vremenu. Rezultati skoro svih ostalih algoritama za DOA estimaciju porede se sa MUSIC algoritmom. Neka od predloženih rešenja daju prilično dobre rezultate u pogledu brzine DOA estimacije, ali po cenu degradirane tačnosti procenjenih pravaca u odnosu na rezultate MUSIC algoritma.

Primena veštačkih neuronskih mreža predstavlja alternativu MUSIC algoritmu i ostalim super-rezolucijskim algoritmima u oblasti DOA estimacije [75-91]. S obzirom na veoma brzo prostiranje signala kroz neuronske modele, njihova efikasnost u DOA estimaciji je neuporedivo veća od vremenski zahtevnih algoritama, zasnovanih na dekompoziciji prostorne kovarijanske matrice. Veštačke neuronske mreže posmatraju problem procene pravca dolazećeg EM signala kao preslikavanje između kovarijanske matrice i uglova u azimutu i/ili elevaciji.

Iz prethodno navedenog sledi da su istraživanja u oblasti modelovanja eksternog (spoljnog) šuma prijemne antene bežičnog komunikacionog sistema i u oblasti DoA estimacije stohastičkih izvora zračenja aktuelna, izuzetna značajna i usmerena ka iznalaženju novih efikasnijih rešenja za povećanje kapaciteta komunikacionih kanala. Stoga, glavni cilj doktorske disertacije je da se istraže i promovišu novi postupci u modelovanju uticaja šuma i interferencije u bežičnim komunikacionim sistemima koji su zasnovani na korišćenju veštačkih neuronskih mreža. Izvršena istraživanja i ostvareni originalni naučni rezultati treba da ukažu na značajne prednosti razmatranog pristupa u odnosu na dosada korišćene metode.

Disertacija je organizovana na sledeći način. U uvodnom delu doktorske disertacije istaknuta je aktuelnost teme i izvršena kratka analiza do sada objavljenih rezultata u ovoj oblasti. Ukratko su navedeni nedostaci postojećih pristupa kod modelovanja šuma na prijemnom mestu bežičnog komunikacionih sistema i kod prostorne obrade za potrebe održavanja pravaca dolazećih EM signala (DoA estimacija). U nastavku je ukazano na prednosti pristupa zasnovanog na korišćenju neuronskih mreža i data je struktura disertacije.

U prvom delu drugog poglavlja date su osnovne karakteristike šuma sa kojim se srećemo na prijemnom mestu bežičnih komunikacionih sistema sa naglaskom na spoljni šum prijemne antene. Drugi deo ovog poglavlja daje opis prostorne obrade signala za umanjene interferencije na mestu prijema i samim tim za poboljšanje kvaliteta savremenih telekomunikacionih servisa. Pažnja je posvećena štampanom pentagonalnom dipolu kao pogodnom elementu antenskog niza koji se odlikuje malim nivoom bočnih listova zračenja. Pored toga, dat je opis adaptivnih antenskih sistema, DoA estimacije i superezolucijskog algoritma za prostornu obradu signala (MUSIC). Posebna pažnja je posvećena uvođenju stohastičkih izvora zračenja, kao izvora interferencije i pristupu za DoA estimaciju.

U trećem poglavlju izložena je teorijska osnova veštačkih neuronskih mreža, opisana je struktura MLP i RBF neuronskih mreža, kao i odgovarajući algoritmi za njihovu obuku. Prikazani su kriterijumi za testiranje neuronskih modela i data međusobna poređenja karakteristika MLP i RBF mreža.

U naredna dva poglavlja prikazani su originalni naučni rezultati. Prvi deo četvrtog poglavlja odnosi se na procenu uticaja faktora spoljnog šuma prijemne antene. Pokazano je da su razvijeni i primenjeni neuronski modeli efikasniji od do tada korišćenih metoda [48-51]. U disertaciji su prikazani numerički rezultati koji se odnose na modelovanje: a) maksimalne i minimalne vrednosti faktora šuma, b) faktora šuma pojedinih izvora šuma različitih porekla i c) ukupnog faktora šuma u slučaju postojanja više izvora šuma različitog porekla. U drugom delu ovog poglavlja prikazan je model neuronske mreže, način obuke i rezultate verifikacije modela koji je primenjen za efikasno modelovanje ekvivalentne temperature prijemne antene.

Peto poglavlje predstavlja centralni deo disertacije u kome je prikazan najveći broj ostvarenih naučnih doprinosa. U prvom delu ovog poglavlja prikazan je razvijeni MLP neuronski model, način obuke i rezultati verifikacije modela koji je uspešno primenjen na modelovanje štampanog pentagonalnog dipola [79-71]. U drugom delu prikazani su efikasni neuronski modeli za DoA estimaciju stohastičkih izvora zračenja [85-91]. U uvodnom delu prikazani su rezultati korišćenja MLP neuronskih modela za dvodimenzionalnu (2D) DoA estimaciju determinističkih izvora zračenja. Glavni deo ovog poglavlja posvećen je razvoju neuronskih MLP i RBF neuronskih modela za DoA estimaciju stohastičkih izvora zračenja. Prikazani su rezultati koji se odnose na DoA estimaciju: prvo, za jednostavan slučaj kada u okruženju postoji samo jedan izvor stohastičkog zračenja [85-86], a onda za praksu daleko interesantniji slučaj istovremenog prisustva više stohastičkih izvora [87-91]. U ovom poslednjem slučaju prikazani su razvijeni posebni neuronski modeli za dva podslučaja: a) kada stohastički izvori zadržavaju fiksna međusobna rastojanja pri kretanju [87-89] i b) kada stohastički izvori pri kretanju menjaju međusobno rastojanje [90-91].

Šesto poglavlje sadrži zaključke o najvažnijim naučnim rezultatima i smernice za dalja istraživanja u ovoj oblasti.

Na kraju disertacije (sedmo poglavlje), dat je pregled literature koja je korišćena za naučno-istraživački rad i pisanje same disertacije.

U nastavku (poglavlja 8., 9. 10.) prikazana je biografija autora disertacije, pregled objavljenih radova i neophodni prilozi, respektivno

2

ŠUM I INTEFERENCIJA NA PRIJEMNOM MESTU BEŽIČNOG KOMUNIKACIONOG SISTEMA

2.1. Šum u bežičnim komunikacionim sistemima

2.1.1. Pojam i osnovni tipovi šuma

Pod električnim šumom (u daljem tekstu šum) podrazumeva se neželjeni električni signal koji ima slučajni karakter u vremenu i prostoru. Pojava šuma je svojstvena elektronskim sistemima i ima poseban značaj u sistemima bežičnih komunikacija, gde se obično teži da se ostvari kvaliteta prijem korisnog signala malog nivoa. Na prijemnom mestu bežičnih komunikacionih sistema, obično na izlaznim priključcima prijemne antene pojavljuju se u osnovi dve vrste šuma: spoljašnji (eksterni) i unutrašnji (interni) šum.

Spoljašnji šum je šum koji antena apsorbira iz njenog spoljašnjeg okruženja: postoje više različitih izvora spoljašnjeg šuma: atmosferski, kosmički (galaktički), šum od pojedinih kosmičkih tela i šum Zemlje [11]. Ovaj šum se na određeni način pridružuje korisnom signalu pre nego što signal bude primljen od strane prijemne opreme

Unutrašnji šum, uglavnom termičkog porekla, rezultat je superpozicije svih šumova koji se generišu unutar samih elektronskih sklopova na prijemnoj strani bežičnog komunikacionog sistema. Potiče od gubitaka u samoj prijemnoj anteni, gubitaka u transmisionim linijama i internog šuma ulaznog kola prijemnika.

Slučajni procesi koji dovode do stvaranja unutrašnjeg šuma mogu biti prouzrokovani različitim mehanizmima, tako da razlikujemo više vrsta šumova [103]:

- *Termički* šum predstavlja osnovni tip šuma i prouzrokovano je termičkim vibracijama u materijalnim sredinama na temperaturama iznad apsolutne nule. Ovaj šum nastaje samo kod sklopova kod kojih dolazi do disipacije snage, kao što su otpornici, transmisione linije sa gubicima i slično. Johnson je izučavao ovaj fenomen 1928. godine, a Nyquist je formulisao izraz za spektralnu gustinu ovog šuma. Otuda se koriste još i nazivi *Johnson-ov šum*, *Nyquist-ov šum*.
- "*Shot*" šum nastaje usled slučajnih fluktuacija nosilaca naelektrisanja koji prolaze kroz potencijalnu barijeru u poluprovodničkim komponentama. Statistička analiza kretanja naelektrisanih čestica pokazuje da su srednjekvadratne varijacije struje uniformno raspodeljene u funkciji frekvencije.
- *Fliker* šum se takodje javlja u poluprovodničkim komponentama i vakuumskim cevima (često se naziva „*1/f šum*” jer slabi inverzno sa frekvencijom).

- *Plazma* šum je posledica slučajnog kretanja naelektrisanja i odnosi se pre svega na jonizovane gasove.
- *Kvantni* šum rezultuje iz kvantne prirode nosilaca naelektrisanja i u oblasti mikrotalasnih frekvencija po pravilu je zanemarljiv u odnosu na druge šumove.

2.1.2 Termički šum

Razmotrimo termički šum otpornika otpornosti R koji se nalazi na temperaturi T koja se razlikuje od apsolutne nule ($T \neq 0$ K). U otporniku, kao i u svim materijalima generalno, postoje slobodna naelektrisanja koja se kreću putanjama i brzinama koji su po svojoj prirodi slučajni.

Parametri ovog slučajnog kretanja zavise od temperature. Tako, naprimer, kinetička energija slobodnih nosilaca naelektrisanja je proporcionalna temperaturi. Na krajevima otpornika, kao posledica slučajnog kretanja elektrona generišu se male, slučajne fluktuacije napona, čija je srednja vrednost jednaka nuli, ali je srednjekvadratna vrednost različita od nule i određena je Plankovim zakonom zračenja crnog tela [8,11].

Na frekvencijama ispod 100 GHz za srednjekvadratnu vrednost napona termičkog šuma, \bar{v}_n^2 , koristi se tzv. *Raileigh-Jeans*-ova aproksimacija [103]

$$\bar{v}_n^2 = 4kTBR \quad (2.1)$$

gde je:

k - Bolcmanova konstanta, ($k = 1.38 \cdot 10^{-23}$ J/K),

T - temperatura u K,

B - opseg frekvencija u Hz i

R - otpornost u Ω .

Realan otpornik sa šumom se, prema Tevenenovoj teoremi, može predstaviti kao ekvivalentni idealni naponski izvor šuma čija je redno vezana unutrašnja otpornost R bez šuma. Maksimalna snaga šuma koju ovakav izvor šuma može predati nekom opterećenju Z bez šuma (Sl. 2.1) javlja se za slučaj prilagodjenog opterećenja ($Z = R$). Ova, tzv. raspoloživa snaga termičkog šuma data je sledećim izrazom

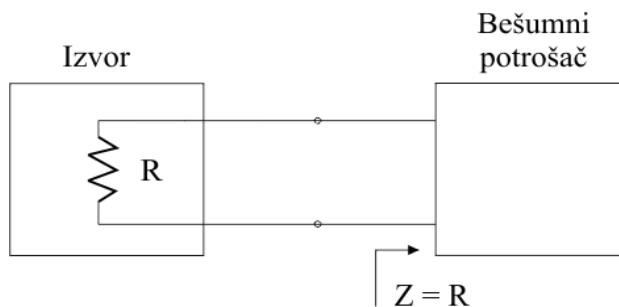
$$N = \frac{\bar{v}_n^2}{4R} = kTB \quad (2.2)$$

Raspoloživa snaga termičkog šuma je proporcionalna temperaturi T i širini frekvencijskog opsega B . Zahvaljujući ovome, u praksi se interno generisani šum smanjuje ili ograničava na dozvoljeni nivo hlađenjem elektronskih sklopova. Takođe, pri projektovanju elektronskih sklopova vodi se računa o širini frekvencijskog opsega, jer prijemni sistemi sa manjim propusnim opsegom generišu manji iznos šuma [103].

Spektralna gustina raspoložive snage šuma ima oblik

$$S(\omega) = \frac{N}{B} = \frac{kTB}{B} = kT, \text{ [W/Hz]} \quad (2.3)$$

odakle se vidi da termički izvor šuma ima spektralnu gustinu snage koja je konstantna i ne zavisi frekvencije, tj. da ima karakteristiku tzv. "belog šuma".



Sl. 2.1 Prilagođenje potrošača na izvor termičkog šuma

U opštem slučaju kada opterećenje Z nije prilagodjeno na izvor šuma (otpornik R), tj. $Z \neq R$, snaga koja se predaje opterećenju je manja od maksimalne i iznosi

$$N = (1 - |\Gamma|^2) kTB, \quad (2.4)$$

gde je $\Gamma = (Z - R) / (Z + R)$ koeficijent refleksije.

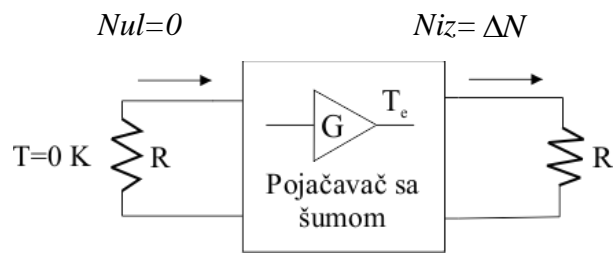
2.1.2.1 Ekvivalentna temperatura šuma

Proizvoljni izvor belog šuma može se modelovati ekvivalentnim izvorom termičkog šuma i okarakterisati tzv. ekvivalentnom temperaturom šuma. Za potrebe definisanja ekvivalentne temperature razmotrimo slučaj kada se na Sl.2.1 umesto otpornika sa termičkim šumom nalazi proizvoljni izvor belog šuma i bešumni otpornik R . Ovaj izvor šuma predavaće maksimalnu snagu potrošaču u slučaju prilagođenja predstavljenu izrazom (2.2). Sa gledišta snage šuma koja se predaje potrošaču može se ovaj proizvoljni izvor belog šuma zameniti otpornikom R koji generiše šum na temperaturi T_e koja obezbeđuje istu snagu šuma potrošaču. Temperatura T_e fiktivnog termogenog otpornika kojim se zamenjuje razmatrani izvor belog šuma naziva se ekvivalentna temperatura [103]. Na osnovu prethodne definicije i izraza (2.2) sledi:

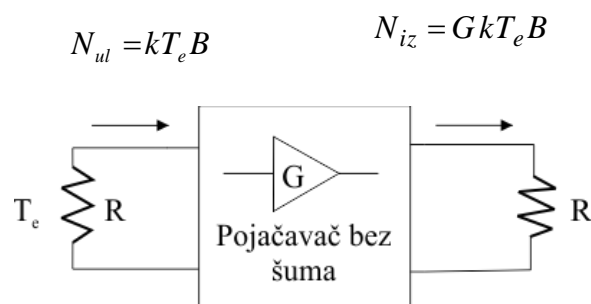
$$T_e = \frac{N}{kB} . \quad (2.5)$$

Ulazni deo prijemnika bežičnog komunikacionog sistema se može predstaviti kaskadnom vezom dvoprilaznih sklopova (elemenata), kao što su naprimer transmisionne linije, pojačavači i dr. Iz tog razloga je korisno definisati ekvivalentnu temperaturu dvoprilaznog elementa.

Na Sl. 2.2 prikazan je pojačavač pojačanja G i propusnog opsega B na čijem ulazu je priključen otpornik otpornosti R , a na izlazu opterećenje iste otpornosti R . Snaga šuma koju pojačavač predaje opterećenju N_{iz} ima dve komponente: jednu komponentu GkT_0B koja potiče od pojačanog šuma sa ulaza koji generiše otpornik i drugu komponentu ΔN koja se odnosi na interni šum koji se generiše u pojačavaču. U prvom slučaju (Sl.2.2a) kada je otpornik na ulazu na hipotetičkoj temperaturi $T=0$ K, tj. na apsolutnoj nuli, izlazna snaga šuma N_{iz} rezultat je samo šuma ΔN koji se generiše unutar samog pojačavača. U drugom slučaju (Sl.2.2b), kada se realni pojačavač zameni idealnim bešumnim pojačavačem može se podesiti temperatura otpornika na ulazu T_e , tako da se ista snaga šuma $N_{iz} = \Delta N$ predaje opterećenju. Raspoloživa snaga šuma na ulazu u bešumni pojačavač je $N_{ul} = kT_e B$, a snaga na izlazu je jednaka proizvodu pojačanja G i



(a)



(b)

Sl. 2.2 Definisiranje ekvivalentne temperature šuma pojačavača; (a) pojačavač sa šumom, (b) pojačavač bez šuma

snage na ulazu

$$N_{iz} = GkT_e B \quad (2.6)$$

Ekvivalentna temperatura šuma dvoprilaznog elementa (pojačavača) je temperatura šuma T_e fiktivnog termogenog otpornika na ulazu idealnog bešumnog pojačavača koja istu snagu šuma ΔN obezbeđuje opterećenju, tako da sledi:

$$T_e = \frac{\Delta N}{Gk B} \quad (2.7)$$

2.1.2.2 Faktor šuma

Faktor šuma (en. *noise factor*) dvoprilaznog sklopa (elementa) je mera degradacije odnosa signal/šum između ulaza i izlaza zbog šuma koji unosi sam posmatrani element [18, 103]. Definiše se kao količnik odnosa signal/šum na ulazu i odnosa signal/šum na izlazu (Sl.2.3)

$$F = \frac{(P/N)_{ul}}{(P/N)_{iz}} = \frac{P_{ul}/N_{ul}}{P_{iz}/N_{iz}} \geq 1, \quad (2.8)$$

gde je sa P označena snaga korisnog signala, a sa N snaga šuma. Zbog prisustva šuma koji je generisan unutar dvoprilaznog elementa odnos/signal na izlazu se umanjuje, tako da je faktor šuma manji od jedinice.

Ako se uvede pojačanje dvoprilaznog elementa, kao količnik raspoloživih snaga korisnog signala na izlazu i ulazu, $G = P_{iz}/P_{ul}$, onda faktor šuma poprima oblik

$$F = \frac{N_{iz}}{GN_{ul}}, \quad (2.9)$$

tako da se može zaključiti da je faktor šuma dvoprilaznog elementa količnik ukupne snage šuma na izlazu dvoprilaznog elementa i dela snage šuma na izlazu koja potiče samo od šuma na ulazu, odnosno, faktor šuma se može shvatiti kao odnos snaga šuma na izlazima realnog i idealnog (bešumnog) dvoprilaznog sklopa sa istim pojačanjem.

Faktor šuma izražen u dB (en. *noise figure*) je

$$F_{dB} = 10 \log(F). \quad (2.10)$$

Snaga šuma na izlazu sastoji se od pojačane snage šuma na ulazu GN_{ul} i snage šuma ΔN koja je generisana u samom dvoprilaznom sklopu, tako da se za faktor šuma može pisati

$$F = \frac{GN_{ul} + \Delta N}{GN_{ul}} = 1 + \frac{\Delta N}{GN_{ul}}. \quad (2.11)$$

Šum na ulazu je termički šum koji se generiše na unutrašnjoj otpornosti izvora šuma

$$N_{ul} = kTB,$$

tako da se za faktor šuma dobija

$$F = 1 + \frac{\Delta N}{GkTB}.$$

Izvedeni rezultat ukazuje da faktor šuma zavisi, ne samo od parametara koji karakterišu pojačavač (ΔN i G), već i od temperature T i opsega frekvencije B termogenog izvora šuma na ulazu.

U praksi se temperaturna zavisnost eliminiše tako što se faktor šuma definiše u odnosu na referentnu (standardnu) temperaturu $T_0 = 290\text{ K}$ ($16.8\text{ }^\circ\text{C}$),

$$F = 1 + \frac{\Delta N}{GkT_0B}, \quad (2.12)$$

a u slučaju da pojačavač ima užu propusni (frekvencijski) opseg $B_p < B$, tada treba u formuli (2.12) koristiti B_p umesto B .

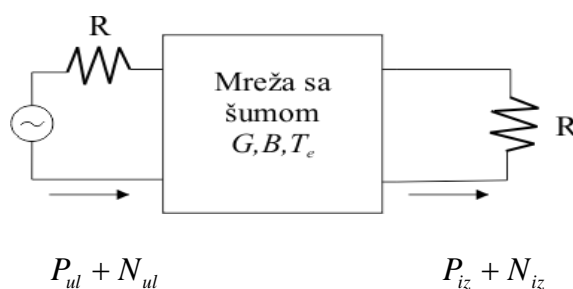
Faktor šuma jednoprilaznih elemenata, naprimer izvora šuma, se drukčije definiše i ima oblik količnika raspoložive snage šuma jednoprilaznog elementa N i raspoložive snage šuma termogenog otpornika na referentnoj temperaturi T_0 [103].

$$F = N/kT_0B \quad (2.13)$$

i predstavlja relativnu meru snage izvora šuma.

2.1.2.3 Veza između faktora šuma i ekvivalentne temperature šuma

Jednostavna veza između faktora šuma i ekvivalentne temperature šuma se može izvesti na osnovu Sl. 2.3. na kojoj je predstavljen dvoprilazni sklop pojačanja G , propusnog opsega B i ekvivalentne temperature šuma T_e .



Slika 2.3 Određivanje faktora šuma dvoprilazne mreže

Ako se snaga interno generisanog šuma na izlazu ΔN , na osnovu izraza (2.7) izrazi preko ekvivalentne temperature šuma mreže T_e ,

$$\Delta N = GkT_eB, \quad (2.14)$$

onda se faktor šuma (2.12) može napisati u obliku

$$F = 1 + \frac{T_e}{T_0}. \quad (2.15)$$

Obrnuto, ekvivalentna temperatura šuma izražena preko faktora šuma je

$$T_e = (F - 1)T_0. \quad (2.16)$$

Koristan rezultat se dobija ako se ukupna raspoloživa snaga šuma na izlazu dvoprilaznog realnog elementa na čijem je ulazu termogeni otpornik na referentnoj temperaturi

$$N_{iz} = G_k T_0 B + \Delta N = G_k B (T_0 + T_e) \quad (2.17)$$

izjednači sa izlaznom snagom šuma fiktivnog bešumnog elementa, $G_k T_e^{uk} B$, sa termogenim otpornikom na ulazu na temperaturi T_e^{uk} . Tako se dobija rezultat

$$T_e^{uk} = T_0 + T_e \quad (2.18)$$

koji pokazuje da se realni dvoprilazni element sa interno generisanim šumom i termogenim izvorom šuma na ulazu na referentnoj temperaturi može zameniti fiktivnim bešumnim elementom sa ekvivalentnom temperaturom T_e^{uk} koja je jednaka zbiru referentne temperature T_0 i ekvivalentne temperature T_e razmatranog dvoprilaznog elementa.

U slučaju jednoprilaznog elementa, potrebno je raspoloživu snagu šuma elementa N u izrazu za faktor šuma (2.13) izraziti preko ekvivalentne temperature T_e koristeći izraz (2.5), tako da se dobija

$$F = k T_e B / k T_0 B = T_e / T_0 \quad (2.19)$$

Faktor šuma izvora šuma je brojno jednak relativnoj ekvivalentnoj temperaturi izvora šuma.

2.1.2.4 Ekvivalentna temperatura i faktor šuma pasivnog dvoprilaznog sklopa

Dvoprilazni pasivni sklop sa gubicima (oslabljivač) je okarakterisan slabljenjem A koje je funkcija temperature sklopa, T . Sklop se pobudjuje izvorom šuma koga predstavlja otpornik R na istoj temperaturi T . U ovom slučaju, na osnovu zadovoljenja uslova termičke ravnoteže sistema na temperaturi T , ukupna raspoloživa snaga šuma na izlazu (2.17) uz $A = 1/G$

$$N_{iz} = \frac{k(T + T_e)B}{A}$$

se može izjednačiti sa snagom

$$N_{iz} = kTB,$$

tako da se dobija

$$T = \frac{T + T_e}{A}, \quad (2.20)$$

odakle sledi

$$T_e = (A-1)T \quad (2.21)$$

Faktor šuma se sada na osnovu izraza (2.15) i (2.21) može izraziti u obliku

$$F = 1 + T_e/T_0 = 1 + (A-1)T/T_0. \quad (2.22)$$

Ako je oslabljivač na sobnoj (referentnoj) temperaturi T_0 , izraz (2.22) se svodi,

$$F = A \quad (2.23)$$

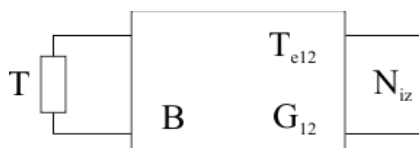
iz čega sledi da je faktor šuma oslabljivača jednak njegovom slabljenju na standardnoj (referentnoj) temperaturi.

2.1.2.5 Kaskadna veza dvoprilaznih sklopova

Na Sl.2.4 su prikazana dva kaskadno povezana dvoprilazna sklopa sa istom širinom frekvencijskog opsega i sa termogenim izvorom šuma na ulazu na temperaturi T . Prvi sklop ima parametre: G_1 , T_{e1} i B , a drugi G_2 , T_{e2} i B . Ekvivalentni dvoprilazni sklop kojim se može zameniti razmatrana kaskadna veza ima parametre G_{12} , T_{e12} i B , gde je $G_{12} = G_1 G_2$. [103]



a)



b)

Sl. 2.4 a) Kaskadna veza dva dvoprilazna elementa, b) ekvivalentni dvoprilazni element

Snaga šuma na izlazu kaskadne veze je:

$$N_{iz} = G_2 [G_1 (kTB + kT_{e1}B) + kT_{e2}B] , \quad (2.24)$$

a snaga na izlazu ekvivalentnog sklopa

$$N_{iz} = G_{12} (kTB + kT_{e12}B) . \quad (2.25)$$

Posle izjednačavanja desnih strana prethodnih izraza i odgovarajućeg skraćivanja dobija se za ekvivalentnu temperaturu kaskadne veze dvoprilaznih sklopova rezultat

$$T_{e12} = T_{e1} + \frac{T_{e2}}{G_1} . \quad (2.26)$$

koji ne zavisi od temperature izvora šuma na ulazu.

Ako se izvrši smena $Te=(F-1)T_0$ iz (2.16) dobija se za faktor šuma

$$F_{12} = F_1 + (F_2-1)/G_1. \quad (2.27)$$

Dobijeni rezultat se može uopštiti. Za n kaskadno povezanih linearnih dvoprilaznih elemenata ukupna ekvivalentna temperatura šuma je:

$$T_{euk} = T_{e1} + \frac{T_{e2}}{G_1} + \frac{T_{e3}}{G_1 G_2} + \dots + \frac{T_{en}}{G_1 G_2 \dots G_{n-1}} = T_{e1} + \sum_{i=2}^n \frac{T_{ei}}{\prod_{j=1}^{i-1} G_j} \quad (2.28)$$

Ako se smeni $T_{ei}=(F-1)T_0$ dobija se izraz za faktor šuma kaskadne veze n sklopova:

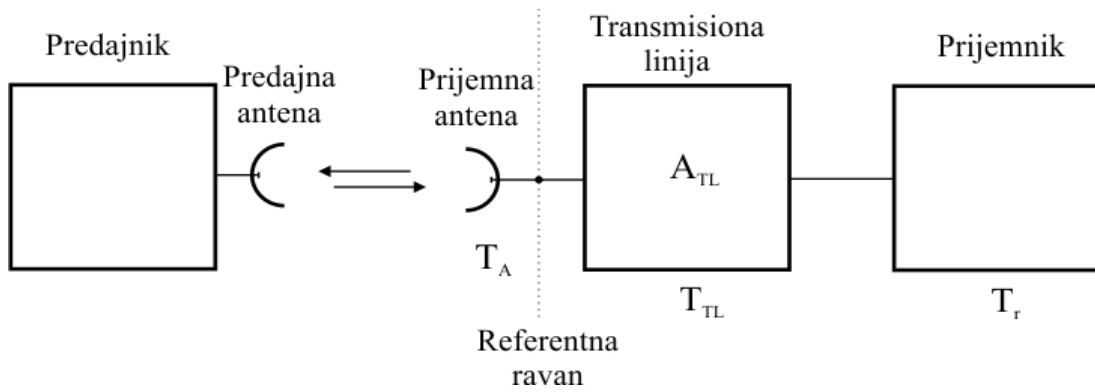
$$F_{uk} = F_1 + \frac{F_2 - 1}{G_1} + \frac{F_3 - 1}{G_1 G_2} + \dots + \frac{F_n - 1}{G_1 G_2 \dots G_{n-1}} = F_1 + \sum_{i=2}^n \frac{F_i - 1}{\prod_{j=1}^{i-1} G_j} \quad (2.29)$$

koji je poznat pod imenom Frisova (*Friis*) formula.

2.1.3. Spoljni šum prijemne antene

2.1.3.1 Ekvivalentna temperatura i faktor šuma

Od presudne važnosti za kvalitet rada bežičnog komunikacionog sistema je odnos signal-šum (P/N) na izlazu ulaznog kola prijemnika (Sl.2.5). Ukupan šum je rezultat postojanja spoljnjeg šuma prijemne antene, gubitaka u anteni i transmisionoj liniji i šuma ulaznog modula prijemnika.



Sl. 2.5 Blok šema bežičnog komunikacionog sistema

Ekvivalentna temperatura na izlaznim priključcima antene T_{uk} u referentnoj ravni se na osnovu rezultata koji se primenjuje kod kaskadne veze dvoprilaznih elemenata (2.26) može predstaviti u obliku

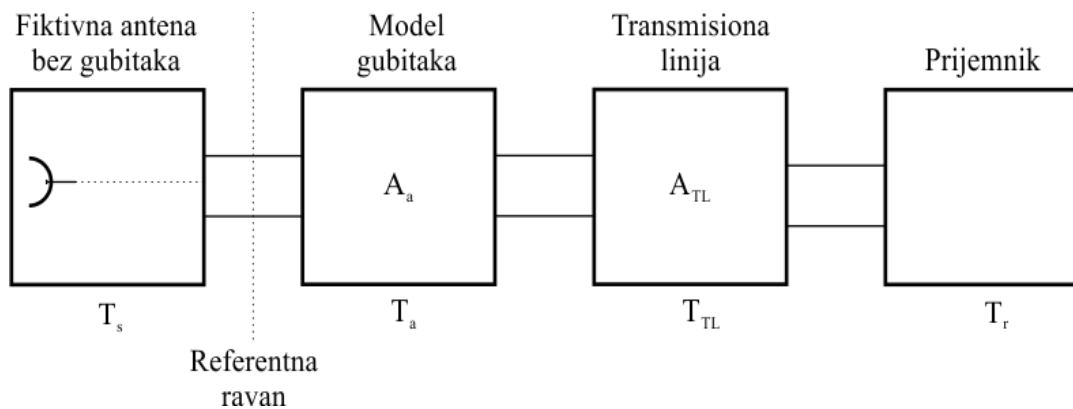
$$T_{uk} = T_A + T_{TL} + A_{TL} T_r \quad (2.30)$$

gde je:

T_A - ekvivalentna temperatura šuma antene koja uključuje spoljni šum i šum usled gubitaka u samoj anteni i

T_{TL} - ekvivalentna temperatura šuma transmisionne linije.

U preporuci međunarodne telekomunikacione unije ITU-R P.372-10 [27] koristi se ekvivalentna temperatura šuma prijemnog podsistema definisana u odnosu na referentni presek na izlazu ekvivalentne bešumne prijemne antene. Važno je napomenuti da ne postoje fizički priključci na mestu referentnog preseka. U ovom slučaju se može razdvojiti spoljni šum antene i realna antena sa gubicima kao što je prikazano na sl. 2.6.



Sl.2.6 Blok šema prijemnog podsistema

Ekvivalentna temperatura šuma prijemnog podsistema definisana u referentnom preseku je data

$$T_{sys} = T_s + T_a + A_a T_{TL} + A_a A_{TL} T_r, \quad (2.31)$$

gde je:

T_{sys} – ekvivalentna temperatura šuma prijemnog podsistema definisana u referentnom preseku

T_s - ekvivalentna temperatura spoljnjeg šuma koji je primljen antenom

T_{TL} - ekvivalentna temperatura šuma transmisionne linije

T_r - ekvivalentna temperatura šuma ulaznog modula prijemnika

A_a – slabljenje antene (odnos raspoložive snage na ulazu i izlazu)

A_{TL} - slabljenje antene (odnos raspoložive snage na ulazu i izlazu transmisionne linije).

Kada se temperature šuma izraze preko faktora šuma (2.16), $T_e = (F-1)T_0$ dobija se

$$N_{sys}/kT_0B = N_s/kT_0B + (F_a - 1) + A_a(F_{TL} - 1) + A_a A_{TL}(F_r - 1), \quad (2.32)$$

gde je:

k - Boltzmann-ova konstanta $k = 1.38 \cdot 10^{-23}$ J/K,

T_0 - referentna temperatura $T_0 = 290$ K

B - opseg frekvencija B [Hz].

$N_s = kT_sB$ – raspoloživa snaga šuma na izlazu idealne antene bez gubitaka,

pri čemu prvi sabirak u izrazu (2.32) definiše faktor šuma spoljneg izvora šuma [28]

$$F_s = kT_sB/kT_0B = T_s/T_0 \quad (2.33)$$

F_a je faktor šuma aktivnih sklopova prijemnika i na osnovu (2.22) može se napisati u obliku

$$F_a = 1 + T_a/T_0 = 1 + (A_a - 1) T/T_0 \quad (2.34)$$

pri čemu je T fizička temperatura antene.

F_{TL} je faktor šuma aktivnih sklopova prijemnika

$$F_{TL} = 1 + T_{TL}/T_0 = 1 + (A_{TL} - 1) T_{TL}/T_0 \quad (2.35)$$

pri čemu je T_{TL} fizička temperatura transmisionne linije.

Na osnovu prethodnog faktor šuma prijemnog podsistema (2.32) se može napisati u obliku

$$F_{sys} = F_s + (F_a - 1) + A_a(F_{TL} - 1) + A_a A_{TL}(F_r - 1), \quad (2.36)$$

Ako je $T = T_{TL} = T_0$, izraz (2.36) postaje:

$$F_{sys} = F_s - 1 + F_a F_{TL} F_r \quad (2.37)$$

Raspoloživa snaga šuma dobija se sumiranjem doprinosa svakog izvora šuma pojedinačno. Da bi se to izračunavanje moglo izvršiti potrebno je uvesti veličinu koja određuje zračenje izvora spoljnog šuma. Parametar koji se u tom smislu najčešće upotrebljava je osvetljaj [8,11] i on se definiše jednačinom

$$S = \frac{\Delta E}{\Delta A \Delta f \Delta t \Delta \Omega}, \quad (2.38)$$

gde je ΔE energija u opsegu frekvencija f i $f + \Delta f$ koja u kratkom vremenskom intervalu Δt padne na površinu ΔA koja je normalna na pravac dolaska signala šuma unutar malog prostornog ugla $\Delta \Omega$. To znači da osvetljaj predstavlja gustinu snage po jedinici prostornog ugla koju zrači spoljni izvor šuma u frekvenzijskom opsegu od 1 Hz i ima dimenziju W/m^2 Hz steradian. Ovako definisan osvetljaj ne zavisi od udaljenosti antene od izvora spoljnog šuma. Kao što se snaga šuma vrlo često izražava preko ekvivalentne temperature šuma, tako se i osvetljaj može izraziti preko ekvivalentne temperature izvora spoljnog šuma koja se često naziva i efektivna temperatura osvetljaja ili kraće temperatura osvetljaja. Ova temperatura predstavlja temperaturu apsolutno crnog tela [8,11] sa kojim može da se zameni izvor šuma, tako da osvetljaj u posmatranom smeru ostane nepromenjen. Plankov zakon zračenja crnog tela u radiofrekvenzijskom delu spektra se može zameniti Rejli-Džensonovom aproksimacijom

$$S(f, \theta, \varphi) = \frac{2kT_b(\theta, \varphi)}{\lambda^2}, \quad (2.39)$$

gde je $S(f, \theta, \varphi)$ osvetljaj u posmatranom pravcu (θ, φ) iz koga dolazi šum na frekvenciji f , a $T_b(\theta, \varphi)$ temperatura osvetljaja u posmatranom pravcu (θ, φ) . U skladu sa tim efektivna temperatura osvetljaja T_b tela koje zrači šum se definiše preko snage zračenja šuma P_b na način

$$T_b = \frac{P_b}{kB}. \quad (2.40)$$

Integracijom snage šuma po svim prostornim uglovima, a uzimajući u obzir i karakteristiku zračenja antene $F(\theta, \varphi)$ temperatura šuma antene se može izraziti na način [8,11]

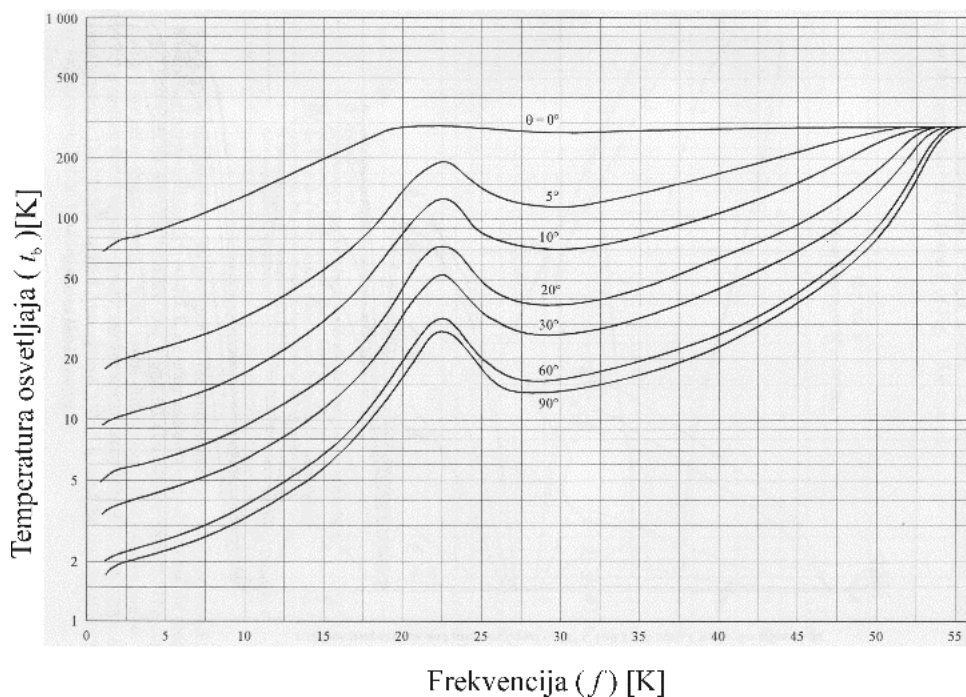
$$T_a = \frac{\int_0^{2\pi} \int_0^{2\pi} F(\theta, \varphi) t_b(\theta, \varphi) \sin\theta \, d\theta \, d\varphi}{\int_0^{2\pi} \int_0^{2\pi} F(\theta, \varphi) \sin\theta \, d\theta \, d\varphi}. \quad (2.41)$$

2.1.3.2 Prirodni izvori šuma

Izvori eksternog (spoljnog) šuma mogu biti prirodni i veštački [11,27].

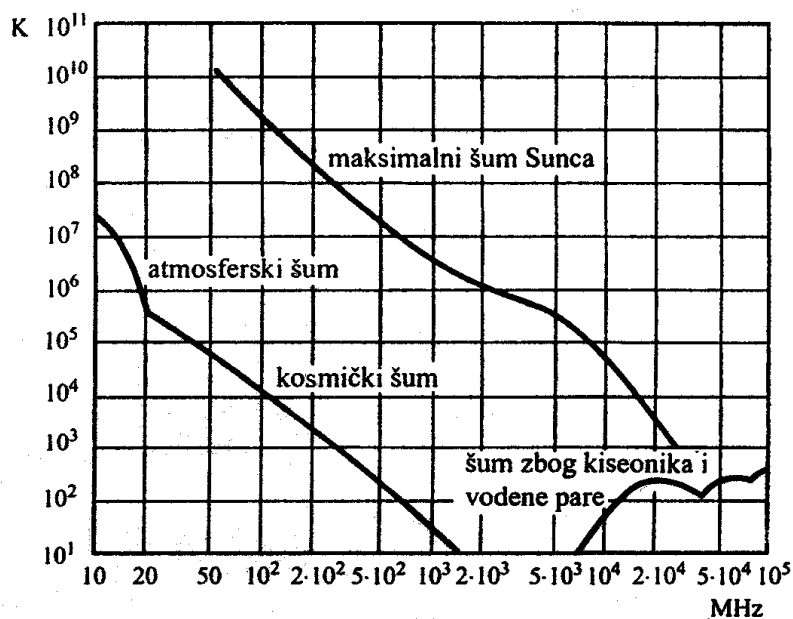
Prirodni izvori šuma su mnogo stabilniji od veštačkih, a sam šum koji potiče od takvih izvora može se podeliti na atmosferski šum, kosmički šum, šum Zemlje i šum pojedinih svemirskih tela. Kosmički šum opada približno sa kvadratom frekvencije tako da je iznad 1 GHz veoma mali i može se zanemariti kod prijemnika koji rade u mikrotalasnom opsegu. Šum Zemlje odgovara prosečnoj temperaturi šuma od 254 K i ima bitnu ulogu samo kod antena koje se nalaze na veštačkim satelitima i koje imaju glavni list zračenja usmeren prema zemlji. Kod zemaljskih prijemnih terminala glavni list zračenja nije usmeren prema površini zemlje, pa se, izuzimajući slučaj kada se koriste izrazito neusmerene antene u elevacionoj ravni, ovaj tip šuma može zanemariti. Od šumova pojedinih svemirskih tela značajan doprinos jedino može imati Sunce. S obzirom da je ugaona veličina Sunca 0.5° ono će uprkos svojoj visokoj temperaturi šuma imati značajan uticaj na ukupan šum antene samo kod antena velike usmerenosti i to kada je glavni list zračenja antene direktno usmeren prema njemu.

Atmosferski šum ima dva uzroka. U nižem frekvencijskom opsegu do oko 50 MHz prevladava šum koji nastaje elektrostatičkim pražnjenjima u atmosferi. Taj šum znatno varira u zavisnosti od geografskog položaja i najveći je u pojasu oko ekvatora. Na višim frekvencijama prevladava šum zbog emisija (zračenja) iz atmosfere. Vodena para i kiseonik pre svega utiču na apsorpciju i rasejanje mikrotalasne energije tako da sa strane prijemne antene izgleda kao da atmosfera emituje EM talase u mikrotalasnom opsegu. Ako je glavni list zračenja prijemne antene usmeren vertikalno, sloj atmosfere koji izaziva šum mnogo je tanji, pa je stoga znatno manji šum koji se prima takvom antenom od šuma antene čiji je glavni list zračenja usmeren horizontalno. Na slici 2.7 je prikazana zavisnost temperature osvetljaja atmosfere u zavisnosti od elevacije antene i frekvencije pri prosečnoj koncentraciji vodene pare tropopauze od 7.5 g/m^2 za slučaj mirnog i lepog vremena u standardnoj atmosferi. Ovaj grafik je sastavni deo preporuke ITU-R P.372-10 [27,28].



Slika 2.7. Zavisnost temperature osvetljaja atmosfere u zavisnosti od elevacije antene i frekvencije pri prosečnoj koncentraciji vodene pare tropopauze od 7.5 g/m^2 za slučaj mirnog i lepog vremena u standardnoj atmosferi [28]

Ako se u opštem slučaju uzmu u obzir uticaji svih prirodnih izvora eksternog šuma, na osnovu eksperimentalnih merenja temperature osvetljaja pojedinih izvora šuma u realnim uslovima u spoljnoj sredini ili izračunavanjem te temperature korišćenjem složenih simulacionih programa kao i primenom formula (2.38)-(2.40), može se proceniti snaga ukupnog eksternog šuma koja se očekuje da će biti prikupljena od strane antene. Na slici 2.8 je prikazana očekivana



Slika 2.8 Očekivana maksimalna temperatura šuma antene u zavisnosti od frekvencije [11]

maksimalna temperatura šuma antene u zavisnosti od frekvencije ako se uzmu u obzir uticaji svih prirodnih izvora eksternog šuma. Na ovoj slici su jasno označene oblasti u kojima dominira pojedina vrsta šuma. Može se videti da za slučaj bežičnog prenosa u mikrotalasnom opsegu dominira šum koji potiče iz atmosfere i to zbog prisustva kiseonika i vodene pare.

U specijalnom slučaju ako se uzme u obzir uticaj samo jednog izvora šuma (npr. atmosfera) i ako je prostorni ugao efektivnog zračenja antene Ω_a , koji se može izraziti preko maksimalne direktivnosti antena $D_{\max}(\theta, \varphi)$ na način

$$\Omega_a = \frac{4\pi}{D_{\max}(\theta, \varphi)} \quad (2.42)$$

manji od prostornog ugla zračenja izvora šuma Ω_b , onda se može smatrati da je temperatura šuma antene približno jednaka temperaturi osvetljaja izvora šuma

$$t_a \approx t_b \quad , \quad \Omega_a < \Omega_b \quad . \quad (2.43)$$

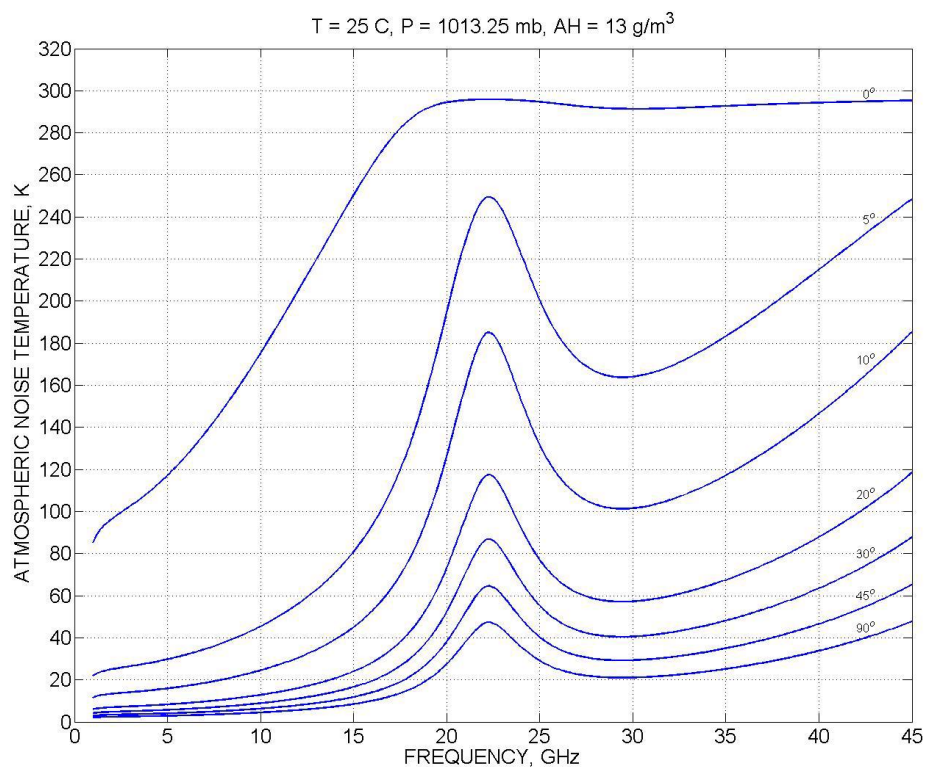
2.1.3.3 Veštački izvori šuma

Pod veštačkim izvorima se podrazumevaju svi izvori koji generišu šum, a proizvedeni su od strane čoveka i pod njegovom su kontrolom i to su najrazličitiji električni uređaji. Pošto se ovi izvori mogu kontrolisati, mogu se u opštem slučaju ili delimično ili u potpunosti izbeći.

Srednje vrednosti snage veštačkog šuma izražene preko faktora spoljnog šuma u različitim okruženjima (oblastima) su grafički predstavljene na Sl. 2.9 [28]. Na istoj slici prikazana je i kriva koja odgovara kosmičkom šumu. Prikazani grafici imaju pravolinijski oblik, tako da se uspešno mogu aproksimirati linearnom zavisnošću na sledeći način

$$F_s = c - d \log(f), \quad (2.44)$$

gde je f frekvencija izražena u MHz, a vrednosti parametara c i d su dati u Tabeli 2.1. Može se zapaziti da je linearna relacija (2.44) validna u širokom frekvencijskom opsegu (0.3-250) MHz za sve slučajeve okruženja, izuzev za slučajeve D i E [28]



Sl. 2.9 Srednje vrednosti snage veštačkog šuma prihvaćene kratkom vertikalnom uzemljenom monopol antenom [28]

Tabela 2.1 Vrednosti parametara u relaciji (2.42) za različite oblasti

Oblasti	Krive	c	d
Gradska oblast	kriva A	76.8	27.7
Rezidencijalna oblast	kriva B	72.5	27.7
Ruralna oblast	kriva C	67.2	27.7
Retko naseljena oblast	kriva D	53.6	28.6
Kosmički šum	kriva E	52.0	23.0

2.2 Interferencija i prostorna obrada signala

Savremeni bežični komunikacioni sistemi visokih performansi ne mogu se realizovati bez primene tehnika za umanj enje uticaja interferencije i ukupnog šuma na prijemnom mestu. Karakteristika zračenja antene ima veoma značajnu ulogu u procesu kontrole uticaja interferencije

i nivoa prikupljenog šuma od strane prijemne antene. Stoga se postupcima koji se bave oblikovanjem karakteristike zračenja antene sa ciljem da se dobije takav oblik zračenja koji je prilagođen problemu i koji će umanjiti navedene štetne uticaje danas posvećuje posebna pažnja.

2.2.1 Uticaj interferencije i karakteristike zračenja antene na prijem signala

2.2.1.1 Karakteristika zračenja antene i pojačanje antene

Ako se posmatra snaga EM talasa koji je izračen od strane antene u izabranim tačkama u dalekoj zoni, karakteristika zračenja antene definiše zavisnost kvadrata intenziteta izračenog električnog polja od ugaonih koordinata θ i φ pri konstantnom rastojanju r od antene

$$F(\theta, \varphi) = \frac{|E(\theta, \varphi)|^2}{|E(\theta, \varphi)|_{\max}^2}, \quad r = \text{const.} \quad (2.44)$$

gde je θ ugao u azimutalnoj ravni a φ ugao u elevacionoj ravni sfernog koordinatnog sistema sa centrom na poziciji antene [103]. Iako se radi o funkciji dve ugaone koordinate, iz praktičnih razloga se najčešće koristi grafička predstava ove zavisnosti sa projekcijom u elevacionoj ili azimutalnoj ravni. Ovakva grafička predstava se naziva dijagramom zračenja antene. Tipičan dijagram zračenja antene je prikazan na slici 2.10. Mogu se uočiti glavni list (snop, eng. *main lobe*, *beam*) zračenja antene, bočni listovi zračenja (eng. *side lobes*) i list zračenja unazad (eng. *back lobe*). Pored toga na slici je označena trodecibelska širina glavnog lista zračenja koja predstavlja veoma važnu karakteristiku zračenja antene. Radi se o uglu (o ugaonoj širini) θ_{3dB} između pravaca pri kojima gustina izračene snage (intezitet *Poynting*-ovog vektora) opadne za 3 dB u odnosu na gustinu snage u pravcu maksimalnog zračenja. Trodecibelska širina glavnog lista zračenja je, drugim rečima, definisana pravcima pri kojima je intezitet električnog polja $\sqrt{2}$ puta manji od intenziteta polja u maksimumu zračenja.

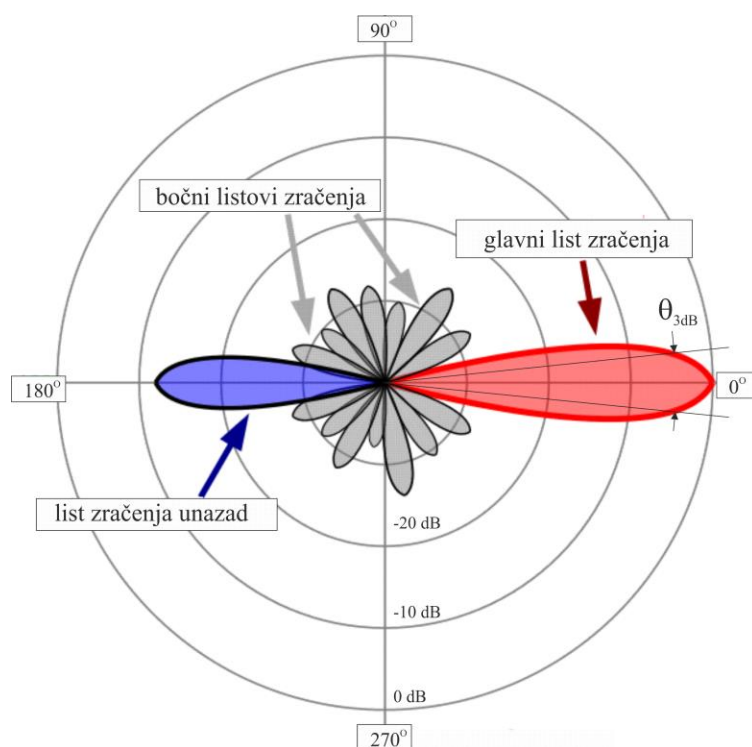
Pojačanje (dobitak) antene u odredjenom pravcu je definisano količnikom snage napajanja (ulazne snage) fiktivne izotropne antene, koja podjednako zrači u svim pravcima i snage napajanja (ulazne snage) posmatrane antene pri uslovu da obe antene stvaraju polje istog inteziteta u nekoj tački na posmatranom pravcu, tj.

$$G(\theta, \varphi) = \frac{P_{iz}}{P_t}, \quad |E(\theta, \varphi)| = |E_{iz}| \quad (2.45)$$

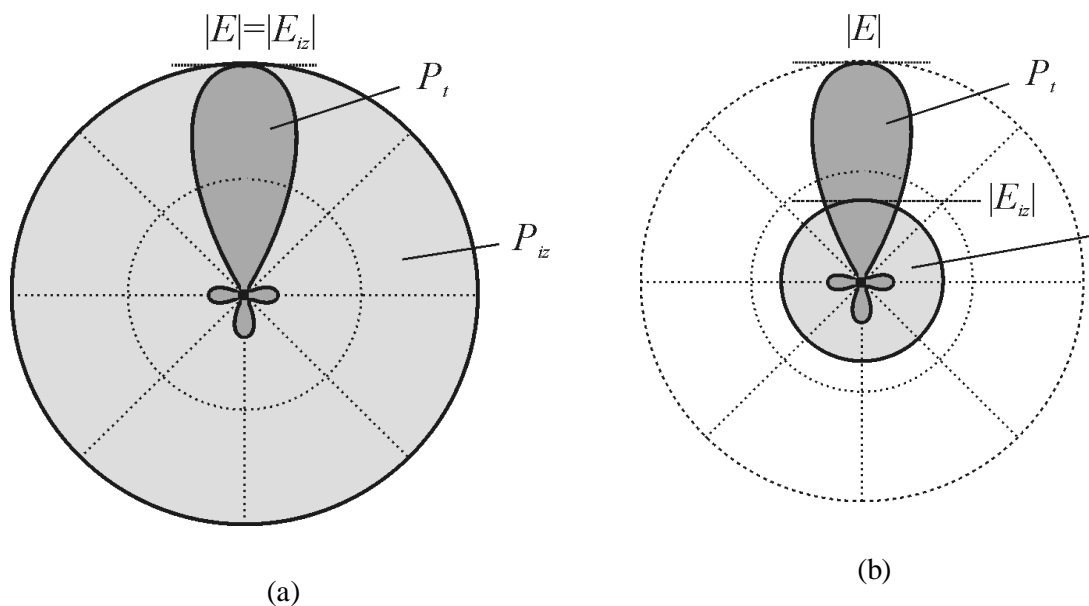
Geometrijska interpretacija ove definicije pojačanja je data na slici 2.11(a). Pojačanje se može alternativno definisati i kao količnik kvadrata intenziteta električnog polja koje stvara posmatrana antena i kvadrata intenziteta električnog polja koje bi stvarala izotropna antena u istoj tački na na posmatranom pravcu, pri čemu bi se obe antene napajale istom snagom

$$G(\theta, \varphi) = \frac{|E(\theta, \varphi)|^2}{|E_{iz}|^2}, \quad P_t = P_{iz} \quad (2.46)$$

Geometrijska interpretacija ove definicije pojačanja je data na slici 2.11(b).



Slika 2.10 Tipičan dijagram zračenja antene u azimutalnoj ravni [104]



Sl. 2.11 Grafičke interpretacije definicija pojačanja [103]

Pojačanje antene je funkcija ugaonih koordinata. Uobičajeno je, međutim, da se u praksi pod pojmom pojačanja podrazumeva maksimalna vrednost pojačanja

$$G = G(\theta, \varphi)_{\max} \quad (2.47)$$

i najčešće se izražava u decibelima

$$G[\text{dB}] = 10 \log G \quad (2.48)$$

Ako je poznata maksimalna vrednost pojačanja i ako je poznata karakteristika zračenja antene $F(\theta, \varphi)$, pojačanje u bilo kom pravcu se može lako izraziti kao

$$G(\theta, \varphi) = G \cdot F(\theta, \varphi) \quad (2.49)$$

Slično pojačanju definiše se direktivnost antene. Direktivnost antene u određenom pravcu je definisana količnikom snage zračenja fiktivne izotropne antene (koja je jednaka njenoj snazi napajanja) i snage zračenja posmatrane antene pri uslovu da obe antene stvaraju polje istog inteziteta u nekoj tački na posmatranom pravcu, tj.

$$D(\theta, \varphi) = \frac{P_{iz}}{P_{rad}}, \quad |E(\theta, \varphi)| = |E_{iz}| \quad (2.50)$$

Direktivnost antene je kao i pojačanje funkcija ugaonih koordinata. I ovde je uobičajeno da se u praksi pod pojmom direktivnosti podrazumeva maksimalna vrednost direktivnosti

$$D = D(\theta, \varphi)_{\max} \quad (2.51)$$

Direktivnost antene u bilo kom pravcu se kao i pojačanje može izraziti preko karakteristike zračenja

$$D(\theta, \varphi) = D \cdot F(\theta, \varphi) \quad (2.52)$$

Ako se uzme u obzir efikasnost zračenja antene e_{rad} koja se definiše na način

$$\eta_{rad} = \frac{P_{rad}}{P_t} = \frac{P_t - P_{loss}}{P_t} = 1 - \frac{P_{loss}}{P_t} \quad (2.53)$$

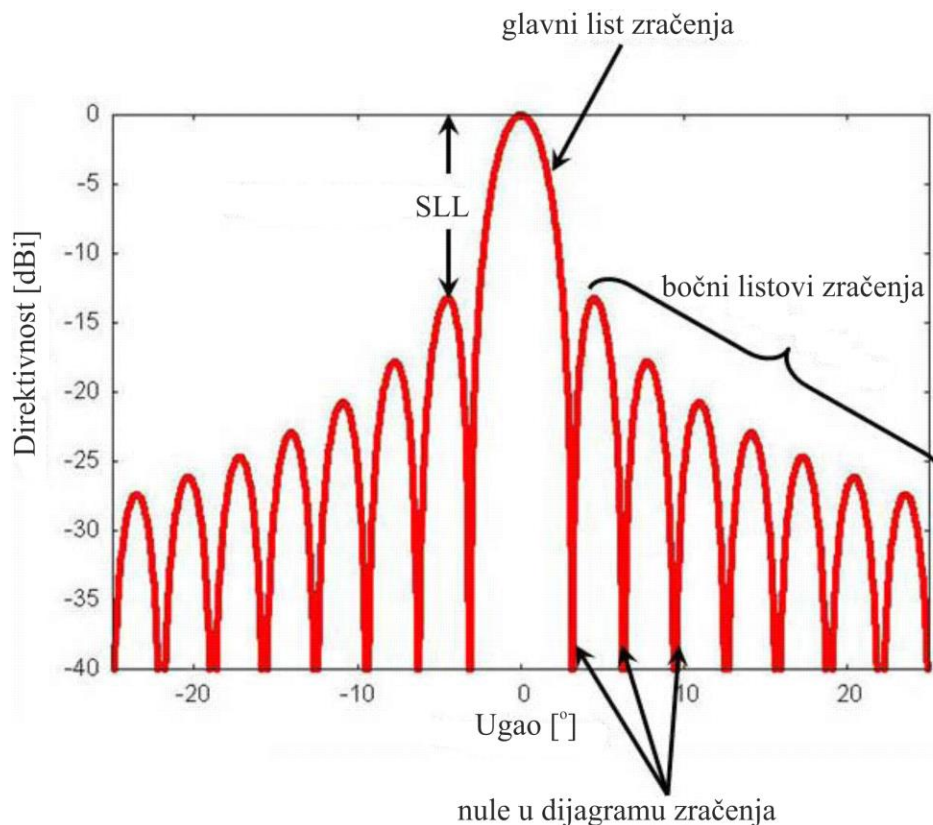
gde P_t predstavlja snagu napajanja antene, a P_{loss} snagu gubitaka antene [103] može se doći do veze između pojačanja i direktivnosti antene

$$G = \frac{P_{iz}}{P_t} = \frac{\eta_{rad} \cdot P_{iz}}{P_{rad}} = \eta_{rad} \cdot D \quad (2.54)$$

2.2.1.2 Bočni listovi zračenja antene

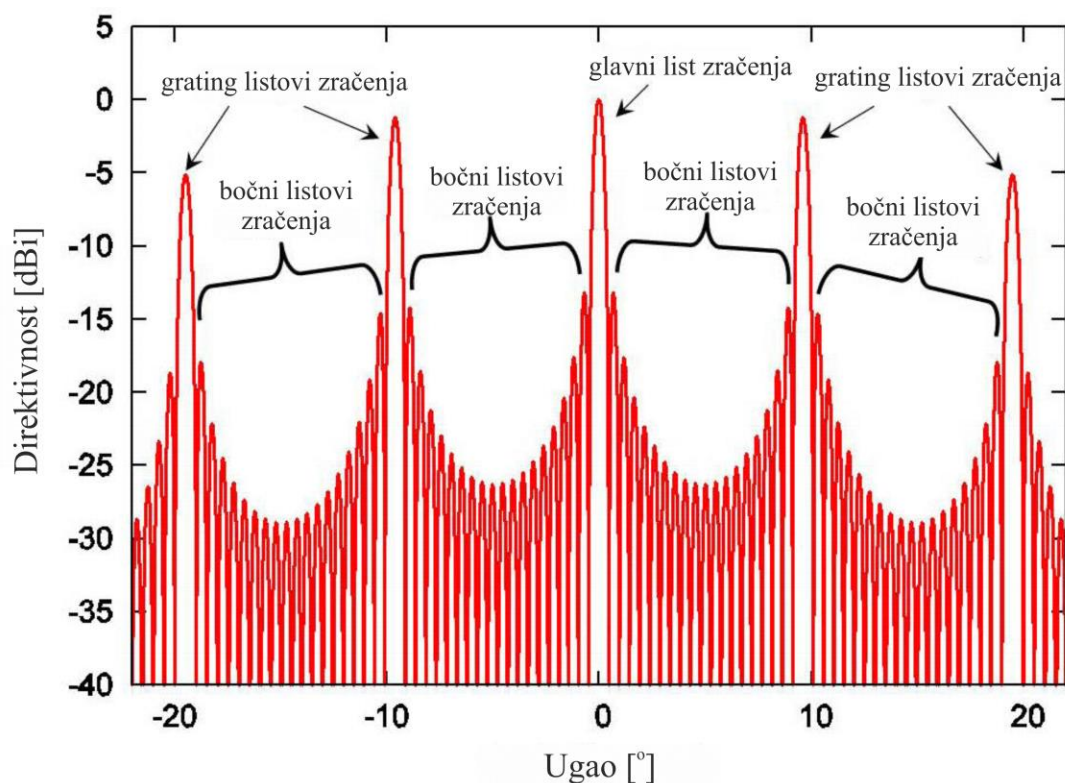
Bočni listovi zračenja predstavljaju neželjeno zračenje antene u pravcima koji nisu od interesa (Sl. 2.12). Intezitet ovog neželjenog zračenja se opisuje veličinom koja se naziva nivo bočnih listova zračenja – SLL (*sidelobe level*) [104,105,106]. Nivo bočnih listova zračenja predstavlja razliku u snazi zračenja glavnog lista zračenja i najsnažnijeg bočnog lista zračenja izražene u dB. Ako se radi o anteni koja po svom otvoru zračenja ima uniformnu raspodelu nivoa električnog polja ili uniformnom antenskom nizu koji ima uniformnu raspodelu struje napajanja po svojim elementima, onda takve antene imaju maksimalno moguće pojačanje u pravcu maksimalnog zračenja (željenom pravcu) za datu efektivnu površinu antene odnosno dati broj elemenata antenskog niza, ali isto tako imaju i maksimalni nivo bočnih listova zračenja. Kod ovakvih antenskih struktura izuzimajući uniformne antenske nizove kod kojih je rastojanje između antenskih elemenata veće od polovine talasne dužine zračenja, prvi bočni list sa leve ili desne strane glavnog lista zračenja ima najviši nivo zračenja dok svaki sledeći ima niži nivo zračenja od prethodnog. Može se pokazati da kod antena sa pravougaonim otvorom i uniformnom raspodelom nivoa električnog polja po otvoru, prvi bočni list zračenja, sa jedne i druge strane glavnog lista simetrično, ima nivo -13.26 dB, drugi bočni list zračenja -17.83 dB itd., tako da je SLL=-13.26 dB, dok kod antena sa kružnim otvorom i uniformnom raspodelom nivoa električnog polja po otvoru prvi bočni list zračenja ima nivo -17.57 dB, drugi -32.81 dB itd., tako da je SLL=-17.47 dB

[104]. Što se tiče uticaja veličine zračećeg otvora antene, može se pokazati da antene sa velikim zračećim otvorom imaju užu i snažniji glavni list zračenja a shodno tome i veće pojačanje, kao i uže i snažnije bočne listove zračenja od antene koje imaju male zračeće otvore.



Slika 2.12 Dijagram zračenja antene sa prikazom nivoa bočnih listova zračenja (SLL) [104]

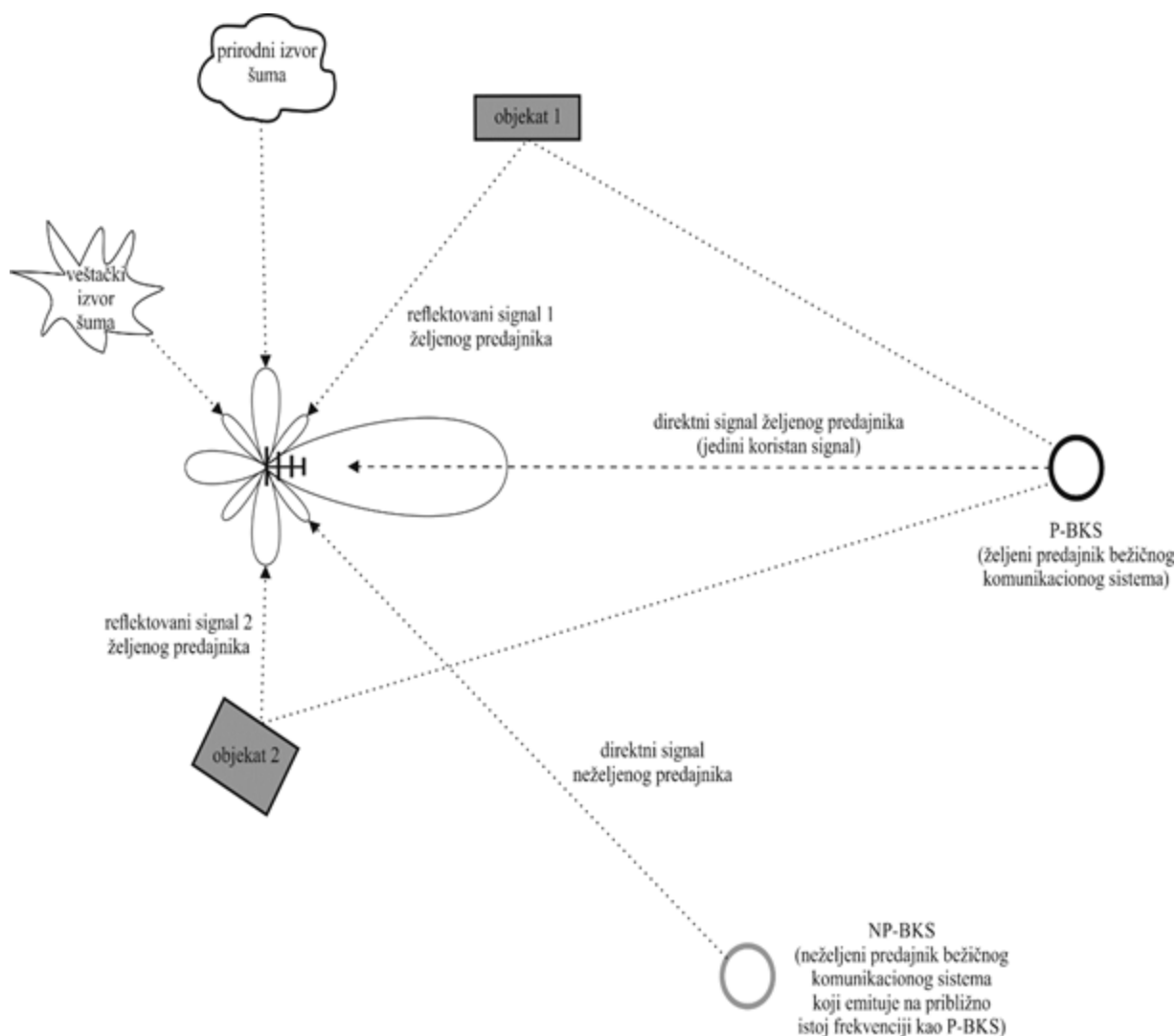
Kod antenskih nizova kod kojih je rastojanje između elemenata niza veće od polovine talasne dužine zračenja javlja se efekat da su pojedini bočni listovi zračenja (koji nisu u redosledu prvi odmah pored glavnog lista zračenja) jako izraženi po nivou zračenja koji se približava nivou glavnog lista zračenja, a raspodela nivoa bočnih listova zračenja oko tih listova slična raspodeli nivoa bočnih listova zračenja oko glavnog lista zračenja (slika 2.2.4). Ovi bočni listovi zračenja se zovu rešetkasti bočni listovi zračenja ili *grating lobovi* (*grating lobes*).



Slika 2.13 Tipičan dijagram zračenja antenskog niza sa faznom kontrolom struje napajanja elemenata i rastojanjem između elemenata niza većim od polovine talasne dužine zračenja [104]

2.2.1.3 Interferencija na prijemnom mestu

Ako se posmatra antena u prijemnom režimu rada bočni listovi zračenja iskazuju jednu veoma neželjenu karakteristiku, a to je da prikupljaju signale iz okruženja antene koji izazivaju interferenciju i povećavaju ukupan šum koji prima prijemnik bežičnog komunikacionog sistema. Signali koji izazivaju interferenciju mogu biti signali izvora EM zračenja koji zrače na istoj ili približno istoj frekvenciji kao i željeni izvor signala (primopredajnik terminala ili bazne stanice sa kojim se uspostavlja komunikacija), kao i signali željenog izvora koji se prostiru po više puteva (*multipath* signali). Negativna uloga bočnih listova zračenja u prikupljanju signala koji izazivaju interferenciju i povećanju ukupnog šuma sistema data je na sl. 2.14.



Slika 2.14 Negativna uloga bočnih listova zračenja antene na prijemnom mestu u prikupljanju signala koji izazivaju interferenciju

Kod radarskih sistema, impulsi zračenja radara bivaju emitovani i putem bočnih listova zračenja antene u neželjenom pravcu (ne u pravcu željenog cilja), te se oni nakon odbijanja od objekata u okruženju (brda, zgrada, drveća i drugih objekata na zemljinoj površini) vraćaju radarskom prijemu u vidu neželjenog odraza – zemaljskog klatera (*ground clutter*) koji ometa detekciju i praćenje ciljeva.

Na osnovu napred rečenog od vitalnog značaja je razvoj metoda za smanjenje nivoa bočnih listova zračenja. Ove metode su zasnovane na pronalaženju i realizaciji problemu pogodne fizičke arhitekture antene koja će imati mali SLL, kao i na pronalaženju i imlementaciji problemu pogodne neuniforme raspodele električnog polja po otvoru antene koja će takođe uticati da se SLL smanji. Ako su u pitanju antenski nizovi ovaj drugi problem se svodi na pronalaženje i imlementaciju problema pogodne neuniforme raspodele struje napajanja elemenata.

2.2.2 Antenske strukture sa smanjenim nivoima bočnih listova zračenja

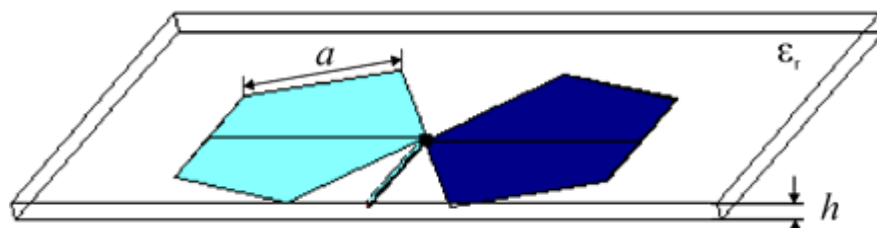
Istraživanja koja se danas vrše sa ciljem da se pronađu i fizički realizuju arhitekture antena koje će imati mali SLL danas se u najvećoj meri bave specijalnim konstrukcijama reflektor antena velikog pojačanja i antenskim nizovima sa mogućnošću oblikovanja karakteristike zračenja.

Što se tiče reflektor antena velikog pojačanja, istraživanja su usmerena na pronalaženju metoda i tehnika za ostvarivanje takve neuniformne iluminacije reflektora od strane napojne (*feed*) antene koja će obezbediti mali SLL. Tu je od velikog interesa pronaći pogodan oblik metalnog reflektora, kao i pogodnu poziciju i karakteristiku zračenja napojne antene. Danas su posebno interesantne *offset* reflektorske antenske konfiguracije sa pozicijom izvora iluminacije reflektora koji ne izaziva blokadu reflektovanog snopa zračenja [8,105], kao i antene gde se koriste složeni antenski reflektori sa izdvojenim metalnim pločicama (diskovima) koje se u funkciji rasejača primarnog snopa koji eliminiira reflektor i blokatora dela reflektovanog snopa postavljaju na pogodnom rastojanju iznad glavne reflektujuće površine [105].

Ako posmatramo antenske nizove, istraživanja su uglavnom usmerena na pronalaženju neuniformne raspodele rastojanja između elemenata nizova (sinteza neuniformnog niza) kao i neuniformne raspodele struje napajanja elemenata niza koja će omogućiti smanjivanje SLL [57, 104]. Tu je danas posebno interesantna grupa antenskih nizova koji su izrađeni u štampanoj tehnologiji [50-52]. Ova tehnologija omogućava brz razvoj, nisku cenu izrade i male dimenzije antenskog niza. Takođe su interesantni i antenski nizovi koji mogu da rade u širem frekvencijskom opsegu (širokopojasni antenski nizovi) [54, 57]

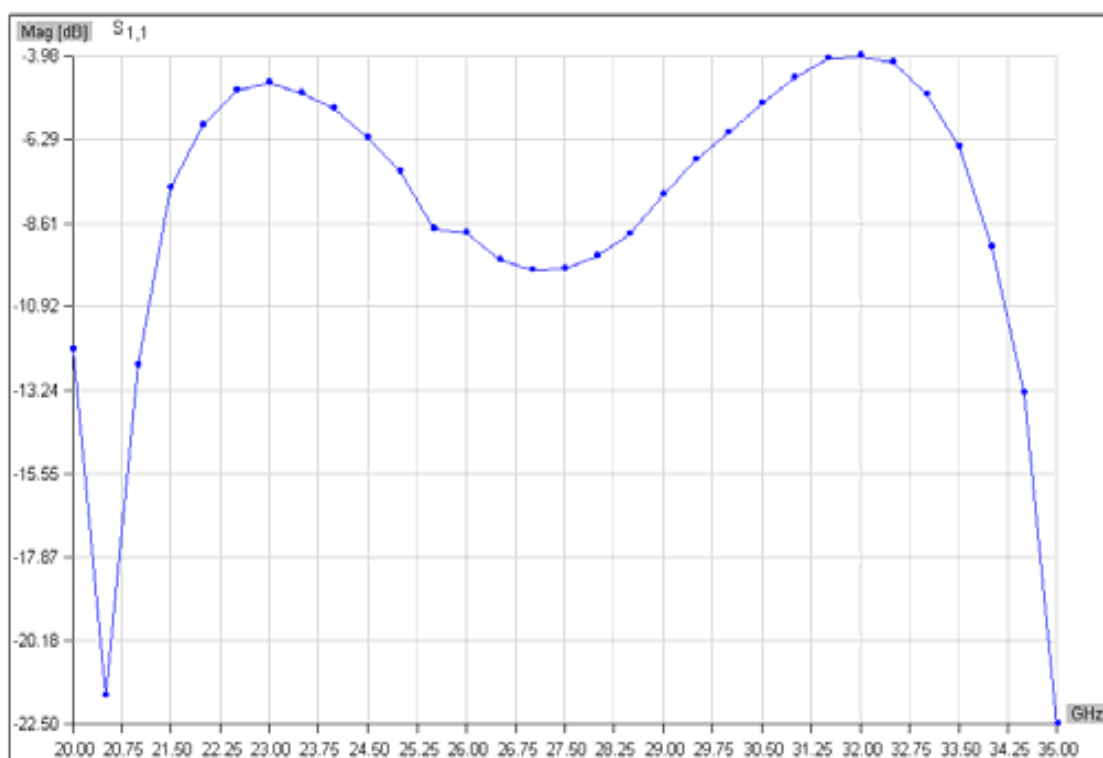
2.2.2.1 Primer širokopojasnog štampanog antenskog niza sa smanjenim nivoima bočnih listova zračenja koji koristi pentagonalne dipole

U ovoj sekciji je dat primer štampanog antenskog niza koji objedinjuje dve dobre osobine antenskog niza: ima smanjene nivoe bočnih listova zračenja i radi u širem frekvencijskom opsegu. Osnovu konstrukcije ovog antenskog niza čini specijalizovana struktura antenskog elementa – štampani širokopojasni pentagonalni dipol. Arhitektura štampanog pentagonalnog dipola prikazana je na Sl. 2.15 [69].



Slika 2.15 Arhitektura širokopojasnog štampanog pentagonalnog dipola

Širokopojasni štampani dipol se sastoji od dve štampane metalne površine u obliku pravilnog pentagona (svaki štampani pentagon predstavlja jedan krak dipola). Oba pentagona su jednaka i imaju dužine stranice a i realizovani su na supstratu debljine h i dielektrične konstante ϵ_r , s tim što su pentagoni, jedan u odnosu na drugi, smešteni na suprotnim stranama supstrata.

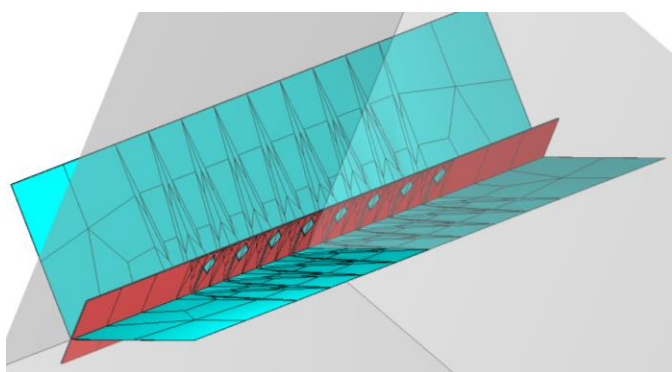


Slika 2.16 Zavisnost S_{11} parametra od frekvencije dobijena primenom softverskog paketa za EM simulaciju WIPL-D [92] za slučaj dipola stranice pentagona $a = 5\text{cm}$ koji je realizovan na supstratu relativne dielektrične konstante $\epsilon_r = 2.1$ [69]

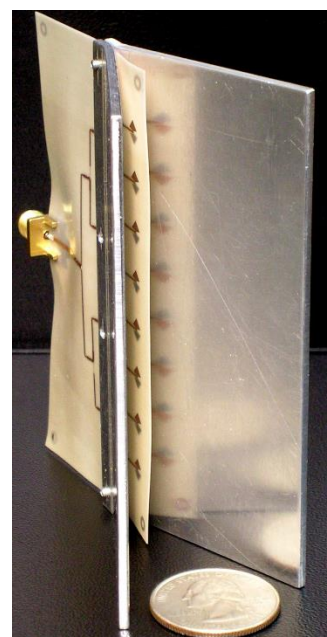
Dipol se napaja simetričnom mikrostrip linijom ulazne impedanse $100\ \Omega$. Na slici 2.16 prikazana je zavisnost S_{11} parametra od frekvencije dobijena primenom softverskog paketa za EM

simulaciju WIPL-D [92] za slučaj dipola stranice pentagona $a = 5\text{cm}$ koji je realizovan na supstratu relativne dielektrične konstante $\epsilon_r = 2.1$ [69]. Može se videti da je osnovna rezonantna frekvencija dipola 20.5 GHz. Međutim ako se koristi druga rezonantna učestanost koja je negde oko 27 GHz može se uz nešto manju efikasnost zračenja obezbediti širokopoljnost rada dipola odnosno njegovo prihvatljivo zračenje u opsegu približno 25-29 GHz.

Jedan primer arhitekture širokopoljnog štampanog antenskog niza sa pravougaonim kornjer reflektorom koji kao osnovni zračeci element niza koristi napred predstavljene pentagonalni dipol i to osam takvih dipola u nizu, prikazan je na slikama 2.17a (WIPL-D simulacioni model) i 2.17b (fotografija realizovane antene)



(a)

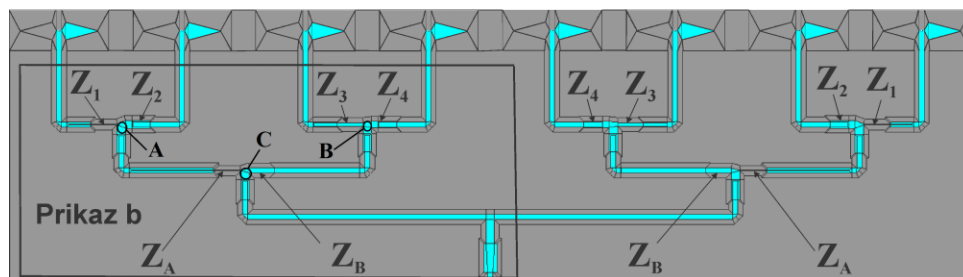


(b)

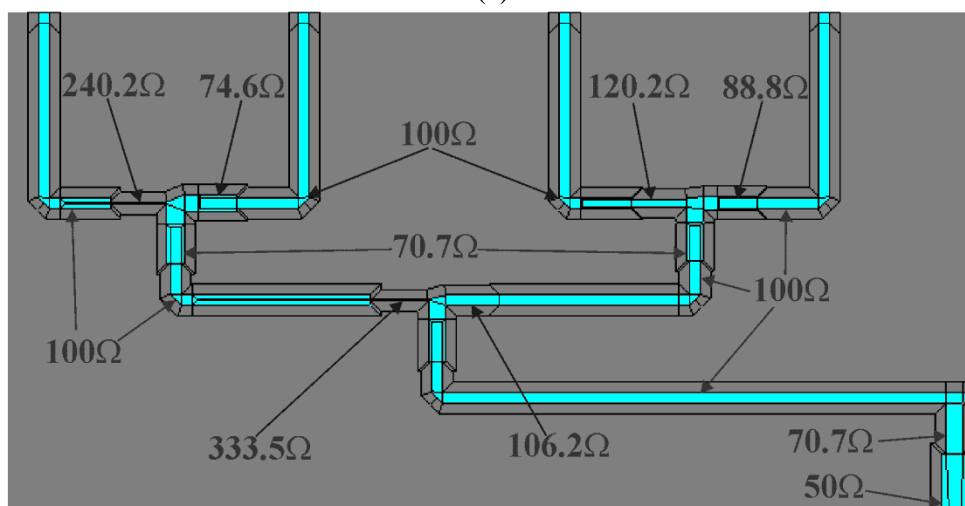
Slika 2.17 Širokopoljni štampani antenski niz od osam pentagonalnih dipola sa kornjer reflektorom: (a) WIPL-D simulacioni model i (b) fotografija realizovane antene [55]

Antena je realizovana na supstratu debljine $h=0.254\text{ mm}$, relativne dielektrične konstante $\epsilon_r=2.1$, debljine metalizacije $t=17\mu\text{m}$ i sa dieletričnim gubicima $tg\delta \sim 0.0004$. Rastojanje između dipola je $0.85\lambda_0$ gde je λ_0 radna talasna dužina (talasna dužina zračenja antenskog niza). Unutrašnja temena ivica kornjer reflektora je udaljena od niza zračecih dipola za $\lambda_0/2$. Dimenzije dipola su projektovane tako da je njihova impedansa $(100+j0)\ \Omega$ kada je dipol usamljen i kada se napaja generatorom od 1V. Međutim kada se dipoli rasporede u niz usled njihove međusobne elektromagnetske sprege u radnom režimu doći će do promene njihove ulazne impedanse. Zbog toga je potrebno da se nakon razmeštaja u niz njihove dimenzije blago koriguju (dopunski

optimizuju) da bi ulazna impedansa svakog dipola u nizu u radnom režimu bila $(100+j0) \Omega$. Da bi se smanjio SLL što je moguće više i dobilo zadovoljavajuće potiskivanje bočnih listova zračenja primenjena je *Dolph-Chebyshev*-ljeva raspodela struje napajanja elemenata antenskog niza [54]. Da bi se to ostvarilo proračunata je odgovarajuća napojna mreža sa transformatorima impedanse u napojnim vodovima. Na slici 2.18 prikazana je napojna mreža sa odgovarajućim vrednostima transformatora impedansi.



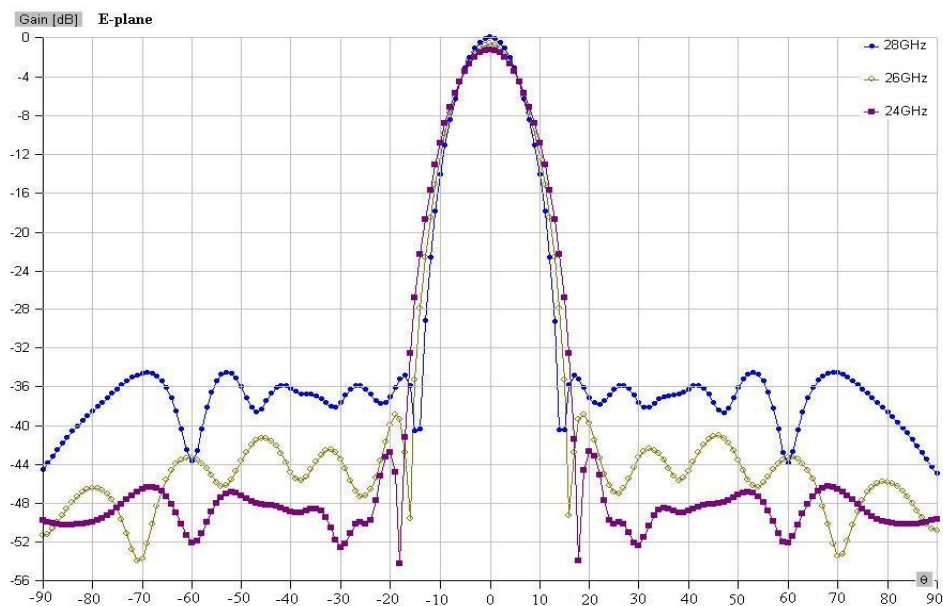
(a)



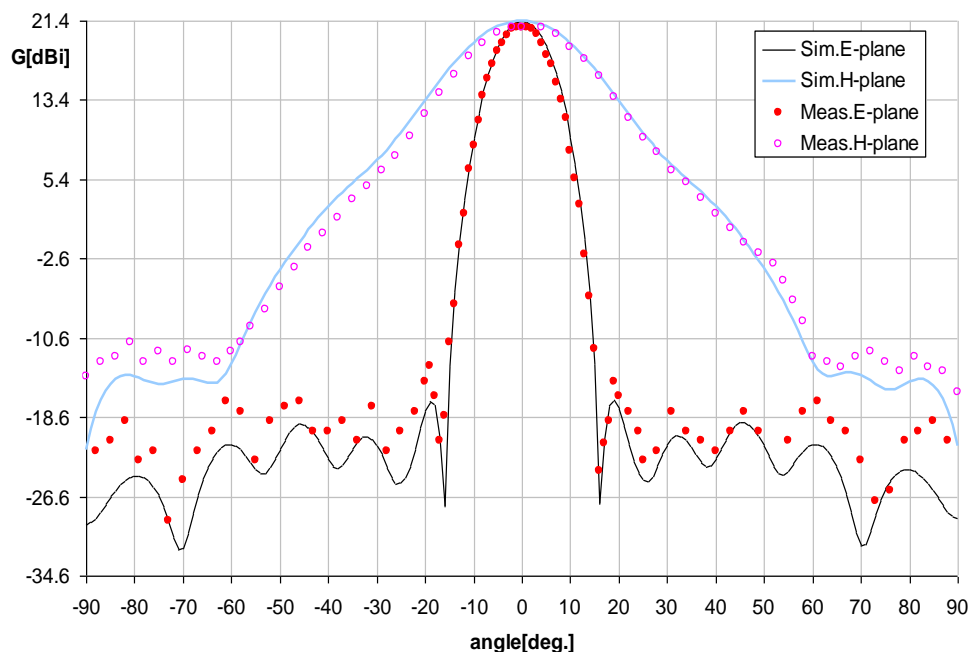
(b)

Slika 2.18 (a) Napojna mreža za antenski niz sa Dolph-Chebyshev-om raspodelom (b) Polovina simetrične napojne mreže sa vrednostima transformatora impedansi [54,55]

Primenom simulacionog modela realizovanom u WIPL-D programskom paketu analizirana je karakteristika zračenja izloženog niza u opsegu 25-29 GHz. Na slici 2.19 prikazan je dijagram zračenja antenskog niza na frekvenciji 26 GHz gde se može uočiti veliko slabljenje bočnih listova zračenja i gde njihovi relativni nivoi u odnosu na glavni list zračenja ne prelazi -35 dB [55]. Takođe se može videti da izloženi niz ima i dobro pojačanje u pravcu maksimalnog zračenja (veći od 17 dB) što je za antenske nizove koji rade u širem frekvencijskom opsegu prilično dobra vrednost.



(a)



(b)

Slika 2.19 Dijagram zračenja širokopolasnog štampanog niza od osam dipola dobijen (a) primenom simulacionog WIPL-D modela na frekvencijama 24GHz, 26GHz i 28 GHz u E ravni i (b) simulirani i mereni rezultati istog niza u E i H ravni na 26 GHz [55]

2.2.3. SDMA koncept i prostorna obrada signala

Tokom proteklih pedeset godina učinjen je veliki pomak po pitanju kapaciteta bežičnih komunikacionih sistema, a naročito digitalnih bežičnih komunikacija. Koristeći prednosti izvornog i kanalnog kodovanja, digitalnim tehnikama prenosa se može značajno smanjiti ili potrebna snaga predajnika ili propusni opseg sistema, ili i jedno i drugo, a uz to se postižu i bolje

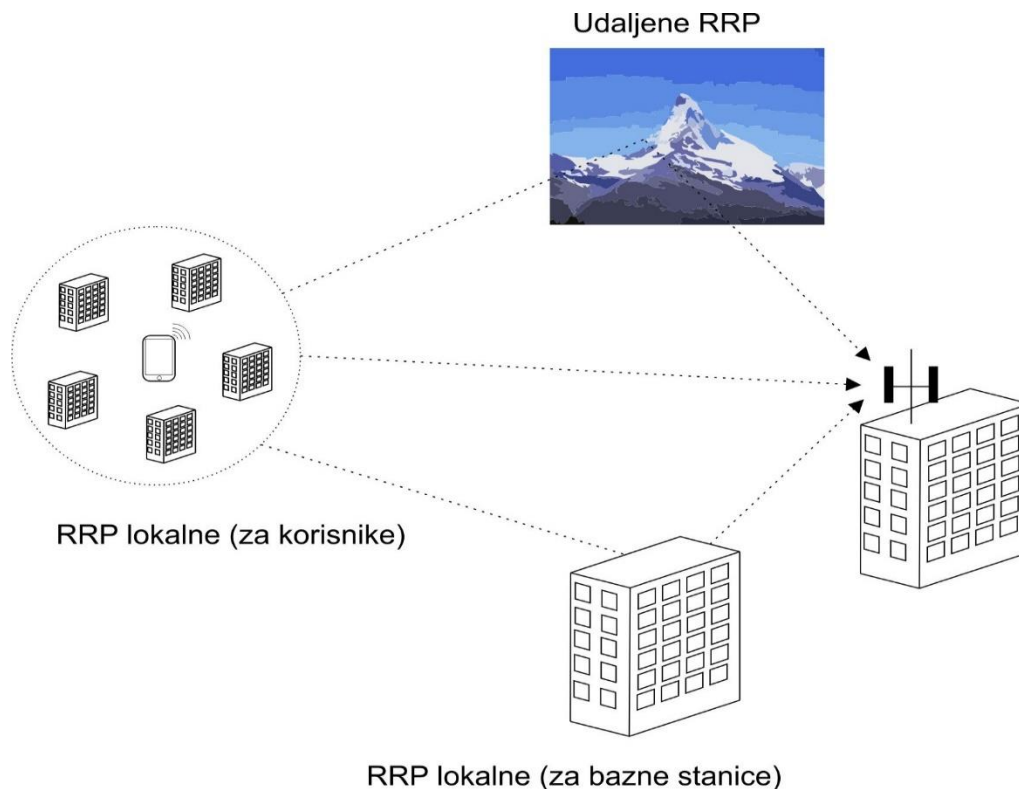
performanse i kvalitet nego kod analognih sistema. Štaviše, kod digitalnog prenosa se kapacitet sistema može značajno povećati korišćenjem višestrukog pristupa ili multipleksa. Višestruki pristup označava istovremeni prenos više predajnika ka zajedničkom prijemniku. U osnovi, to znači da više korisnika dele isti komunikacioni resurs, na primer baznu stanicu. Postoje četiri različite tehnike za raspodelu resursa:

- frekvencijska (FDMA),
- vremenska (TDMA),
- kodna (CDMA) i
- prostorna (SDMA).

Četvrta vrsta multipleksnog prenosa je poznata pod nazivom prostorni multipleks (SDMA) [57]. Prostorni multipleks se već dugo koristi kod bežičnih komunikacija. Na primer, kod mobilnih telefonskih mreža, gde na velikoj geografskoj površini treba da se opsluži veliki broj korisnika, celokupna oblast je podeljena na veliki broj ćelija. Ovo omogućava da se ista frekvencija nosioca koristi u različitim ćelijama. Ovo je najjednostavniji oblik prostornog multipleksa u tom smislu što se ista frekvencija koristi u različitim ćelijama koje su dovoljno udaljene da se eliminiše uticaj istokanalne interferencije. U principu, što je veći broj ćelija u nekoj oblasti, ista frekvencija može više puta da se koristi, pa je veći i kapacitet sistema koji je moguće ostvariti. Međutim, treba voditi računa da ćelije budu dovoljno udaljene da bi nivo istokanalne interferencije bio manji od maksimalno dozvoljenog. Ukoliko ograničimo snagu predajnika bazne stanice, za dalje povećanje kapaciteta komunikacionog sistema je potrebno primeniti neke naprednije tehnike prostornog multipleksa koje su zasnovane na prostornom filtriranju signala.

Prostorno filtriranje signala u bežičnim komunikacijama ima zadatak da omogući korisniku što bolji prijem signala sa željenog mesta [56,57,58]. Filtriranje signala funkcioniše tako što se umanjuje ili potpuno eliminiše prijem neželjenih signala od istog korisnika koji nastaju prostiranjem po više putanja, tzv. *multipath* signali, signala koji nastaju od interferirajućih korisnika (neželjeni korisnici koji emituju signal na istom ili susednom kanalu) ili nekih drugih izvora interferencije bilo da su oni direktni ili *multipath* signali. Na slici 2.20 je prikazan slučaj gde, usled efekta prostiranja signala po više putanja, bazna stanica prima nekoliko signala od istog mobilnog korisnika od kojih je samo jedan koristan, a to je direktan signal od korisnika do bazne stanice. Ostali signali su neželjeni i oni predstavljaju refleksije od raznih rasejačko-reflektujućih površina (RRP). Generalno gledajući, razlikuju se tri tipa RRP koje utiču na prostiranje signala i izazivaju prostiranje signala po više putanja. Prvi tip prepreka predstavljaju objekti u neposrednoj blizini korisnika, kao što su kuće, zgrade i drugi objekti koji su u visini ili nešto veći od visine antene korisnika. Drugi tip čine kuće, zgrade i drugi objekti u neposrednoj blizini antene bazne

stanice koji imaju visinu približnu visini antene bazne stanice. Treći tip čine udaljene prepreke. To su veliki objekti (planine, brda, veliki građevinski objekti) koji su udaljeni kako za korisnika tako i za baznu stanicu. Prva dva tipa RRP uglavnom dominantno utiču na prostiranje signala u urbanoj sredini, dok je treći tip RRP karakterističan za ruralne sredine.



Slika 2.20. Osnovni tipovi rasejačko-reflektujućih površina (RRP) koji dovode do prostiranja signala po više puteva i do prijema više neželjenih signala od strane bazne stanice i korisnika

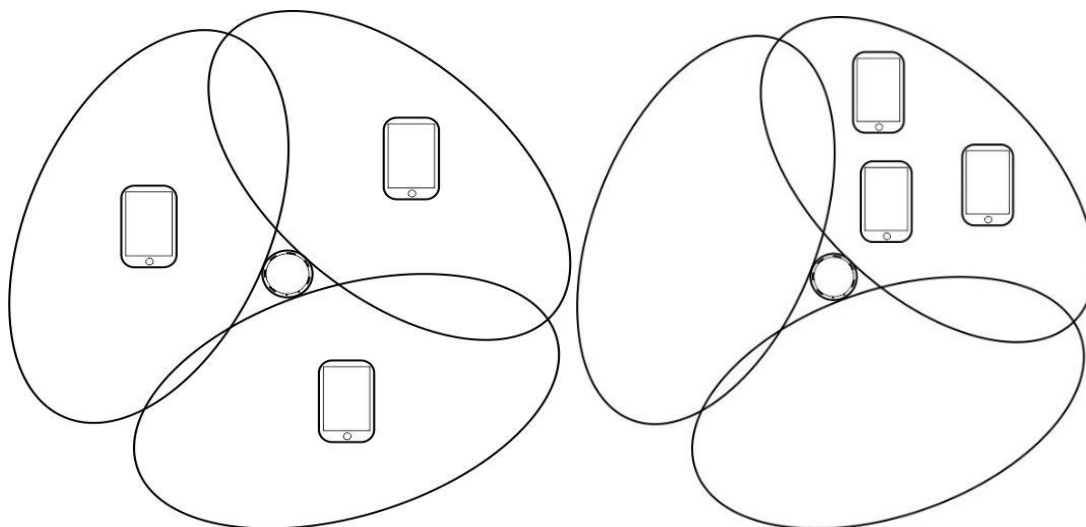
Pored neželjenih signala koji stižu od istog korisnika različitim putanjama, bazna stanica može da prima i neželjene signale od drugih korisnika koji emituju na istoj ili približno istoj frekvenciji (odnosno na istom kanalu ili susednim kanalima gde postoji preslušavanje). Izvori interferencija ne moraju biti drugi neželjeni korisnici, već to može biti bilo koji drugi izvor EM zračenja koji emituje na približno istoj frekvenciji koju koristi mobilni korisnik koga bazna stanica opslužuje.

U suštini, prostorno filtriranje se može ostvariti preko različitih mehanizama koji se mogu podvesti pod četiri osnovne tehnika prostornog filtriranja [57]:

- sektorizacija
- svičovanje listova zračenja
- antenski nizovi sa promenljivom fazom struje napajanja
- adaptivni antenski nizovi

2.2.3.1 Sektorizacija

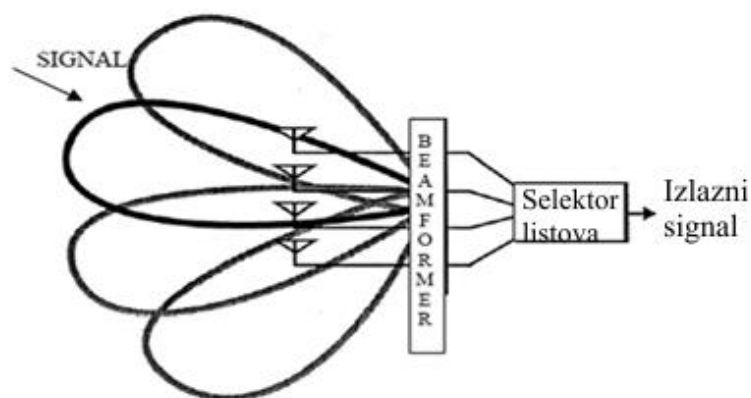
Sektorizacija predstavlja najprostiji vid prostornog filtriranja. Kod ove tehnike bazna stanica koja pokriva ćeliju mobilnog sistema koristi antenski sistem čiji elementi imaju sektorski dijagram zračenja. Na slici. 2.21 su prikazana dva karakteristična scenarija rasporeda korisnika po sektorima. Pošto svaka sektorska antena istog sistema radi na različitoj frekvenciji, svakom antenom je moguće opslužiti isti broj korisnika kao u celoj ćeliji sa klasičnim pristupom gde se ne koristi sektorizacija. Na taj način, pažljivim izborom frekvencija, kapacitet komunikacionog sistema može da se poveća onoliko puta koliko ima antena (najčešće tri), kao i da se generalno poveća odnos signal/šum.



Slika.2.21 a) Korisnici ravnomerno raspoređeni po sektorima b) Korisnici raspoređeni unutar jednog sektora

2.2.3.2 Svičovanje listova zračenja

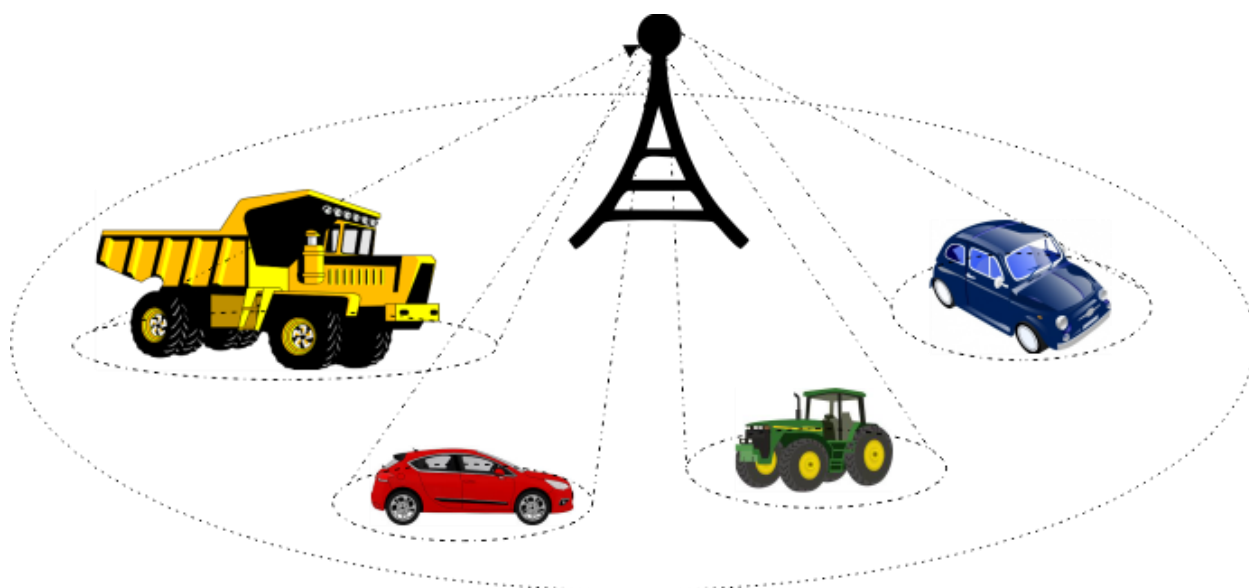
Svičovanje listova zračenja je tehnika prostornog filtriranja signala gde se glavni list zračenja bira (svičuje) između listova zračenja odvojenih antena ili više listova antenskog niza. U datom trenutku za predaju ili prijem ka jednom korisniku na baznoj stanici može da se izabere samo jedan list zračenja iz skupa listova koji su omogućeni i dostupni posebnom konstrukcijom antenskog sistema. Prijemnik prilikom prijema signala od strane korisnika na datoj frekvenciji meri nivo signala ili odnos signal-šum koji dolazi sa svakog lista zračenja ponaosob i za komunikaciju uzima list zračenja koji ima najjači signal ili najbolji odnos signal-šum. Na Sl. 2.22 prikazana je grafička interpretacija koncepta „svičovanja“.



Slika 2.22 Odabir lista zračenja sa najjačim signalom

2.2.3.3 Antenski nizovi sa promenljivom fazom struje napajanja

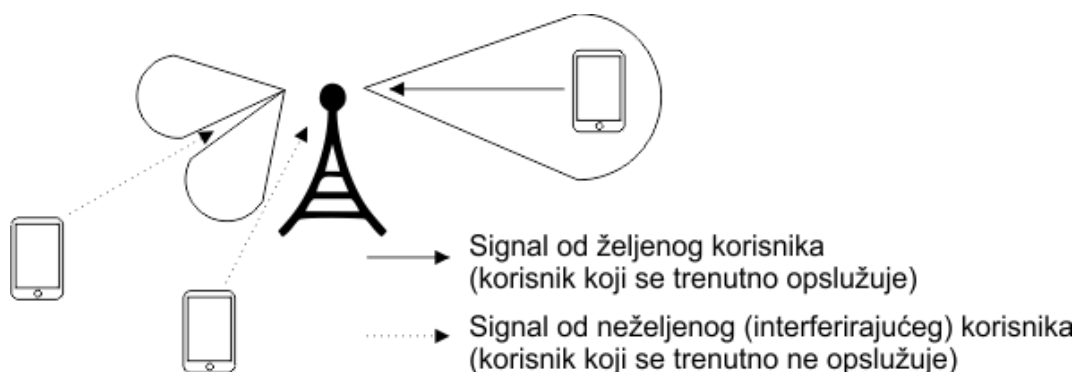
Kod antenskih nizova sa promenljivom fazom struje napajanja se, umesto svičovanja između statičkih listova zračenja, koriste dinamički listovi koji su nezavisno upravljivi i koji se mogu umeriti ka željenom korisniku. Na slici 2.23 je prikazan scenario pokrivanja ćelije nezavisno upravljivim usmerenim snopovima, od kojih svaki pokriva jednog korisnika i gde svi koriste istu frekvenciju. Ovim se postiče dalje smanjenje interferencije između korisnika, a tokom promene pozicije korisnika, menja se i pozicija lista zračenja koji ga opslužuje, tako da korisnik uvek ima zadovoljavajući nivo signala od strane bazne stanice. Ova tehnika može da značajno poveća ukupan broj korisnika koji mogu da se opsluže u okviru jedne ćelije.



Slika 2.23. Pokrivanje ćelije usmerenim snopovima

2.2.3.4 Adaptivni antenski nizovi

Adaptivni antenski niz dinamički reaguje na promene u RF okruženju kao što je npr. promena pozicije korisnika sistema, promena pozicije izvora interferirajućih signala, pojava novih izvora interferencije i slično, menjanjem (dinamičkim ažuriranjem) aktuelnih vrednosti težina antenskog niza, odnosno podešavanjem amplitude i struje napajanja svakog elementa u nizu. Na taj način se dobija nova karakteristika zračenja koja će biti prilagođena novonastaloj situaciji i koja će opet obezbediti najbolje prostorno filtriranje i najbolju komunikaciju sa željenim korisnicima. Na slici 2.24 je prikazano formiranje i usmeravanjem listova zračenja i nula u karakteristici zračenja kod adaptivnih antenskih sistema gde se teži da se glavni list zračenja usmeri prema željenom korisniku, a nule prema izvorima interferencije [57]. Više o radu adaptivnih antenskih nizova i sistema biće izloženo u glavi 2.2.6



Slika 2.24 Formiranje i usmeravanjem listova zračenja i nula u karakteristici zračenja kod adaptivnih antenskih sistema

2.2.4 Antenski nizovi u prostornoj obradi signala

Ako se primeni superpozicija zračenja više antena onda se mogu dobiti veoma raznovrsne karakteristike zračenja sa ciljem da one budu prilagođene problemu. Pogodnim izborom međusobnog položaja kao i struje napajanja pojedinih antena može se postići znatno veća jačina električnog polja zračenja u željenom pravcu i potiskivanje zračenja u neželjenim pravcima na veoma male vrednosti. Ovo je jedan veoma efikasni način oblikovanja karakteristike zračenja antene gde je osnovni cilj da se postigne takav oblik karakteristike zračenja koji će omogućiti najbolje performanse antene za datu primenu. Ovakva kombinacija više antena, određenih geometrijskih odnosa i zadate raspodele struje napajanja po antenama, naziva se antenskim sistemom [8].

Antenski niz predstavlja skup (antenski sistem) jednakih i jednakoorijentisanih antenskih elemenata. Pri tome antenski element može biti prosta ili složena antena, drugi antenski niz ili čak manji antenski sistem [8].

2.2.4.1. Linearni (1D) uniformni antenski niz

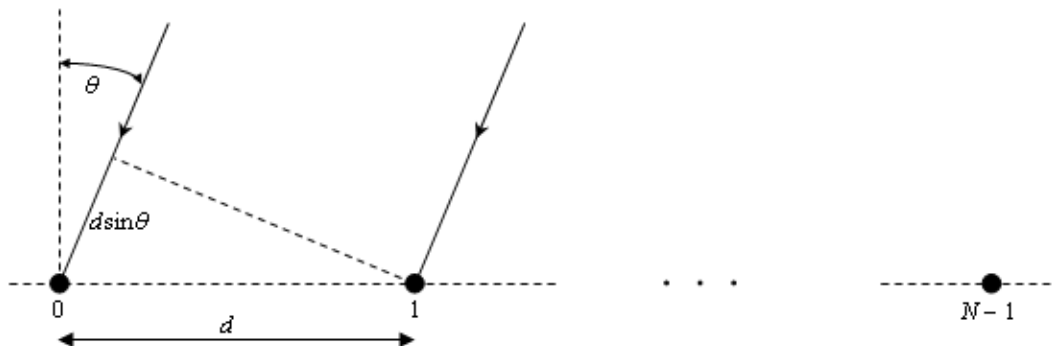
Neka je dat antenski niz jednakih i jednako orijentisanih elemenata čiji su elementi raspoređeni duž jedne prave na rastojanju d (korak niza). Broj elementata ovako definisanog linearnog antenskog niza je N (slika 2.25). Ako se posmatra predajni režim antenskog niza obeležimo kompleksni odnos struje napajanja k -tog elementa i struje napajanja prvog elementa koji se nalazi u koordinatnom početku (koja se ujedno uzima kao referentna struja) sa

$$\frac{I_k}{I_0} = w_k, \quad (2.55)$$

gde w_k predstavlja kompleksu težinu ulaza k -tog elementa [8,57]. U prijemnom režimu može se ekvivalentno izrazu 2.55 definisati kompleksa težina izlaza k -tog elementa w_k kao odnos struje izlaza k -tog elementa i struje izlaza prvog elementa koji se nalazi u koordinatnom početku (koja se opet uzima kao referentna struja). Prema teoremi reciprociteta ista kompleksa težina se razmatra i za ulaz i za izlaz elementa niza, pa se ova kompleksna težina može prosto nazvati težinom k -tog elementa antenskog niza i kao kompleksna veličina

$$w_k = a_k e^{j\alpha_k} \quad (2.56)$$

okarakterisana je modulom a_k koji predstavlja amplitudsku težinu signala k -tog elementa i fazom α_k koja predstavlja faznu težinu signala k -tog elementa.



Slika 2.25 Linearni antenski niz od N elemenata

Ako ravanski talas dolazi ili odlazi pod uglom θ u odnosu na normalu na pravac niza,

fazna razlika signala dva susedna elementa biće $\beta d \sin \theta$ gde je $\beta = 2\pi/\lambda$, a $d \sin \theta$ razlika u pređenom putu signala dva susedna elementa. Zo znači da će kašnjenje u fazi svakog pojedinačnog elementa u nizu počevši od prvog (referentnog) biti: $0, \beta d \sin \theta, 2\beta d \sin \theta, \dots, k\beta d \sin \theta, \dots, (N-1)\beta d \sin \theta$.

Prema teoremi o transformaciji karakteristične funkcije zračenja pri translaciji i promeni referentne struje, dobija se karakteristična funkcija zračenja k -tog elementa u odnosu na koordinatni početak i referentnu struju I_0

$$F_k(\theta) = F_0(\theta) w_k e^{jk\beta d \sin \theta} \quad (2.57)$$

gde je $F_0(\theta)$ karakteristika zračenja u azimutalnoj ravni prvog (izvodnog) elementa smeštenog u koordinatnom početku [8].

Prema teoremi o multiplikaciji karakteristika rezultatna karakteristična funkcija zračenja antenskog niza u azimutalnoj ravni iznosi

$$F_R(\theta) = \sum_{k=0}^{N-1} F_k(\theta) = F_0(\theta) \sum_{k=0}^{N-1} w_k e^{jk\beta d \sin \theta} = F_0(\theta) F_N(\theta) \quad (2.58)$$

$F_N(\theta)$ predstavlja veoma bitnu karakteristiku antenskog niza koja se naziva *faktorom niza*

$$F_N(\theta) = \sum_{k=0}^{N-1} w_k e^{jk\beta d \sin \theta} \quad (2.59)$$

Faktor niza može da se izrazi u obliku

$$F_N(\theta) = \mathbf{w}_a \mathbf{a} \quad (2.60)$$

gde je

$$\mathbf{w}_a = [w_0 \quad w_1 \quad \dots \quad w_{N-1}] \quad (2.61)$$

vektor težina antenskog niza, a

$$\mathbf{a} = [1 \quad e^{j\beta d \sin \theta} \quad \dots \quad e^{j(N-1)\beta d \sin \theta}]^T \quad (2.62)$$

predstavlja usmerivački (*steering*) vektor koji nosi informaciju o pravcu dolazećeg ili odlazećeg signala (EM talasa) [57].

Neka se u dalekoj zoni zračenja u azimutalnoj ravni nalaze K izvora zračenja koji emituju signale na radnoj frekvenciji antenskog niza. Signal i -tog izvora označićemo sa $s_i(t)$ a ugao u horizontalnoj ravni zračenja niza pod kojim on dolazi u odnosu na pravac razmeštaja (položaja) elemenata antenskog niza (incidentni ugao) označićemo sa θ_i . Vektor signala koji se prima od

strane antenskog niza (koji osvetljava antenski niz) označićemo sa $\mathbf{s}(t)$ i on se definiše kao $\mathbf{s}(t)=[s_0(t), s_1(t), \dots, s_i(t), \dots, s_K(t)]$. Signal na izlazu n -tog ($n=0, \dots, N-1$) antenskog elementa (senzora) označićemo sa $x_n(t)$. Šum koji je priključen od strane n -tog senzora i koji se superponira izlazu senzora označićemo sa $n_n(t)$. Svaki pojedinačni senzor prima svih K signala pa je signal na izlazu n -tog senzora

$$x_n(t) = \sum_{i=1}^K s_i(t) e^{jn\beta d \sin \theta_i} + n_n(t) \quad (2.63)$$

gde $e^{jn\beta d \sin \theta_i}$ predstavlja fazno kašnjenje (zbog razlike u pređenim putevima do svakog senzora) svakog pojedinačnog signala korisnika u odnosu na slučaj gde se isti signali primaju prvim senzorom (pošto je prvi senzor referentan on ne unosi fazno kašnjenje jer se razlika u pređenom putu izračunava u odnosu na njega, tj. $n=0$ pa je $e^{j0 \cdot \beta d \sin \theta_i} = e^{j \cdot 0 \cdot \beta d \sin \theta_i} = 1$). Izlazni vektor senzora antene označićemo sa $\mathbf{x}(t)$ i on se definiše kao $\mathbf{x}(t)=[x_0(t), \dots, x_n(t), \dots, x_{N-1}(t)]^T$. On iznosi

$$\mathbf{x}(t) = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^K s_i(t) + n_0(t) \\ \sum_{i=1}^K s_i(t) e^{j\beta d \sin \theta_i} + n_1(t) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^K s_i(t) e^{jn\beta d \sin \theta_i} + n_n(t) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^K s_i(t) e^{j(N-1)\beta d \sin \theta_i} + n_{N-1}(t) \end{bmatrix} = s_1(t) \cdot \mathbf{a}_1 + s_2(t) \cdot \mathbf{a}_2 + \dots + s_i(t) \cdot \mathbf{a}_i + \dots + s_K(t) \cdot \mathbf{a}_K + \mathbf{n}(t) \quad (2.64)$$

gde je \mathbf{a}_i usmerivački (*steering*) vektor i -tog signala koji je incidentan na antenski niz a vektor $\mathbf{n}(t)$ predstavlja vektor šuma koji je obuhvaćen elementima antenskog niza i koji se superponira izlazu antenskog sistema a definiše se kao $\mathbf{n}(t)=[n_0(t), \dots, n_n(t), \dots, n_{N-1}(t)]^T$. Ako definišemo matricu usmerivačkih vektora \mathbf{A} kao $\mathbf{A}=[\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \dots \ \mathbf{a}_i \ \dots \ \mathbf{a}_K]$ dimenzija $N \times K$, onda se vektor izlaza senzora antenskog niza može napisati kao

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (2.65)$$

Signali na izlazu svakog senzora se množe odgovarajućom težinom koja je kompleksna vrednost (čime se kao što je već rečeno utiče na amplitudu i fazu signala) a zatim se sabiraju tako da je konačan signal koji se pojavljuje na izlazu antenskog niza dat izrazom

$$y(t) = \mathbf{w}_a \cdot \mathbf{x}(t) \quad (2.66)$$

gde je $\mathbf{w}_a=[w_1, w_2, \dots, w_k, \dots, w_{N-1}]$ vektor težina antenskog niza a w_k je težina pridružena izlazu (odnosno ulazu ako je reč o predajnom režimu rada antenskog niza) k -tog senzora.

2.2.4.2. Planarni (2D) uniformni antenski niz

Neka je dat pravougaoni planarni antenski niz sačinjen od $M \times N$ jednakih i jednako orijentisanih antenskih elementa, kao što je prikazano na Slici 2.26. Svaki antenski element je određen svojim koordinatama (m, n) , gde je $m=0, 1, 2, \dots, M-1$ i $n=0, 1, 2, \dots, N-1$. Pretpostavićemo da su antenski elementi raspoređeni duž y - i z -ose sa jednakim rastojanjem između elemenata d_y i d_z , respektivno. Ako se planarni antenski realizuje kao uniformni antenski niz od M elemenata po y osi sa težinama napajanja $\mathbf{w}_a^{(y)} = [w_1^{(y)}, w_2^{(y)}, \dots, w_k^{(y)}, \dots, w_{M-1}^{(y)}]$ i gde svaki element ovog niza predstavlja osnovni uniformni antenski niz po z osi od N identičnih elemenata sa težinama napajanja $\mathbf{w}_a^{(z)} = [w_1^{(z)}, w_2^{(z)}, \dots, w_k^{(z)}, \dots, w_{N-1}^{(z)}]$, onda je saglasno teoremi o multiplikaciji karakteristike zračenja faktora niza uniformnog pravougaonog planarnog niza dat izrazom

$$F_{M \times N} = F_M F_N \quad (2.67)$$

gde je F_M faktor niza od M elemenata u y pravcu

$$F_M = \sum_{m=0}^{M-1} w_m^{(y)} e^{jm\beta d_y \sin \varphi \cos \theta}, \quad (2.68)$$

a F_N faktor osnovnog niza od N elemenata u z pravcu

$$F_N = \sum_{n=0}^{N-1} w_n^{(z)} e^{jn\beta d_z \cos \varphi \sin \theta} \quad (2.69)$$

pri čemu je pravac EM talasa koji dolazi na antenski niz ili odlazi sa antenskog niza definisan u odnosu na ravan razmeštaja antenskih elemenata yz uglova iskazan preko uglova sfernog koordinatnog sistema φ i θ (2D slučaj) [57].

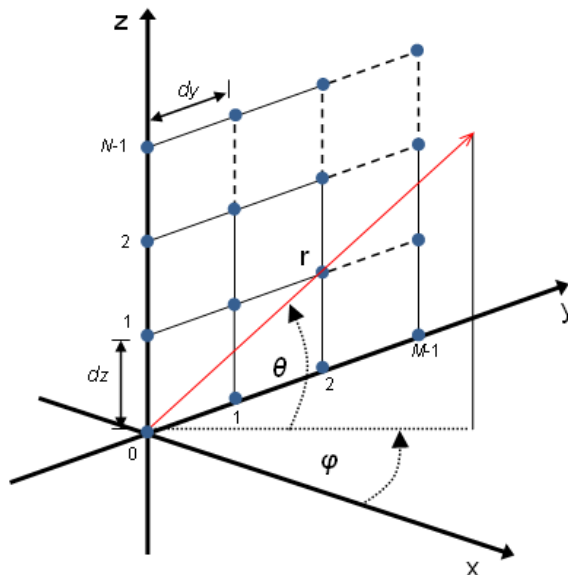
Neka se u dalekoj zoni zračenja antene nalaze K izvora zračenja koji zrače na radnoj frekvenciji antenskog niza ω_0 i čiji signali dolaze do uniformnog pravougaonog antenskog niza pod uglovima $\{(\varphi_1, \theta_1), (\varphi_2, \theta_2), \dots, (\varphi_K, \theta_K)\}$ u azimutu i elevaciji, vektor primljenih signal na antenskom nizu se može napisati u sledećem obliku

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}(\varphi, \theta)\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (2.70)$$

gde su $\mathbf{x}(t)$, $\mathbf{n}(t)$, i $\mathbf{s}(t)$ dati sa

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(t) &= [x_{00}(t) \ x_{01}(t) \ \dots \ x_{0,N-1}(t) \ x_{10}(t) \ x_{11}(t) \ \dots \ x_{M-1,N-1}(t)]^T \\ \mathbf{n}(t) &= [n_{00}(t) \ n_{01}(t) \ \dots \ n_{0,N-1}(t) \ n_{10}(t) \ n_{11}(t) \ \dots \ n_{M-1,N-1}(t)]^T \\ \mathbf{s}(t) &= [s_1(t) \ s_2(t) \ \dots \ s_k(t)]^T.\end{aligned}\quad (2.71)$$

Vektor $\mathbf{n}(t)$ predstavlja vektor šuma jer se kao i kod 1D scenarija pretpostavlja da primljeni signali u sebi sadrže i određeni nivo belog šuma. Vektor signala koji potiču od izvora označen je sa $\mathbf{s}(t)$. Kao i kod jednodimenzionalnog antenskog niza pravci dolazećih EM signala određuju se na osnovu faznih razlika signala primljenih na različitim antenskim elementima.



Slika. 2.26 Uniformni pravougaoni antenski niz

Ukoliko se za referentni element za izračunavanje faze odabere antenski element pozicioniran u koordinatnom početku $(m, n) = (0, 0)$, tada se faza k -tog incidentnog signala na antenski element sa koordinatama (m, n) , može odrediti pomoću sledećeg izraza [78]

$$\phi_{m,n}^{(k)}(\varphi_k, \theta_k) = \frac{2\pi}{\lambda} (d_y m \cos\theta_k \sin\varphi_k + d_z n \sin\theta_k) \quad (2.72)$$

Dalje, usmerički vektor k -tog incidentnog signala se može napisati u sledećem obliku

$$\begin{aligned}\mathbf{a}^{(k)} &= [a_{00}^{(k)} \ a_{01}^{(k)} \ \dots \ a_{0,N-1}^{(k)} \ a_{10}^{(k)} \ a_{11}^{(k)} \ \dots \ a_{mn}^{(k)} \ \dots \ a_{M-1,N-1}^{(k)}] \\ a_{mn}^{(k)} &= a_{mn}^{(k)}(\varphi_k, \theta_k) = e^{j\phi_{m,n}^{(k)}(\varphi_k, \theta_k)}\end{aligned}\quad (2.73)$$

gde je $k = 1, 2, \dots, K$. $\mathbf{A}(\varphi, \theta)$ u (2.70) predstavlja usmerivačku matricu čije su kolone usmerivački vektori, usmerenih prema K različitih pravaca dolazećih signala, i može se slično 1D scenariju izraziti kao

$$\mathbf{A}(\varphi, \theta) = [\mathbf{a}^{(1)} \ \mathbf{a}^{(2)} \ \mathbf{a}^{(3)} \ \dots \ \mathbf{a}^{(k)} \ \dots \ \mathbf{a}^{(K-1)} \ \mathbf{a}^{(K)}]. \quad (2.74)$$

2.2.5. Prostorna korelaciona matrica i DoA problem

Ključnu ulogu u primeni klasičnih superrezolucijskih algoritama za određivanje pravaca signala koji dolaze na antenski niz odnosno DoA estimaciju ima prostorna korelaciona matrica signala koji su primljeni od strane antenskog niza [57]. U daljem tekstu ona će biti obeležena sa $\mathbf{R}_{\mathbf{xx}}$. Ako se posmatraju očekivane vrednosti signala na izlazu antenskih elemenata kao i izraz (2.65), ova matrica se dobija na osnovu sledećeg izraza

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{\mathbf{xx}} &= E\{\mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t)^H\} = \mathbf{A}E[\mathbf{s}(t)\mathbf{s}(t)^H]\mathbf{A}^H + E[\mathbf{n}(t)\mathbf{n}(t)^H] \\ &= \mathbf{A}\mathbf{R}_{\mathbf{ss}}\mathbf{A}^H + \sigma_{noise}^2\mathbf{I} = \sum_{i=0}^{N-1} \lambda_i e_i e_i^H. \end{aligned} \quad (2.75)$$

gde je E operator očekivanja, $\mathbf{x}(t)$ je vektora signala na izlazu iz antenskog niza, $\mathbf{R}_{\mathbf{ss}} = E[(\mathbf{s}(t)\mathbf{s}(t)^H)]$ predstavlja korelacionu matricu primljenih signala korisnika ne uključujući i šum, λ_i su sopstvene vrednosti matrice $\mathbf{R}_{\mathbf{xx}}$, σ_{noise}^2 je varijansa statistički nezavisnog belog šuma, N je ukupan broj antenskih elemenata, a e_i je očekivana vrednost signala na izlazu i -tog antenskog elementa. Izraz (2.75) se može u potpunosti, saglasno (2.70), primeniti i na slučaj planarnog niza s tim što je ukupan broj elemenata antenskog niza u ovom izrazu sada $M \times N$. U skladu sa tim matrica $\mathbf{R}_{\mathbf{xx}}$ je kvadratna dimenzija $N \times N$ ($\mathbf{R}_{\mathbf{xx}} = [r_{ij}]$, $i, j = 0, 1, \dots, N-1$) ako je reč o linearnom antenskom nizu, i dimenzija $(M^*N) \times (M^*N)$ ($\mathbf{R}_{\mathbf{xx}} = [r_{ij}]$, $i, j = 0, 1, \dots, M^*N-1$) ako je reč o pravougaonom antenskom nizu.

U praksi su očekivane vrednosti na izlazu antenskih elemenata nepoznate pa je i prostorna korelaciona matrica $\mathbf{R}_{\mathbf{xx}}$ nepoznata. Stoga se ova matrica često procenjuje se na osnovu određenog broja vremenskih uzoraka izlaza elemenata antenskog niza, pri čemu uglavnom veći broj uzoraka vodi tačnijoj proceni matrice

$$r_{ij} = \frac{1}{S} \sum_{k=1}^S x_i(k) \cdot x_j^*(k) \quad (2.76)$$

gde je $x_i(k)$ k -ti uzorak i -tog elementa, $x_j(k)$ je k -th uzorak j -tog elementa i S je ukupan broj uzoraka. Na osnovu jednačina (2.65), (2.70) i (2.75), može se zaključiti da uniformni linearni antenski niz vrši preslikavanje $G^{1D} : \mathbf{R}^K \rightarrow \mathbf{C}^N$ iz prostora pravaca dolazećih EM signala, $\{\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K]^T\}$ u prostor signala na izlazu antenskog niza $\{\mathbf{x}(t) = [x_0(t), x_1(t), \dots, x_{N-1}(t)]^T\}$, dok uniformni planarni pravougaoni antenski niz vrši preslikavanje $G^{2D} : \mathbf{R}^K \rightarrow \mathbf{C}^{(M^*N)}$ iz prostora pravaca dolazećih EM signala, $\{\boldsymbol{\Phi} = [(\varphi_1, \theta_1), (\varphi_2, \theta_2), \dots, (\varphi_K, \theta_K)]^T\}$ u prostor signala na izlazu

antenskog niza $\{\mathbf{x}(t)=[x_{00}(t) x_{01}(t) \dots x_{M-1N-1}(t)]^T\}$

Imajući u vidu ovakva svojstva preslikavanja antenskih nizova, može se zaključiti da je problem određivanje pravaca signala koji dolaze na antenski niz odnosno DoA problem u stvari problem određivanja inverznog preslikavanja u odnosu na preslikavanje koje vrši antenski niz. To praktično znači da je za rešavanje problema određivanje pravaca signala koji dolaze na antenski niz u jednoj ravni (1D DoA problem) dovoljan linearni antenski niz a odgovarajući DoA algoritam bi realizovao preslikavanje $D^{1D} : \mathbf{C}^N \rightarrow \mathbf{R}^K$ iz prostora signala na izlazu iz antenskog niza u prostor pravaca dolazećih EM signala. U skladu sa činjenicom da se prostor signala na izlazu može u opisati prostornom korelacionom matricom $\mathbf{R}_{\mathbf{xx}}$ saglasno (2.75) 1D DoA algoritam treba da realizuje preslikavanje

$$D^{1D} : \mathbf{R}_{\mathbf{xx}} \rightarrow \{[\theta_1 \theta_2 \dots \theta_K]^T\} \quad (2.77)$$

Dalje se može zaključiti da za rešavanje problema određivanje pravaca signala koji dolaze na antenski niz u sfernom koordinatnom sistemu (2D DoA problem) potreban dvodimenzionalni niz kao što je u ovom primeru pravougaoni planarni antenski niz, a odgovarajući DoA algoritam bi realizovao preslikavanje $D^{2D} : \mathbf{C}^{(M+N)} \rightarrow \mathbf{R}^K$ iz prostora signala na izlazu iz antenskog niza u prostor pravaca dolazećih EM signala. Takođe u skladu sa činjenicom da se i u ovom slučaju prostor signala na izlazu može u opisati prostornom korelacionom matricom $\mathbf{R}_{\mathbf{xx}}$ saglasno (2.75) 2D DoA algoritam treba da realizuje preslikavanje

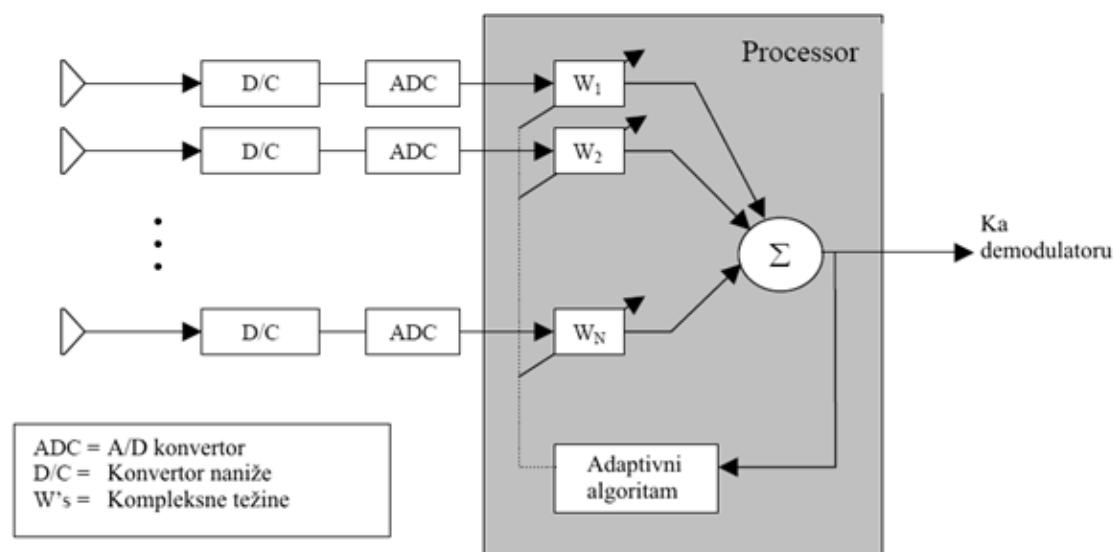
$$D^{2D} : \mathbf{R}_{\mathbf{xx}} \rightarrow \{[(\varphi_1, \theta_1), (\varphi_2, \theta_2), \dots, (\varphi_K, \theta_K)]^T\} \quad (2.78)$$

Danas poznati klasični 1D superrezolucijski algoritmi zasnovani na složenim matičnim izračunavanjima poput MUSIC i ESPRIT algoritama vrše preslikavanje (2.77). Oba algoritma imaju i 2D varijantu koja vrši preslikavanje (2.78).

2.2.6 Adaptivni antenski nizovi i sistemi

Kao što je već rečeno u 2.2.3.4 adaptivni antenski nizovi koji imaju sposobnost da oblikuju svoju karakteristiku zračenja tako da u pravcima gde se nalaze željeni korisnici u okruženju usmere glavne listove zračenja i tako primaju što je moguće kvalitetnije signale tih korisnika, a u pravcima iz kojih dolaze neželjeni signali koji izazivaju interferenciju usmere nule u karakteristici zračenja i tako maksimalno priguše te signale koji degradiraju performanse bežičnog komunikacionog sistema. Karakteristika zračenja ovih sistema je promenljiva u vremenu, odnosno prilagođava se (adaptira) svakoj promeni uslova pod kojima se vrši prostiranje i prijem signala korisnika od strane

ovog antenskog sistema. Drugim rečima, adaptivni antenski niz dinamički reaguje na promene u RF okruženju kao što je npr. promena pozicije korisnika sistema, promena pozicije izvora interferirajućih signala, pojava novih izvora interferencije i drugo, menjanjem (dinamičkim ažuriranjem) aktuelnih vrednosti težina antenskog niza. Na taj način se dobija nova karakteristika zračenja koja će biti prilagođena novonastaloj situaciji i koja će ponovo obezbediti najbolje prostorno filtriranje i najbolju komunikaciju sa željenim korisnicima. Na slici 2.27 je prikazan blok dijagram antenskog sistema zasnovanog na adaptivnom antenskom nizu.



Slika 2.27 Blok dijagram antenskog sistema zasnovanog na adaptivnom antenskom nizu

U prijemnom režimu adaptivni niz primljene signale sa elemenata niza u skladu sa formiranom karakteristikom zračenja kombinuje adaptivnim algoritmom (filtrira) i formira izlaz. Svaki signal koji dolazi sa pojedinačnog elementa antenskog niza se prvo dovodi na konvertor naniže koji spušta frekvenciju signala na frekvenciju osnovnog opsega (ili neku međufrekvenciju) u kome se vrši obrada signala. Signal se zatim dovodi na A/D konvertor gde se vrši njegova digitalizacija, jer se dalja obrada signala obrađuje u digitalnom obliku. Zatim se tako digitalizovan signal antenskog senzora množi odgovarajućom težinom i dovodi u sabirač koji sabira sve težinski množene signale sa svih senzora i formira konačan izlaz antenskog niza. Glavni element adaptivnog niza je procesor koji na osnovu tekućeg izlaza određuje vrednosti težina kojima se množe signali elemenata antene. Proračun težina se vrši adaptivnim algoritmom koji je softverski implemetiran i koji izvršava procesor. Osnovna strategija svakog adaptivnog algoritma je da odgovarajućim težinama usmeri listove i nule u karakteristici zračenja antenskog niza tako da se uticaj šuma i interferencije što više smanji, a signali koji se primaju od željenih korisnika

maksimalno pojačaju i time omogućiti što kvalitetniji prijem željenih signala. U predajnom režimu, proces se odvija analogno prijemnom: signal koji treba da se emituje u željenom pravcu pre nego što se dovede na elemente antenskog niza množi se težinama koje je odredio procesor izvršavajući adaptivni algoritam, a zatim se iz digitalnog oblika pretvara u analogni i podiže konvertorom na više na frekvenciju kojom se emituje u slobodan prostor.

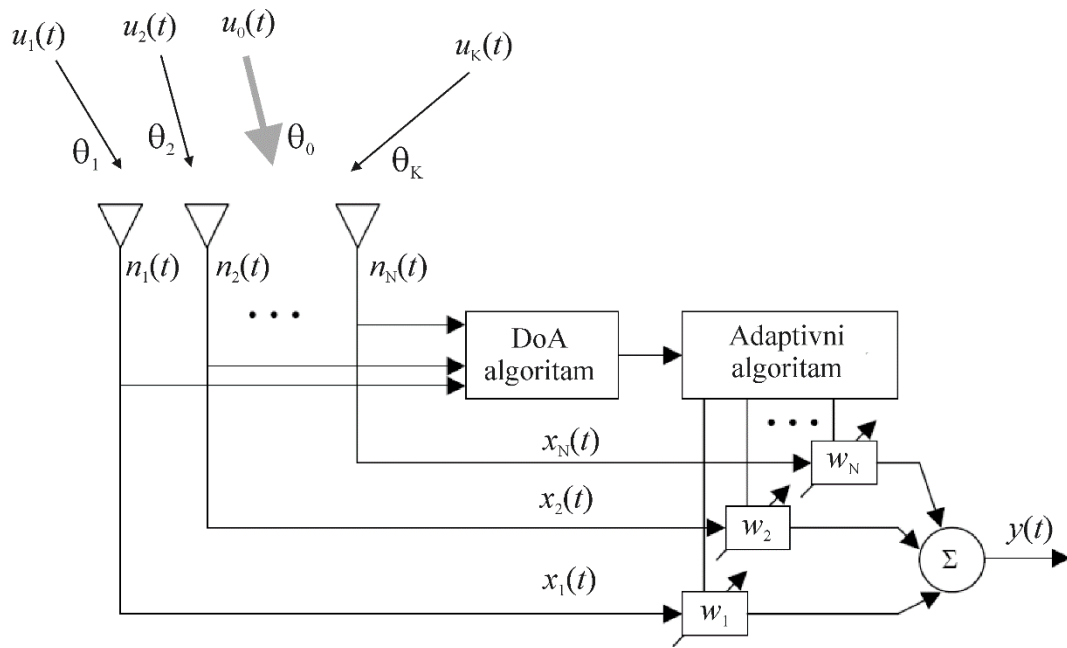
2.2.6.1 Adaptivni antenski sistemi zasnovani na DoA tehnici

Adaptivni antenski sistem koji je zasnovan na DoA tehnici koristi adaptivni antenski niz koji ima implementiran DoA adaptivni algoritam za oblikovanje karakteristike zračenja. Ovaj algoritam za usmeravanje glavnog lista zračenja i nula koristi informaciju o pravcima dolazećih signala na antenski niz. Tu informaciju mu pribavlja odgovarajući DoA algoritam. To znači da svaki ciklus rada adaptivnog antenskog sistema koji je zasnovan na DoA tehnici ima dve faze:

1. Faza pribavljanja informacija o pravcima dolazećih signala primenom DoA algoritma
2. Faza proračuna težina antenskog niza radi odgovarajućeg usmeravanja glavnog lista i nula karakteristike zračenja

Navedeni ciklus se tokom rada adaptivnog antenskog sistema neprestano ponavlja u vremenu sa dinamikom koja treba da isprati brzinu promene prostornog položaja mobilnih korisnika i drugih izvora interferencije u odnosu na antenski niz.

Neka u prostoru koji servisira antenski niz boravi jedan korisnik sa kojim treba da se uspostavi komunikacija (željeni korisnik) i K korisnika koji izazivaju interferenciju. Arhitektura adaptivnog antenskog niza zasnovanog na DoA tehnici koji se nalazi u okruženju jednog željenog i K interferirajućih korisnika data je na slici 2.28. Pri tome se kao primer uzima 1D scenario (princip rada je apsolutno isti kao i kod 2D scenarija) gde se korisnici nalaze u azimutalnoj ravni. U skladu sa tim ugao pod kojim dolazi signal željenog korisnika na antenski niz (ugao pod kojim antena vidi korisnika) biće obeležen sa θ , dok su uglovi pod kojim dolaze signali interferirajućih korisnika redom $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$.



Slika 2.28. Arhitektura adaptivnog antenskog niza zasnovanog na DoA tehnici

Kao što je već rečeno, vitalni deo adaptivnog antenskog niza ovog tipa je DoA algoritam koji za svaki \$s_k(t)\$, \$k=0, \dots, K\$ signal treba da odredi vrednost ugla pod kojim taj signal dolazi na antenski niz (\$\theta_k\$). Nakon toga vektor incidentnih uglova signala \$\theta = [\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_k, \dots, \theta_K]\$ se kao informacija dovodi na ulaz adaptivnog algoritma. Ovaj adaptivni algoritam treba da odredi vrednosti težine antenskog niza koje će oblikovati takvu karakteristiku zračenja koja će obezbedi maksimalno kvalitetan prijem signala od željenog korisnika uz maksimalno prigušenje interferencije. Drugim rečima to znači da karakteristiku zračenja treba oblikovati tako da pojačanje antene u pravcu željenog korisnika treba bude maksimalno a u pravcu korisnika koji izazivaju interferenciju treba da bude minimizirano (poželjno da teži nuli). Da bi se ispunili ovi uslovi, to praktično znači da glavni list zračenja treba da se usmeri prema željenom korisniku, a da se prema ostalim usmere nule u dijagramu zračenja. Ova strategija u oblikovanju karakterstike zračenja se može opisati preko faktora niza (2.60) sistemom jednačina

$$\begin{aligned}
 F_N(\theta_0) &= 1 \\
 F_N(\theta_1) &= 0 \\
 &\vdots \\
 F_N(\theta_K) &= 0
 \end{aligned}
 \tag{2.79}$$

odnosno

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_a \mathbf{a}_0 &= 1 \\ \mathbf{w}_a \mathbf{a}_1 &= 0 \\ &\vdots \\ \mathbf{w}_a \mathbf{a}_K &= 0 \end{aligned} \quad (2.80)$$

gde je \mathbf{s}_0 usmerivački vektor za željenog korisnika, dok su $\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_K$ usmerivački vektori za korisnike koji izazivaju interferenciju. Ako se uvede matrica \mathbf{A} dimezija $N \times (K+1)$ čije su kolone usmerivački vektori

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}_0 \quad \mathbf{a}_1 \quad \dots \quad \mathbf{a}_K] \quad (2.81)$$

onda se sistem jednačina može napisati u obliku

$$\mathbf{w}_a \mathbf{A} = \mathbf{C}^T \quad (2.82)$$

gde je \mathbf{C} vektor dimezija $(K+1) \times 1$ definisan kao

$$\mathbf{C} = [1 \quad 0 \quad \dots \quad 0]^T \quad (2.83)$$

Kada je broj elemenata niza jednak ukupnom broju korisnika ($N = K + 1$) matrica \mathbf{A} je kvadratna pa se jednostavnim množenjem jednačine 2.82 sa \mathbf{A}^{-1} dobija izraz za određivanje vektora težina koji usmerava glavni list zračenja prema željenom korisniku, a nule u dijagramu zračenja usmerava prema izvorima interferencije

$$\mathbf{w}_a = \mathbf{C}^T \mathbf{A}^{-1} \quad (2.84)$$

U slučaju da je broj korisnika koji izazivaju interferenciju odnosno broj nula u dijagramu zračenja koji treba usmeriti manji od $N - 1$ onda matrica \mathbf{A} nije kvadratna pa se težine mogu izračunati na osnovu izraza

$$\mathbf{w}_a = \mathbf{C}^T \mathbf{A}^H (\mathbf{A} \mathbf{A}^H)^{-1} \quad (2.85)$$

2.2.7. MUSIC algoritam

Jedan od poznatih DoA algoritama visoke tačnosti koji se danas veoma često koristi u DoA estimaciji je Multiple Signal Classification (MUSIC) algoritam. Ovaj algoritam je zasnovan na spektralnoj dekompoziciji prostorne korelacione matrice signala koje prikuplja antenski niz a koja se generalno estimira uzorkovanjem izlaza antenskog niza. Ova dekompozicija je bazirana na

eigen-vektor dekompoziciji. U slučaju da su signali $s_k(t)$, $k=1, \dots, K$ koje prima antenski niz nekorelisani onda je matrica \mathbf{R}_{ss} dijagonalna i njeni elementi imaju dimenziju snage. Obično se ovakva matrica označava sa \mathbf{S} i naziva se matrica snage signala. U skladu sa tim prostorna korelaciona matrica signala se, uzimajući u obzir izlaze na sensorima antenskog niza, može predstaviti

$$\mathbf{R}_{xx} = E\{\mathbf{x}(t) \cdot \mathbf{x}^H(t)\} = \mathbf{A}\mathbf{S}\mathbf{A}^H + \sigma_n^2 \mathbf{I} \quad (2.86)$$

gde je σ_n^2 varijansa Gusovog belog šuma a \mathbf{S} gore pomenuta matrica snage signala

$$\mathbf{S} = E\{\mathbf{s}(t) \cdot \mathbf{s}^H(t)\} = \text{diag}[\sigma_1^2, \dots, \sigma_K^2] \quad (2.87)$$

gde su $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_K$, redom snage signala s_1, s_2, \dots, s_K koji dolaze na antenski niz.

MUSIC algoritam se oslanja na sledeću osobinu prostorne korelacione matrice: prostor koji se deli sopstvenim vektorima može da se podeli u dva podprostora: podprostor signala i šuma, i podprostor samo šuma. Usmerivački vektori koji odgovaraju pravcima izvora zračenja su ortogonalni na podprostor šuma. Korelaciona matrica \mathbf{R}_{xx} se u skladu sa eigen-dekompozicijom može napisati u obliku

$$\mathbf{R}_{xx} = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}^H \quad (2.88)$$

odnosno

$$\mathbf{R}_{xx} = \mathbf{A}\mathbf{S}\mathbf{A}^H + \sigma_{noise}^2 \mathbf{I} = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}^H = \mathbf{Q}\mathbf{M}\mathbf{Q}^H + \mathbf{Q}\mathbf{\Sigma}\mathbf{Q}^H \quad (2.89)$$

gde je \mathbf{Q} kvadratna matrica dimenzija $N \times N$ gde i -ta kolona ove matrice odgovara i -tom sopstvenom vektoru matrice \mathbf{q}_i , a $\mathbf{\Lambda}$ je dijagonalna matrica čiji elementi na dijagonali odgovaraju sopstvenim vrednostima matrice i to sopstvena vrednost l_i odgovara sopstvenom vektoru matrice \mathbf{q}_i . U skladu sa tim ukupan broj sopstvenih vrednosti matrice \mathbf{R}_{xx} je N . Na isti način može se izvršiti eigen-dekompozicija i matrice $\mathbf{A}\mathbf{S}\mathbf{A}^H$ koja takođe ima dimezije $N \times N$. U skladu sa tim i ona će imati N sopstvenih vrednosti koje su na dijagonali dijagonalne matrice \mathbf{M} . Međutim treba uočiti da je za $N > K$ matrica singularna $\mathbf{A}\mathbf{S}\mathbf{A}^H$ tako da je $\det(\mathbf{A}\mathbf{S}\mathbf{A}^H) = \det(\mathbf{R}_{xx} - \sigma_{noise}^2 \mathbf{I}) = 0$. Odatle se može videti da je vrednost σ_{noise}^2 sigurno bar jedna sopstvena vrednost matrice \mathbf{R}_{xx} . Pošto je dimezija nula prostora singularne matrice $\mathbf{A}\mathbf{S}\mathbf{A}^H$ jednaka $N-K$ može se zaključiti da matrica \mathbf{R}_{xx} ima $N-K$ sopstvenih vrednosti koje iznose σ_{noise}^2 . Shodno tome sopstvene vrednosti matrice $\mathbf{A}\mathbf{S}\mathbf{A}^H$ su

$$\mu_i = \begin{cases} \mu_i = \sigma_1^2 & i = 1, \dots, K \\ 0 & i = K + 1, \dots, N \end{cases} \quad (2.90)$$

Eigen-dekompozicijom matrice $\sigma_{noise}^2 \mathbf{I}$ može se zaključiti da su svih N sopstvenih

vrednosti jednake σ_{noise}^2 . Neka su $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$ sopstvene (eigen) vrednosti kovarijanske matrice \mathbf{R}_{xx} koje su poređane po opadajućem redosledu i neka su $m_1 \geq m_2 \geq \dots \geq m_L$ sopstvene vrednosti za $\mathbf{A}\mathbf{A}^H$ koje su takođe poređane po opadajućem redosledu. Iz gore navedenog i prema (2.89) i (2.90) sledi da je $\Lambda = \mathbf{M} + \Sigma$, odnosno

$$\lambda_i = \begin{cases} \mu_i + \sigma_{noise}^2 & i = 1, \dots, K \\ \sigma_{noise}^2 & i = K + 1, \dots, N \end{cases} \quad (2.91)$$

Za visok odnos signal šum ($m_i \gg \sigma_{noise}^2$) sopstvene vrednosti mogu da se iskoriste za određivanje broja izvora signala. Taj broj jednak broju velikih sopstvenih vrednosti koje se dobijaju nakon dekompozicije. Neka su $\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_N$ eigen-vektori koji su pridruženi opadajućim vrednostima sopstvenih vrednosti $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$. Imajući u vidu eigen-vektor dekompoziciju prostorne korelacione matrice \mathbf{R}_{xx}

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{xx} &= \mathbf{A}\mathbf{A}^H + \sigma_{noise}^2 \mathbf{I} = \mathbf{Q}\Lambda\mathbf{Q}^H \\ \mathbf{C}\mathbf{q}_i &= \lambda_i \mathbf{q}_i, \quad i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (2.92)$$

na osnovu (2.91) prvih K eigen-vektora dele prostor na podprostor signala \mathbf{Q}_s

$$\lambda_i > \sigma_{noise}^2 \Leftrightarrow \mathbf{A}^H \mathbf{q}_i \neq 0 \quad i = 1, \dots, K \quad (2.93)$$

ostalih $N-K$ eigen-vektora dele prostor na podprostor šuma \mathbf{Q}_{noise}

$$\lambda_i = \sigma_{noise}^2 \Leftrightarrow \mathbf{A}^H \mathbf{q}_i = 0 \quad i = K + 1, \dots, N \quad (2.94)$$

prema tome matrica sopstvenih vektora se može izraziti

$$\mathbf{Q} = [\mathbf{q}_1 \ \mathbf{q}_2 \ \dots \ \mathbf{q}_L \ \mathbf{q}_{L+1} \ \mathbf{q}_{L+2} \ \dots \ \mathbf{q}_N] = [\mathbf{Q}_s \ \mathbf{Q}_{noise}] \quad (2.95)$$

Jednakost (2.94) obezbeđuje ortogonalnost između podprostora signala i podprostora šuma. To praktično pokazuje da se ugao dolazećeg signala može pronaći pretraživanjem vrednosti usmerivačkog vektora čija je projekcija u podprostoru šuma jednaka nuli

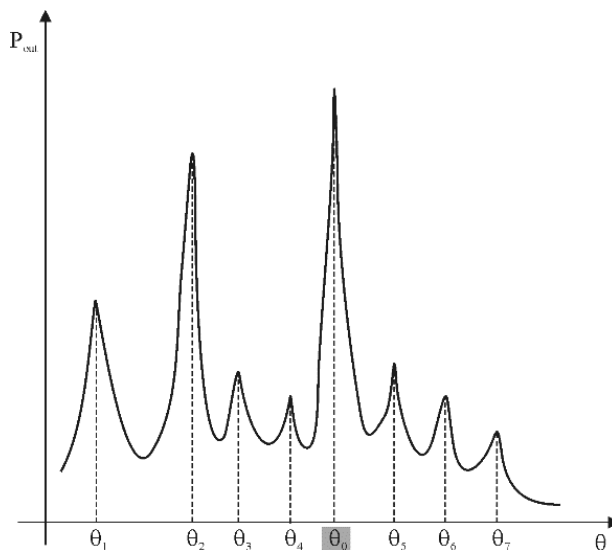
$$\mathbf{Q}_{noise}^H \mathbf{a}(\theta) = 0 \Rightarrow \left\| \mathbf{Q}_{noise}^H \mathbf{a}(\theta) \right\|^2 = \mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{Q}_{noise} \mathbf{Q}_{noise}^H \mathbf{a}(\theta) = 0 \quad (2.96)$$

U skladu sa tim MUSIC spektar snage se definiše kao

$$P(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{Q}_{noise} \mathbf{Q}_{noise}^H \mathbf{a}(\theta)} \quad (2.97)$$

gde je $\mathbf{a}(\theta)$ usmerivački vektor. Plotovanjem zavisnosti snage na izlazu iz antenskog niza od ugla incidencije signala gde je razmatran slučaj kada je prisutan jedan željeni signal s_0 iz smera θ

(korisnik koga treba opslužiti) i K neželjenih signala iz ostalih smerova (korisnici koji izazivaju interferenciju) što je ukupno $K+1$ signala, može se dobiti grafik kao na slici 4. Uočeni pikovi snage na grafiku označavaju pravce odakle dolaze signali korisnika u odnosu na uniformni antenski niz.



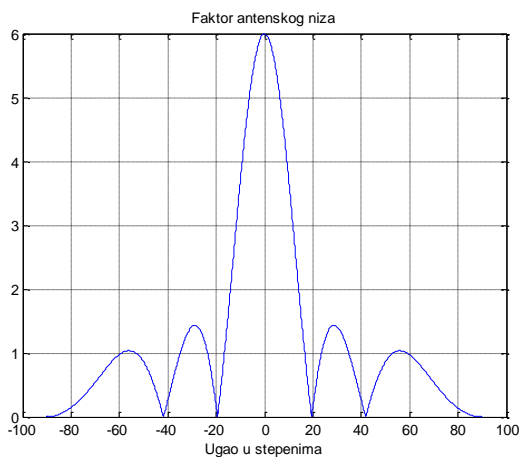
Slika 2.29. Primer zavisnosti snage izlaznog signala antenskog niza od uglova pod kojim dolaze signali korisnika dobijen MUSIC algoritmom (slučaj osam korisnika)

2.2.8. Prikaz rada adaptivnog antenskog niza zasnovanog na DoA estimaciji

Programski paket “MWA-Beamformer” [90] se sastoji od dva podmodula. Prvi podmodul predstavlja softversku implementaciju MUSIC algoritma. Ulaz u ovaj podmodul je prostorna kovarijansna matrica koja se estimira uzorkovanjem sa antenskog niza. U nedostatku merenih vrednosti a u cilju demonstracije rada programa ulaz u ovaj modul može biti i kovarijansna matrica dobijena softverskom simulacijom, što je i slučaj u primeru koji je izložen u ovom radu. U tom slučaju se kao ulazni parametri programa umesto merenih vrednosti za kovarijansnu matricu zadaju: broj signala korisnika, njihova relativna snaga, pravac pristizanja svakog signala na antenski niz u azimutu i snaga šuma.

Drugi podmodul implementira razvijene softverske procedure koje na osnovu informacije o pravcima dolazećeg zračenja putem matičnog proračuna proračunavaju potrebne težine elemenata antenskog niza u cilju adaptivnog oblikovanja karakteristike zračenja. U primeru koji sledi izvršeno je oblikovanje karakteristike zračenja adaptivnog sistema koji koristi linearni uniformni antenski niz od šest elemenata i koji opslužuje tri korisnika prema SDMA konceptu.

Predpostavljeno je da postoje tri korisnika i da je svakom signalu korisnika pridodat beli Gausov šum koji ima varijansu 0.01. Prvo je izvršeno određivanje DOA uglova a zatim su na osnovu dobijenih vrednosti određene težine antenskog niza u cilju formiranja odgovarajuće karakteristike zračenja. Karakteristiku zračenja u ovom primeru prati grafički iscrtan faktor niza u elevacionoj ravni.

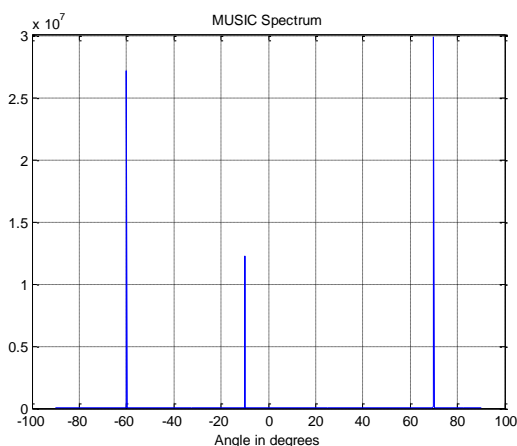


Slika 2.30 Grafički prikaz faktora niza uniformnog lineranog antenskog niza od šest elemenata ($d=\lambda/2$) u azimutalnoj ravni gde elementi antenskog niza nisu težerovani (vektor težina $W=[1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$ – pravougaona prozorska funkcija niza) [90]

1.A Određivanje položaja korisnika u azimutalnoj ravni sistema primenom DOA algoritma

Ulazni parametri programa:

angle 1: -60; angle 2: -10; angle 3: 70
 power 1: 100; power 2: 100; power 3: 100
 Number of snapshots: 1000; d: 0.5; Number of antennas: 6; noise: 0.01



Slika 2.31 Prikaz MUSIC spektra za korelacionu matricu koja se dobija simulacijom signala tri prostorno raspoređenog korisnika u servisnoj zoni adaptivnog antenskog niza [90]

1.B Opsluživanje korisnika od strane adaptivnog antenskog sistema

1.B.1 Opsluživanje korisnika čiji je položaj -10° , dok su korisnici čiji su položaji -60° i 70° korisnici koji izazivaju interferenciju

1.B.1.a Proračun težina antenskih elemenata

$$S = [-60.0047 \quad -10.0010 \quad 70.0014]$$

$$C = [0 \quad 1 \quad 0]$$

$$W = \text{aoblikovanje_kz}(7.5 \cdot 10^9, 6, 0.02, S, C)$$

Steering matrica: $A =$

1.0000	1.0000	1.0000
$-0.9128 + 0.4085i$	$0.8548 + 0.5189i$	$-0.9821 - 0.1883i$
$0.6663 - 0.7457i$	$0.4614 + 0.8872i$	$0.9291 + 0.3699i$
$-0.3036 + 0.9528i$	$-0.0659 + 0.9978i$	$-0.8428 - 0.5382i$
$-0.1120 - 0.9937i$	$-0.5741 + 0.8188i$	$0.7264 + 0.6873i$
$0.5081 + 0.8613i$	$-0.9157 + 0.4020i$	$-0.5840 - 0.8118i$

Vektor težina: $W =$

Columns 1 through 3

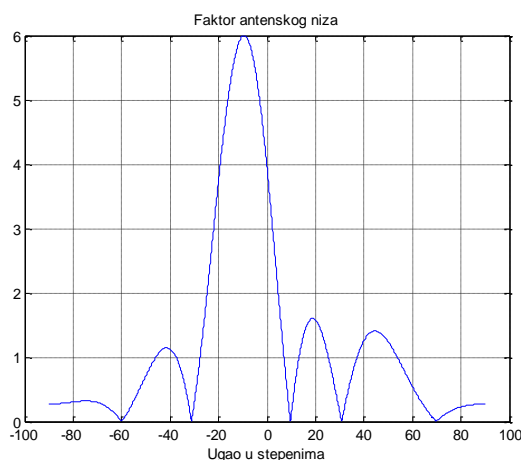
$0.1528 - 0.0247i$	$0.1644 - 0.0711i$	$0.0585 - 0.1600i$
--------------------	--------------------	--------------------

Columns 4 through 6

$0.0107 - 0.1700i$	$-0.1219 - 0.1312i$	$-0.1300 - 0.0841i$
--------------------	---------------------	---------------------

1.B.1.b Oblikovanje karakteristike zračenja antenskog niza

$$\text{crt_fak_niza}(7.5 \cdot 10^9, W, 0.02)$$



Slika 2.32 Adaptivno oblikovanje karakteristike zračenja antenskog niza za opsluživanje korisnika čiji je položaj -10° u azimutu, dok su signali korisnika čiji su položaji -60° i 70° i koji izazivaju interferenciju maksimalno prigušeni [90]

1.B.2 Opsluživanje korisnika čiji je položaj -60° , dok su korisnici čiji su položaji -10° i 70° korisnici koji izazivaju interferenciju

1.B.2.a Proračun težina antenskih elemenata

$$S = [-60.0047 \quad -10.0010 \quad 70.0014]$$

$$C = [1 \quad 0 \quad 0]$$

$$W = \text{aoblikovanje_kz}(7.5 \cdot 10^9, 6, 0.02, S, C)$$

Steering matrica: $A =$

1.0000	1.0000	1.0000
$-0.9128 + 0.4085i$	$0.8548 + 0.5189i$	$-0.9821 - 0.1883i$
$0.6663 - 0.7457i$	$0.4614 + 0.8872i$	$0.9291 + 0.3699i$
$-0.3036 + 0.9528i$	$-0.0659 + 0.9978i$	$-0.8428 - 0.5382i$
$-0.1120 - 0.9937i$	$-0.5741 + 0.8188i$	$0.7264 + 0.6873i$
$0.5081 + 0.8613i$	$-0.9157 + 0.4020i$	$-0.5840 - 0.8118i$

Vektor težina: $W =$

Columns 1 through 3

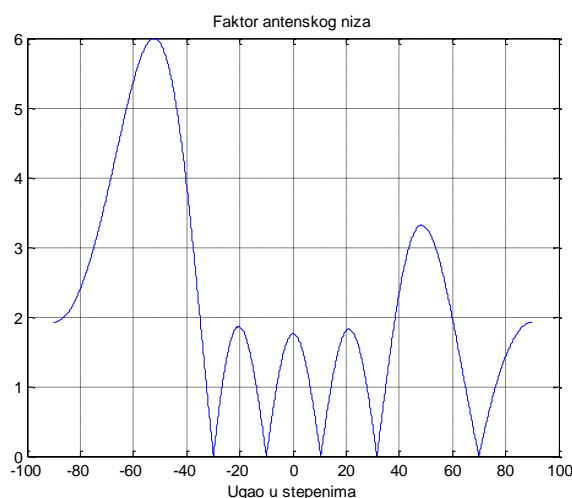
$$0.2333 - 0.1200i \quad -0.1761 + 0.0298i \quad 0.1116 + 0.0571i$$

Columns 5 through 6

$$0.0075 - 0.1252i \quad -0.1151 + 0.1365i \quad 0.2219 - 0.1400i$$

1.B.2.b Oblikovanje karakteristike zračenja antenskog niza

$$\text{crt_fak_niza}(7.5 \cdot 10^9, W, 0.02)$$



Slika 2.33 Adaptivno oblikovanje karakteristike zračenja antenskog niza za opsluživanje korisnika čiji je položaj -60° u azimutu, dok su signali korisnika čiji su položaji -10° i 70° i koji izazivaju interferenciju maksimalno prigušeni [90]

1.B.3 Opsluživanje korisnika čiji je položaj 70° , dok su korisnici čiji su položaji -10° i -60° korisnici koji izazivaju interferenciju

1.B.3.a Proračun težina antenskih elemenata

$$S = [-60.0047 \quad -10.0010 \quad 70.0014]$$

$$C = [0 \quad 0 \quad 1]$$

$$W = \text{aoblikovanje_kz}(7.5 \cdot 10^9, 6, 0.02, S, C)$$

Steering matrica: $A =$

1.0000	1.0000	1.0000
$-0.9128 + 0.4085i$	$0.8548 + 0.5189i$	$-0.9821 - 0.1883i$
$0.6663 - 0.7457i$	$0.4614 + 0.8872i$	$0.9291 + 0.3699i$
$-0.3036 + 0.9528i$	$-0.0659 + 0.9978i$	$-0.8428 - 0.5382i$
$-0.1120 - 0.9937i$	$-0.5741 + 0.8188i$	$0.7264 + 0.6873i$
$0.5081 + 0.8613i$	$-0.9157 + 0.4020i$	$-0.5840 - 0.8118i$

Vektor težina: $W =$

Columns 1 through 4

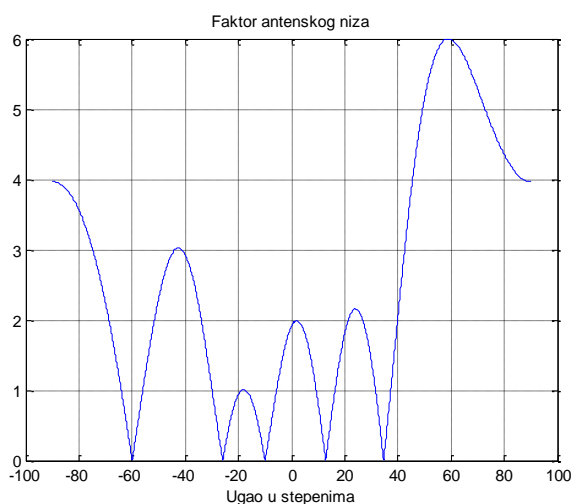
$0.2096 + 0.1448i$	$-0.1874 - 0.0400i$	$0.1295 + 0.0206i$
--------------------	---------------------	--------------------

Columns 5 through 6

$-0.0589 + 0.1172i$	$0.0769 - 0.1755i$	$-0.0049 + 0.2547i$
---------------------	--------------------	---------------------

1.B.3.b Oblikovanje karakteristike zračenja antenskog niza

$$\text{crt_fak_niza}(7.5 \cdot 10^9, W, 0.02)$$



Slika 2.34 Adaptivno oblikovanje karakteristike zračenja antenskog niza za opsluživanje korisnika čiji je položaj 70° u azimutu, dok su signali korisnika čiji su položaji -10° i -60° i koji izazivaju interferenciju maksimalno prigušeni [90]

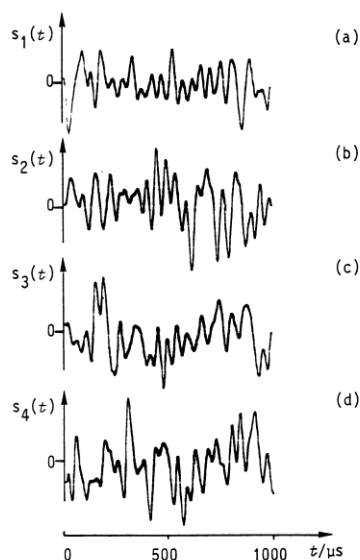
Adaptivni antenski nizovi imaju vitalnu ulogu u postupcima povećanja kapaciteta bežičnih sistema koji se zasnivaju na SDMA konceptu. Mogućnost da se DoA algoritmi i metode proračuna težina adaptivnih nizova na efikasan način implemetiraju u nekom od programskih jezika doprinosi kvalitetnijoj analizi rada adaptivnih antenskih nizova. Programski paket "MWA-Beamformer" pokazuje kako je MATLAB razvojno okruženje dobar izbor za razvoj aplikacija takve namene. Ovaj program je sposoban da na osnovu kovarijansne matrice uzorkovane sa realnog antenskog niza odredi položaje korisnika u azimuti i da na osnovu toga proračuna težine antenskog niza za dobijanje željene karakteristike zračenja što ga čini pogodnim sredstvom za projektovanje i analizu rada adaptivnih antenskih sistema.

2.3. Stohastički izvori zračenja kao izvori interferencije

Čest slučaj je da se antenski sistemi savremenih bežičnih komunikacionih sistema nalaze u okruženju gde se pored izvora zračenja čije je zračenje poznato u vremenu (deterministički izvori) nalaze i izvori čiju prirodu zračenja nije moguće opisati u vremenu, odnosno izvori koji imaju vremenski slučajnu ili drugim rečima stohastičku prirodu zračenja [70-72]. Stohastički izvori takođe izazivaju negativne efekte na ulazu prijemnog podsistema, te je i za ovakve izvore od vitalnog značaja odrediti pravce odakle dolazi njihovo zračenje u odnosu na antenski sistem da bi se omogućila primena ranije pomenutih mehanizama za eliminaciju njihovih negativnih uticaja (DoA problem za izvore stohastičkog zračenja) [83-85].

2.3.1 Osnove stohastičkog zračenje

Kao što je već rečeno deterministički izvori zračenja emituju signal koji je poznat u vremenu, odnosno signal koji može da se opiše funkcionalnim zavisnostima koje mogu da u bilo kom vremenskom trenutku odrede sve osobine signala. Međutim, u mnogim slučajevima priroda EM zračenja nije u potpunosti poznata ili je suviše složena da bi se na egzaktan način opisala u funkcionalnom obliku, tako da ovo zračenje nazivamo stohastičkim ili slučajnim zračenjem. Iako sam stohastički signal nije moguće egzaktno opisati u funkcionalnom obliku, moguće je primenom matematičkih funkcija opisati kako se u vremenu ponaša njegova srednja vrednost ili dati procenu tog signala preko funkcija gustine verovatnoće.



Slika 2.35 Talasni oblici signala istog izvora šuma koji su izmereni osciloskopom u četiri različita vremenska intervala (a)-(d) [70]

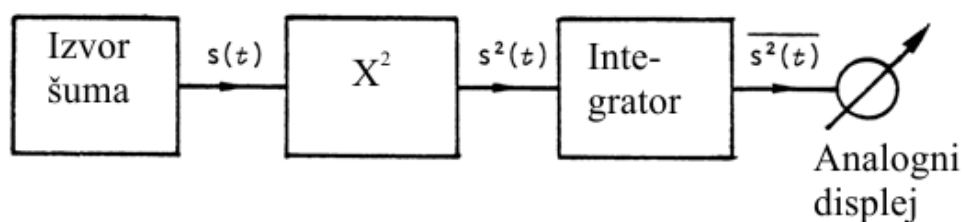
Izvor EM šuma predstavlja klasičan primer stohastičkog izvora zračenja. Na slici 2.35 su dati talasni oblici signala u vremenu istog izvora šuma koji su izmereni osciloskopom u četiri različita vremenska intervala. Može se primetiti da iako potiču od istog izvora talasni oblici signala u različitim vremenskim intervalima su različiti. Stoga se smatra da korišćenje direktnih merenih vrednosti signala stohastičkog izvora u vremenu u izvornom obliku izvan njihove dalje obrade ne predstavlja korisnu informaciju kojom bi se opisala priroda zračenja stohastičkog signala. Mnogo korisniju informaciju, koja može nešto reći o prirodi zračenja stohastičkog izvora, predstavljaju srednje vrednosti signala u vremenu koje se mogu dobiti daljom obradom pomenutih merenih vrednosti. U tom smislu za karakterizaciju stohastičkog signala može se koristiti srednje kvadratna vrednost signala $s(t)$ u nekom vremenskom intervalu konačne dužine T i sa vremenskim centrom intervala u t_1 .

$$\bar{s}^2(t, t_1, T) = \frac{1}{T} \int_{t_1 - T/2}^{t_1 + T/2} s^2(t) dt. \quad (2.98)$$

Ova vrednost zavisi kako od dužine vremenskog intervala, tako i od položaja tog vremenskog intervala na vremenskoj osi. Ovo dovodi to toga da, iako se radi o istom stohastičkom signalu i o istoj dužini intervala usrednjavanja, srednja vrednost signala u intervalu konačne dužine može biti različita u različitim vremenskim položajima tog intervala. Uzimajući ovo u obzir često se koristi srednje kvadratna vrednost signala $s(t)$ koja se definiše u vremenskom intervalu beskonačne dužine ($T \rightarrow \infty$)

$$\bar{s}^2(t) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{+T/2} s^2(t) dt, \quad (2.99)$$

koja je nezavisna od položaja intervala na vremenskoj osi i koja može da sveobuhvatnije opiše stohastički signal. Usled nepoznavanja promene signala $s(t)$ u vremenu, direktno matematičko rešavanje integrala u jednačini (2.99) nije moguće, ali se može aproksimirati merenjima u konačnom ali dovoljnom dugom periodu T (što je period integraljenja T duži to će i aproksimacija merenjem biti tačnija). Na slici 2.36 prikazan je merni sistem za održavanje srednje kvadratne vrednosti signala šuma.



Slika 2.36 Merni sistem za merenje srednje kvadratne vrednosti signala šuma [70]

Osnovu ovog sistema čini integrator signala zasnovan na RC kolu sa vremenskom konstantom integraljenja $\tau = RC$. Prilikom merenja može se uočiti da se podešavanjem vremenske konstante τ na veću vrednost dobija manja vremenska promena vrednosti koja se očitava na analognom displeju, odnosno dobija se tačnija vrednost za srednje kvadratnu vrednost signala šuma.

Ako posmatramo prirodu nekog stohastičkog procesa, stohastički proces možemo nazvati *stacionarnim* ako se statističke osobine signala (kao što su na primer srednje kvadratna vrednost ili varijansa signala) nepromenljive u vremenu. Ako se statističke osobine signala mogu odrediti na osnovu posmatranja (uzorkovanja) signala u dovoljno dugom vremenskom intervalu onda je taj stacionarni stohastički proces ujedno i *ergodički*. Za razliku od načina određivanja srednje kvadratne vrednosti signala šuma koji je zasnovan na integraciji tog signala u vremenu, ovu vrednost je moguće odrediti i na sledeći način: Formira se *ansambl* od N mernih sistema za paralelno merenje signala N istovetnih izvora šuma koji daju signale $s_n(t)$, $n=1,2,\dots,N$, i u istom izabranom trenutku t_1 izvrše se merenje trenutne vrednosti signala svih izvora. Na osnovu ovih N paralelnih uzoraka može se odrediti tkz. ansambl srednje kvadratnih vrednosti signala na N uzoraka

$$\langle s^2(N, t_1) \rangle = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N s^2(t_1), \quad (2.100)$$

koja zavisi od broja identičnih test objekata N i vremenskog trenutka uzorkovanja t_1 . Ako se teorijski uzme beskonačno mnogo uzoraka ($N \rightarrow \infty$) onda se može definisati ansambl srednje kvadratnih vrednosti signala koja ne zavisi od broja uzoraka, već samo od vremena

$$\langle s^2(t) \rangle = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N s^2(t). \quad (2.101)$$

Ako je ansambl srednje kvadratnih vrednosti stohastičkog signala nepromenljiva u vremenu, onda takav signal pripada grupi stacionarnih stohastičkih signala. Takođe, ako je ansambl srednje kvadratna vrednost stohastičkog signala jednaka srednje kvadratnoj vrednosti tog signala koja je dobijena usrednjavanjem u vremenskom domenu

$$\langle s^2(t) \rangle = \bar{s}^2(t), \quad (2.102)$$

onda je taj stohastički signal pored toga što je stacionaran još i ergodički.

Pored srednje kvadratne vrednosti signala, može se, što se tiče opisa srednje vrednosti signala, definisati opštiji slučaj a to je srednja vrednost k -tog stepena signala

$$\bar{s}^k(t) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{+T/2} s^k(t) dt. \quad (2.103)$$

Ako se primeni ansambl usrednjavanje, $\langle s^k(t) \rangle$ predstavlja k -ti moment signala. K -ti moment devijacije signala od srednje vrednosti $\langle (s(t) - \langle s(t) \rangle)^k \rangle$ naziva se k -ti centralni moment. Drugi centralni moment pobuđuje posebnu pažnju posebno u istraživanjima koja se odnose na analizu šuma. Obično se on obeležava sa σ^2 i naziva se *varijansa* ili *disperzija*

$$\sigma^2 = \langle (s(t) - \langle s(t) \rangle)^2 \rangle. \quad (2.104)$$

Kvadratni koren varijanse se naziva *standardna devijacija* ili *efektivna vrednost* stohastičkog signala $s(t)$

$$\sigma = \sqrt{\langle (s(t) - \langle s(t) \rangle)^2 \rangle}. \quad (2.105)$$

Za slučajni signal šuma sa nultom srednjom vrednošću (beli šum) važi

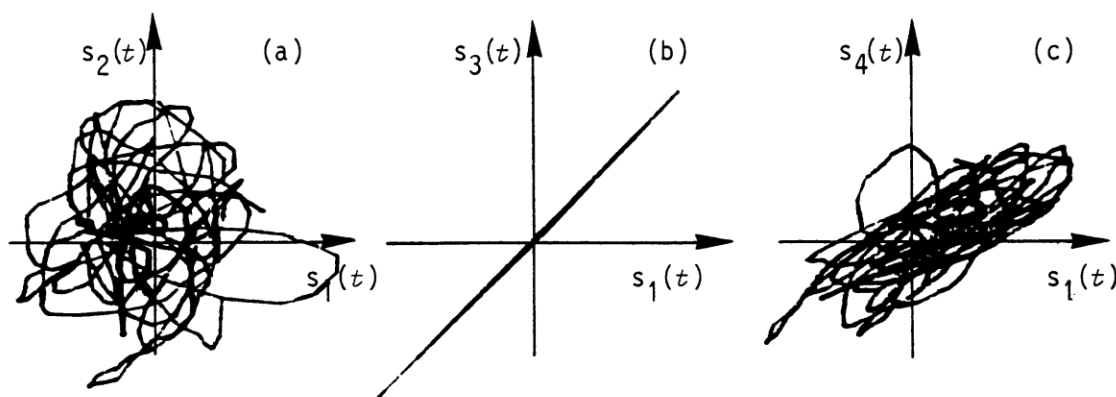
$$\sigma = \sqrt{\langle s^2(t) \rangle}, \quad \langle s(t) \rangle = 0. \quad (2.106)$$

U većini slučajeva slučajni signal šuma može da se u potpunosti okarakterise pomoću njegove varijanse σ^2 . Ako se radi o ergodičkom stohastičkom signalu onda važi

$$\langle s^k(t) \rangle = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{+T/2} s^k(t) dt. \quad (2.107)$$

2.3.2 Korelacija stohastičkih signala

Ako se posmatrana tačka u prostoru nalazi u okruženju sa dva ili više izvora stohastičkog zračenja, onda u toj tački dolazi do superpozicije zračenja tih izvora. Statistička zavisnost ili korelacija između tih signala je od vitalnog značaja za karakterizaciju procesa superpozicije u toj tački. Kao primer karakterizacije statističke zavisnosti signala više stohastičkih izvora putem merenja, uzet je osciloskop koji meri signale četiri izvora šuma u oviru tri različite kombinacije: prva gde se na x kanal osciloskopa dovodi signal šuma $s_1(t)$ a na y kanal $s_2(t)$, druga gde se na x kanal osciloskopa dovodi signal šuma $s_1(t)$ a na y kanal $s_3(t)$ i treća gde se na x kanal osciloskopa dovodi signal šuma $s_1(t)$ a na y kanal $s_4(t)$ (Slike 2.36(a)-(c) respektivno).



Slika 2.37 Merenje signala koji potiču od četiri izvora šuma osciloskopom [70]

Signali $s_1(t)$ i $s_2(t)$ potiču od izvora šuma koji su fizički nezavisni te se očekuje da oni budu nekorelisani i statistički nezavisni. Merenje na slici 2.37a upravo pokazuje takvu činjenicu. Merene vrednosti za signal $s_1(t)$ ni na koji način nisu omogućila niti uticala da se izvede neki zaključak šta može da se očekuje po pitanju merenih vrednosti za signal $s_2(t)$ i obrnuto. Za slučajni šum je $\langle s_1(t) \rangle = 0$ i $\langle s_2(t) \rangle = 0$, pa je uslov statističke nezavisnosti

$$\langle s_1(t) \cdot s_2(t) \rangle = 0. \quad (2.108)$$

Signali $s_1(t)$ i $s_3(t)$ potiču od izvora šuma koji su fizički zavisni te se očekuje da oni budu korelisani i statistički zavisni. Merenje na slici 2.37b pokazuje da su ovi signali linearno zavisni odnosno važi $s_3(t) = a \cdot s_1(t)$. Njihova korelisanosť može da se izrazi na sledeći način

$$\langle s_1(t) \cdot s_3(t) \rangle = a \cdot \langle s_1(t) \cdot s_1(t) \rangle = a \sigma_1^2 \neq 0. \quad (2.109)$$

I na kraju imamo slučaj signala $s_1(t)$ i $s_4(t)$ gde je signal $s_4(t)$ dobijen linearnom

superpozicijom signala $s_1(t)$ i $s_2(t)$, odnosno važi $s_4(t) = a \cdot s_1(t) + b \cdot s_2(t)$. Merenje na slici 2.37c pokazuje da dijagram rasipanja signala ispunjava elipsu sa promenljivim osama. Njihova korelisanost može da se pokaže na sledeći način

$$\langle s_1(t) \cdot s_4(t) \rangle = \langle a \cdot s_1(t) \cdot s_1(t) + b \cdot s_1(t) \cdot s_2(t) \rangle = a \cdot \langle s_1(t) \cdot s_1(t) \rangle = a \sigma_1^2 \neq 0. \quad (2.110)$$

Stepen korelisanosti dva signala se određuje preko *korelacionog koeficijenta* koji se definiše na sledeći način [70]

$$k_{ij} = \frac{\langle s_i(t) \cdot s_j(t) \rangle}{\sqrt{\langle s_i^2(t) \rangle \cdot \langle s_j^2(t) \rangle}} \quad (2.111)$$

Za signale $s_1(t)$ i $s_2(t)$ dobija se

$$k_{12} = 0, \quad (2.112)$$

što znači da su signali $s_1(t)$ i $s_2(t)$ nekorelisani.

Za signale $s_1(t)$ i $s_3(t)$ dobija se

$$k_{13} = 1, \quad (2.113)$$

što znači da su signali $s_1(t)$ i $s_3(t)$ u potpunosti korelisani.

Ako se posmatraju signali $s_1(t)$ i $s_4(t)$, pošto važi

$$\langle s_4^2(t) \rangle = a^2 \sigma_1^2 + b^2 \sigma_2^2 \quad (2.114)$$

korelacioni koeficijent je

$$k_{14} = \frac{a \sigma_1^2}{\sqrt{\sigma_1^2 (a^2 \sigma_1^2 + b^2 \sigma_2^2)}} = \frac{a}{|a|} \frac{1}{\sqrt{1 + \frac{b^2 \sigma_2^2}{a^2 \sigma_1^2}}} < 1, \quad (2.115)$$

što znači da su signali $s_1(t)$ i $s_4(t)$ delimično korelisani. Uopšte za korelacioni koeficijent dva signala važi

$$0 \leq |k_{ij}| \leq 1. \quad (2.116)$$

U praksi je čest slučaj da u nekoj tački u prostoru dođe do superpozicije signala dva stacionarna stohastička izvora, gde jedan signal ima vremensko kašnjenje u odnosu na drugi τ . Označimo signal jednog izvora sa $s_i(t)$, a signal drugog izvora sa $s_j(t)$. Između dva stacionarna stohastička izvora može se definisati *korelaciona funkcija* $c_{ij}(\tau)$ na način [70]

$$c_{ij}(\tau) = \langle s_i(t) \cdot s_j(t - \tau) \rangle. \quad (2.117)$$

Korelaciona funkcija stacionarnih stohastičkih signala ne zavisi od vremena t . U slučaju ergodičkih stohastičkih signala ansambl srednje vrednosti proizvoda dva signala se mogu zameniti srednjim vrednostima proizvoda dva signala u vremenu i obrnuto, pa se korelacina funkcija može izaraziti u obliku

$$c_{ij}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{+T/2} s_i(t) \cdot s_j(t - \tau) dt. \quad (2.118)$$

Ako je u formuli (2.21) $i = j$ (slučaj istog signala) onda se dobija *autokorelaciona funkcija* stohastičkog signala, dok za $i \neq j$ (slučaj signala dva različita izvora) funkcija predstavlja *kros-korelacionu funkciju* dva različita stohastička signala.

2.3.3 Korelacioni spektar i prostorna korelaciona matrica stohastičkih signala

Stacionarni stohastički signal nije moguće opisati u zatvorenom funkcionalnom obliku te proračun integrala tog signala nije moguć. Stoga klasični amplitudski spektar koji egzistira kod determinističkih signala nije moguće izračunati kod stohastičkih signala. Međutim, ako se uzme segment uzorak signala u nekom određenom vremenskom intervalu konačne dužine na tom uzorku se može primeniti spektralna analiza [70]. Neka je segment signala $s(t)$ trajanja T označen sa $s_T(t)$ i definisan na način

$$s_T(t) = \begin{cases} s(t) & , \quad -\frac{T}{2} < t < +\frac{T}{2} \\ 0 & , \quad |t| \geq \frac{T}{2} \end{cases} \quad (2.119)$$

Ovako definisan signal je vremenski odsečen signal ili signal odsečen u prozoru. Furijeova transformacija se može definisati za ovakav signal i ona je data sa

$$S_T(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s_T(t) e^{-2\pi jft} dt. \quad (2.120)$$

U skladu sa tim odgovarajuća inverzna Furijeova transformacija je data kao

$$s_T(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} S_T(f) e^{2\pi jft} df. \quad (2.121)$$

Imajući u vidu (2.119) korelaciona funkcija definisana sa (2.118) može se predstaviti i kao

$$c_{ij}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{+\infty} s_{iT}(t) \cdot s_{jT}(t - \tau) dt. \quad (2.122)$$

U slučaju da je $N \rightarrow \infty$ integrali koji su dati u (2.118) i (2.122) postaju jednaki. Ako se inverzna Furijeova transformacija data sa (2.121) primeni na (2.122) dobija se

$$c_{ij}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{+\infty} \left[\int_{-\infty}^{+\infty} S_{iT}(f) e^{2\pi j f t} df \right] \cdot s_{jT}(t - \tau) dt, \quad (2.123)$$

a nakon zamene sekvence oba integrala dobija se

$$c_{ij}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{+\infty} S_{iT}(f) \cdot \left[\int_{-\infty}^{+\infty} s_{jT}(t - \tau) e^{2\pi j f t} dt \right] df. \quad (2.124)$$

Nakon uvođenja zamene $t - \tau = t'$ i $dt = dt'$ dobija se

$$c_{ij}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{+\infty} S_{iT}(f) e^{2\pi j f \tau} \cdot \left[\int_{-\infty}^{+\infty} s_{jT}(t') e^{2\pi j f t'} dt' \right] df. \quad (2.125)$$

Hermitovim transponovanjem jednačine (2.120) za Furijeovu transformaciju i spektar signala S_{jT} dobija se

$$S_{jT}^*(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s_{jT}(t) e^{2\pi j f t} dt. \quad (2.126)$$

Ako se (2.126) primeni u delu (2.125) dobija se

$$c_{ij}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{+\infty} S_{iT}(f) \cdot S_{jT}^*(f) e^{2\pi j f \tau} df. \quad (2.127)$$

Furijeovom transformacijom korelacione funkcije $c_{ij}(\tau)$ dobija se funkcija $C_{ij}(f)$ koja se naziva *korelacioni spektar* [70,72]

$$C_{ij}(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} c_{ij}(\tau) e^{-2\pi j f \tau} d\tau. \quad (2.128)$$

Primenom (2.128) na (2.127) dobija se

$$C_{ij}(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{+\infty} S_{iT}(f) \cdot S_{jT}^*(f) \left[\int_{-\infty}^{+\infty} e^{2\pi j f \tau} e^{-2\pi j f \tau} d\tau \right] df, \quad (2.129)$$

odnosno

$$C_{ij}(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{+\infty} S_{iT}(f) \cdot S_{jT}^*(f) df. \quad (2.130)$$

Pošto $S_{iT}(f)$ ne postoji za granični slučaj $T \rightarrow \infty$ integracija na desnoj strani izraza (2.130) se mora zameniti ansambl usrednjavanjem proizvoda $S_{iT}(f) \cdot S_{jT}^*(f)$ u skladu sa (2.117) i (2.118)

$$C_{ij}(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \langle S_{iT}(f) \cdot S_{jT}^*(f) \rangle. \quad (2.131)$$

Ako u prostoru imamo N ergodičkih stohastičkih izvora zračenja međusobni uticaj njihovih zračenja se može opisati preko njihovih korelacionih spektara signala koji se predstavljaju preko *korelacione matrice signala* [70,72]

$$\mathbf{C}(f) = \begin{bmatrix} C_{11}(f) & C_{12}(f) & \cdots & C_{1N}(f) \\ C_{21}(f) & C_{22}(f) & \cdots & C_{2N}(f) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{N1}(f) & C_{N2}(f) & \cdots & C_{NN}(f) \end{bmatrix}. \quad (2.132)$$

Ako se korelacioni spektri ergodičkih stohastičkih signala proračunavaju u izabranim tačkama u prostoru onda se često ovako definisana korelaciona matrica naziva prostornom korelacionom matricom stohastičkih signala. Ovako definisana korelaciona matrica \mathbf{C} po svojoj fizičkoj suštini odgovara korelacionoj matrici $\mathbf{R}_{\mathbf{x}\mathbf{x}}$ (2.75) koju smo ranije definisali preko determinističkih signala, tako da se i ona na potpuno isti način može iskoristiti u procesu DoA estimacije korišćenjem odgovarajućih algoritama koji su zasnovani na korelacionoj matrici signala.

3

MODELOVANJE VEŠTAČKIM NEURONSKIM MREŽAMA

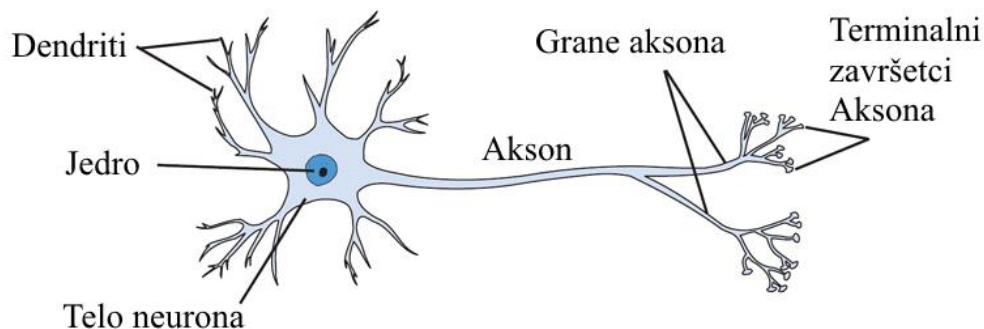
Nervni sistem čoveka zasniva se na paralelnom radu velikog broja asinhronih procesnih jedinica (neurona) koje su međusobno povezane kompleksnom topologijom koja je vremenski promenljiva i prilagodljiva problemu. Zahvaljujući ovome nervni sistem ima sposobnost da uči na osnovu prethodnog iskustva uspostavljajući nove veze između neurona i stvarajući osnovu za generalno rešavanje problema. S obzirom da se skladištenje informacija raspodeljuje na veliki broj neurona, jasno je da se otkaz pojedinih neurona zbog odumiranja pojedinih ćelija tokom vremena ne ugrožava bitno integritet čuvanih podataka. Ogromne mogućnosti koje je priroda podarila nervnom sistemu su decenijama bila izazov za brojne naučnike širom sveta da razvije veštački sistem koji simulira nervnog sistema, danas poznate pod imenom: veštačke neuronske mreže [34-45].

Zahvaljujući ubrzanom razvoju računarskih sistema koji imaju sposobnost enormnog skladištenja i složene matematičke obrade ogromne količine podataka danas je moguće efikasno simulirati ponašanje nervnog sistema bioloških bića pomoću veštačkih neuronskih mreža. Prve rezultate veštačkih neuronskih mreža utemeljili su McCulloch i Pitts još 1943. godine [93]. Nakon intenzivnih istraživanja koje je trajalo do početka sedamdesetih godina došlo se do prvih ohrabrujućih rezultata i konkretnih primena. Međutim i pored toga interesovanje za istraživanja u toj oblasti je naglo opalo nakon izlaska kontraverzne knjige Minsk-og i Pappert-a [94] koji su pokazali da neuronske mreže ipak ne poseduju preveliku procesnu moć i da čak ne mogu da reše ni neke jednostavnije probleme kao što su modelovanje XOR funkcije i sl. Razvojem revolucionarnog *backpropagation* algoritma [95] sredinom osamdesetih godina i pojavom savremenijih računarskih sistema koji su omogućili da se taj algoritam efikasno implementira, otvorila su se vrata da se devedesetih godina istraživači ponovo ozbiljnije posvete ovoj oblasti.

Osnovni koncept veštačke neuronske mreže, za razliku od ostalih biološki inspirisanih pristupa, predstavlja simulacija načina obrade podataka u prirodnim neuronima nervnog sistema a ne sama psihologija rešavanja problema od strane inteligentnih bića [37]. Saglasno tome veštačke neuronske mreže se kao i prirodne sastoje od velikog broja jednostavnih procesnih jedinica - neurona koji su međusobno jako povezani, čime se koristi sva snaga visokoparalelne obrade podataka. S druge strane kao i nervni sistem veštačke neuronske mreže imaju sposobnost učenja na osnovu rešenih primera iz domena problema zahvaljujući promenljivim spregama između neurona koje teže da se u procesu učenja što bolje prilagode problemu.

3.1 Prirodni i veštački neuron

Osnovna gradivna jedinica nervnog sistema je prirodni neuron. Uloga svakog prirodnog neurona, gledajući sa stanovišta prostiranja električnog signala, je da prima električne signale od drugih neurona, integriše ih, i generiše izlazni koji se dalje vodi na ulaze drugih neurona ili na efektore drugih organa kao što su napr. mišići. Prirodni neuron ili nervna ćelija se sastoji iz tri glavna dela: tela neurona, dentrita i aksonskog stabla (Slika 3.1) [96]



Slika 3.1. Prirodni neuron

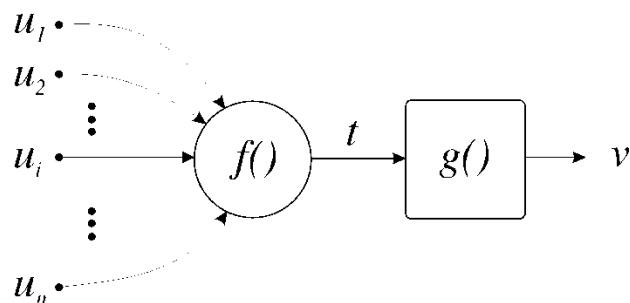
Telo neurona sa svojim organima ima zadatak da obezbedi osnovnu biloško-metaboličku funkcionalnost ćelije. Dentriti predstavljaju produžetke tela ćelije. Njihov osnovni zadatak je da prihvataju nadražaje od strane drugih neurona koji se manifestuju preko električnog signala raspona frekvencije 0-800Hz. Pošto takav signal procesira, neuron svoju aktivnost prenosi dalje preko aksonskog stabla. Aksonsko stablo se na kraju grana tako da se svaka grana dovodi na dentrite (ili direktno na tela) drugih nervnih ćelija. Spojevi između grana aksonskog stabla jednog neurona i dentrita (ili tela) drugih neurona nazivaju se *sinapsama* i način prenosa signala kroz sinapse ima ključnu ulogu u funkcionisanju neurona [37].

Kada je neuron u stanju mirovanja i kada nema nikakvu izlaznu aktivnost, potencijal njegovog tela iznosi oko -70 mV. Kada se dovede neki signal na neku od njegovih sinapsi, neuron prelazi u pobuđeno stanje manifestovano određenim fizičko-hemijskim procesima koji menjaju potencijal neurona. U zavisnosti da li je pobuda došla preko inhibitorne ili ekscitatorne sinapse potencijal tela neurona se smanjuje ili povećava, respektivno. U slučaju da potencijal pređe aktivacioni prag dolazi do pojave izlazne aktivnosti neurona koja rezultuje polarizacijom početnog dela aksonskog stabla. Ta polarizacija se dalje preko aksonskog stabla i sinapsi prenosi na ostale neurone koji dalje procesiraju nadražajni signal. Signal koji neuron generiše na izlazu je različite frekvencije, koja je u direktnoj zavisnosti od veličine prekoračenja aktivacionog praga što znači da neuron funkcioniše slično kao naponsko kontrolisani oscilator. Izlazni signal neurona je reda

veliĉine 100 mV a brzina prostiranja signala duŹ stabla aksona je 120 m/s bez slabljenja [94].

Centralni nervni sistem ĉoveka se sastoji od velikog broja neurona (oko 10^{11}) koji su podeljeni u stotinak grupa [37,97,98]. Primer jedne takve grupe je kora velikog mozga. IstraŹivanjima je pokazano da je svaka grupa zaduŹena za odreĊenu klasu poslova. Neuroni unutar jedne grupe su jako povezani, gde na ulaz jednog neurona moŹe da se dovede od stotinak do nekoliko hiljada izlaza drugih neurona. Pri tome se ne moŹe govoriti o strogoj ureĊenosti povezivanja jer postoje i povratne veze. Grupe su meĊusobno dalje povezane ĉineći nervni sistem ĉoveka. Izvor informacija koje se obraĊuju raspodeljeno i na visokoparalelnom nivou mogu biti ili senzorski organi ili, s obzirom na postojanje povratnih veza, same ćelije nervnog sistema. Nervni sistem je u suštini jedan vrlo sloŹen visokoparalelni nelinearni dinamiĉki sistem obrade podataka.

Osnovna gradivna jedinica veštaĉke neuronske mreŹe je veštaĉki neuron. Arhitektura i funkcionalnost veštaĉkog neurona je potpuno izvedena iz arhitekture i funkcionalnosti prirodnog neurona koji je osnovna gradivna jedinica nervnog sistema. U procesu izgradnje arhitekture veštaĉkih neuronskih mreŹa od vitalnog je znaĉaja razviti odgovarajući model neurona koji će na odreĊenom nivou apstrakcije da opiše zbivanja u prirodnom neuronu. U tom procesu se prvo postavi *matematiĉki* model a zatim se on kasnije realizuje ili pomoću elektronskih kola (*elektronski* model) ili softverskim putem (*softverski* model) [37].



Slika 3.2 Opšti statički model neurona

Zavisno od nivoa apstrakcije pojava u prirodnom neuronu matematiĉke modele je moguće svrstati u dve osnovne klase: dinamiĉke i statičke modele. Dinamiĉki model uzimaju u obzir dinamiku signala u neuronu i izlazni signal je povezan diferencijalnim jednaĉinama sa ulaznim signalom [37]. Statiĉki model neurona zanemaruje dinamiku pojava u neuronu smatrajući da su ulazni signali sporo promenljivi. Mada je dinamiĉki model bliŹi prirodnom neuronu jer moŹe da integriše pobudne signale ipak se u dosadašnjim istraŹivanjima mnogo više koristio statički model. Razlog tome je što se u praksi ne insistira na vernoj simulaciji rada nervnog sistema, već na upotrebi koncepta njegovog funkcionisanja sa ciljem da se izgrade alternativni alati efikasni za

rešavanje širokog spektra raznih problema.

Na slici 3.2 je prikazan opšti statički model neurona koji je do sada najčešće korišćen u istraživanjima a koji je korišćen i za realizaciju neuronskih modela izloženih u narednim poglavljima. Na ulaz neurona se dovode n signala koji predstavljaju pobudu neurona:

$$\mathbf{u}=(u_1, u_2, \dots, u_n)^T \quad (3.1)$$

Na ulazne signale primenjuje se funkcija $f: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}$ koja se zove *funkcija interakcije ulaza* i koja ima zadatak da formira aktivacioni signal neurona:

$$t = f(\mathbf{u}) \quad (3.2)$$

Po formiranju aktivacionog signala na njega se primenjuje *aktivaciona* ili *prenosna* funkcija neurona koja formira izlaz neurona:

$$v = g(f(\mathbf{u})) \quad (3.3)$$

Za funkciju interakcije ulaza najčešće se upotrebljava *linearna funkcija interakcije ulaza*

$$f(\mathbf{u}) = \sum_{i=1}^n w_i u_i \quad (3.4)$$

koja praktično formira aktivacioni signal neurona kao linearnu kombinaciju ulaznih signala.

Neuroni su međusobno povezani u mrežu, pa pobudni signali jednog neurona su ili izlazi drugih neurona ili signali iz okruženja. Težine w_i predstavljaju težine veza sa ostalim neuronima u mreži tj. uticaj sinapsi. Ako je $w_i < 0$ onda je sinapsa inhibitorna, a ako je $w_i > 0$ ekscitatorna. U cilju povećanja procesne moći neurona uvode se nelinearnosti u funkciji interakcije ulaza, obično polinomskog oblika. Primeri takvih funkcija su sledeći [37]:

$$f(\mathbf{u}) = \sum_{i=1}^n w_i^{(1)} u_i + \sum_{i=1}^n w_i^{(2)} u_i^2 \quad (3.5)$$

$$f(\mathbf{u}) = \sum_{i=1}^n w_i^{(1)} u_i + \sum_{i=1}^n w_i^{(2)} u_i^2 + \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n w_{ij}^{(3)} u_i u_j \quad (3.6)$$

Neuroni sa linearnom funkcijom interakcije ulaza (3.4) nazivaju se neuronima *prvog* reda, a sa funkcijama (3.5) i (3.6) neuronima *drugog* reda. Ovako je moguće i konstruisati neurone n -tog reda, gde bi n predstavljao stepen polinoma u funkciji interakcije ulaza.

Što se tiče aktivacionih funkcija najčešće se koriste tri klase takvih funkcija: *linearne*, *odskočne* i *sigmoidalne* funkcije.

Linearne aktivacione funkcije su najprostije funkcije. Od njih su najčešće u upotrebi

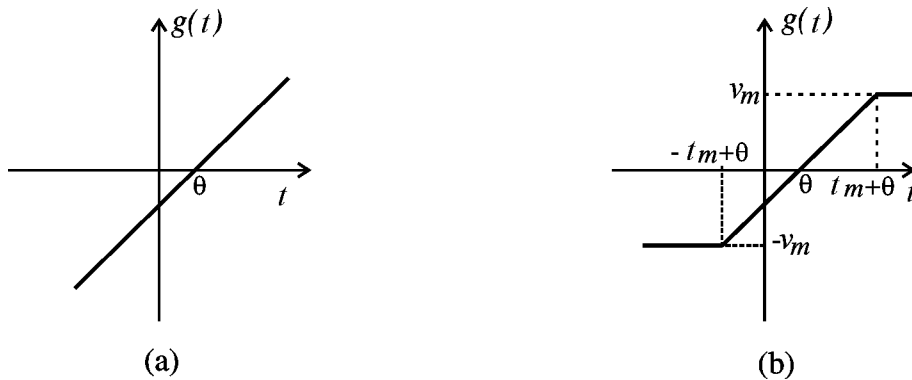
klasična linearna funkcija

$$g(t) = t - \theta \quad (3.7)$$

prikazana na slici 3.3 (a) kao i odsečena linearna funkcija

$$g(t) = \frac{v_m}{2t_m} (|t + t_m - \theta| - |t - t_m - \theta|) \quad (3.8)$$

prikazana na slici 3.3 (b).



Slika 3.3 Linearne aktivacione funkcije: (a) obična i (b) odsečena

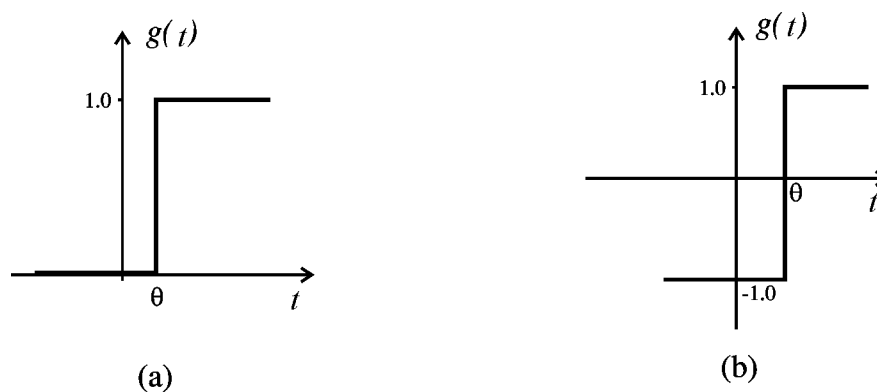
U klasi odskočnih funkcija najčešće su u upotrebi tkz. “0-1” odskočna funkcija

$$g(t) = \begin{cases} 1 & \text{za } t \geq \theta \\ 0 & \text{za } t < \theta \end{cases} \quad (3.9)$$

prikazana na sl. 3.4 (a) i simetrična odskočna funkcija

$$g(t) = \begin{cases} 1 & \text{za } t \geq \theta \\ -1 & \text{za } t < \theta \end{cases} \quad (3.10)$$

data na sl. 3.4 (b).



Slika 3.4 Odskočne aktivacione funkcije: (a) 0-1 i (b) simetrična

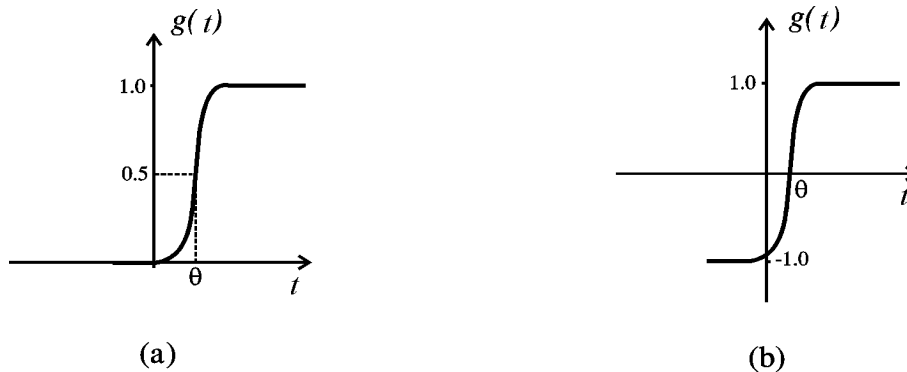
Što se tiče klase sigmoidalnih funkcija tu su karakteristične *logistička sigmoidalna funkcija*

$$g(t) = \frac{1}{1 + e^{-(t-\theta)}} \quad (3.11)$$

prikazana na slici 3.5 (a) kao i *tanges hiperbolička funkcija*

$$g(t) = \frac{e^{(t-\theta)} - e^{-(t-\theta)}}{e^{(t-\theta)} + e^{-(t-\theta)}} \quad (3.12)$$

prikazana na slici 3.5 (b).



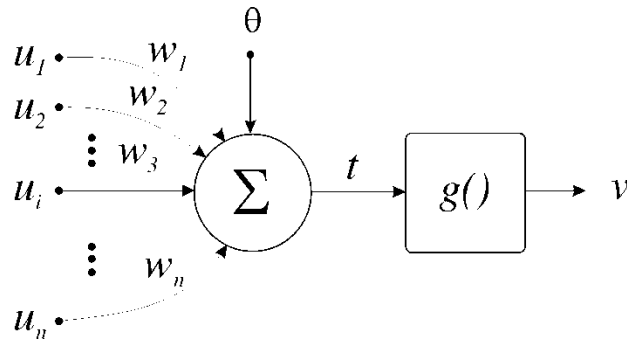
Slika 3.5. Sigmoidalne aktivacione funkcije (a) logistička i tanges hiperbolička (b)

Izuzetno je značajno uočiti da u svim aktivacionim funkcijama figurira vrednost θ koja kad se prekorači dovodi do promene stanja neurona. Ta vrednost predstavlja *aktivacioni prag* ili *bias* neurona koji ima sličnu ulogu kao i aktivacioni prag prirodnog neurona. Neuroni koji imaju linearnu funkciju interakcije ulaza i linearne aktivacione funkcije nazivaju se *linearnim neuronima*, neuroni sa linearnom funkcijom interakcije ulaza i odskočnim aktivacionim funkcijama nazivaju se *binarnim neuronima* a neuroni sa linearnom funkcijom interakcije ulaza i sigmoidalnim aktivacionim funkcijama nazivaju se *sigmoidalnim neuronima*.

3.1.1 Perceptron

Ravoj kompleksnijih arhitektura neuronskih mreža kao i razvoj algoritama za njihovo učenje, istorijski gledano počeo je od ispitivanja mogućnosti jednog samostalnog neurona i razvoja procedura za njegovo učenje. *Perceptron*, kao prvobitnu veštačku neuronsku mrežu od samo jednog samostalnog neurona, izvorno predstavlja binarni neuron (mada se kasnije kroz istoriju pojavila MLP (*MultiLayer Perceptrons*) [34-37] arhitektura gde se nije isključivo koristila klasa odskočnih aktivacionih funkcija, već se koristila klasa kako linearnih tako i sigmoidalnih funkcija). Ime je nasleđeno iz [99] gde je dat jedan od prvih algoritma za učenje usamljenog neurona.

Saglasno opštoj arhitekturi binarnog neurona, arhitektura perceptrona data je na slici 3.6.



Slika 3.6. Perceptron

Ako se za aktivacionu funkciju uzme simetrična odskočna funkcija, na osnovu formula za funkciju interakcije ulaza (3.4) i i aktivacionu funkciju (3.3) i (3.10), izlazni signal iznosi

$$v = g(t) = \begin{cases} +1 & \text{ako je } \sum_{i=1}^n w_i u_i + \theta > 0 \\ -1 & \text{ako je } \sum_{i=1}^n w_i u_i + \theta < 0 \end{cases} \quad (3.13)$$

Pošto je izlaz perceptrona praktično binaran, ako se i na njegove ulaze dovode binarni signali on će realizovati neku od logičkih funkcija. Pošto je na njegove ulaze moguće dovesti 2^n različitih uzoraka, a izlaz ima dva stanja postoje 2^{2^n} različitih logičkih funkcija koje povezuju n ulaza i jedan izlaz. Perceptron nije u stanju da realizuje sve funkcije iz tog skupa, već samo *linearno separabilne* funkcije. Broj takvih funkcija je obično mnogo manji od ukupnog broja svih funkcija, pa je procesna snaga veštačke neuronske mreže od samo jednog neurona obično nedovoljna za rešavanje problema [37].

Da bi se razjasnila priroda linearnih separabilnih funkcija, i šta to ograničava perceptron na realizaciju samo tih funkcija, mora se analizirati zavisnost stanja perceptrona od njegove pobude. Iz izraza (3.13) se jasno vidi da će perceptron imati dva stanja: stanje čija je vrednost izlaza -1 ili neaktivno stanje, i stanje čija je vrednost izlaza $+1$ ili aktivno stanje. Ako je vrednost aktivacionog signala jednak pragu θ , tj. kada važi

$$\sum_{i=1}^n w_i u_i + \theta = 0 \quad (3.14)$$

perceptron ne može doneti odluku da li treba da aktivira svoje stanje ili ne. Drugim rečima izraz (3.14) predstavlja jednačinu *granice odlučivanja* perceptrona. Ako se sve to posmatra u \mathbf{R}^n ulaznom prostoru, ulazni vektori \mathbf{u} će predstavljati tačke u prostoru, a granica odlučivanja će biti hiper ravan čiji su koeficijenti težine veza w_i i prag θ . Za slučaj sa dva ulaza jednačina granice odlučivanja data je izrazom

$$u_1 w_1 + u_2 w_2 + \theta = 0 \quad (3.15)$$

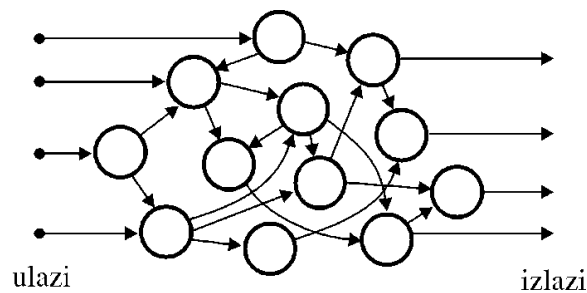
ili drugačije

$$u_2 = -\frac{w_1}{w_2} u_1 - \frac{\theta}{w_2} \quad (3.16)$$

što u dvodimenzionalnom prostoru predstavlja pravu. To znači da praktično perceptron funkcioniše tako što njegova granica odlučivanja deli prostor ulaznih uzoraka na dva dela. Uzorci koji leže sa jedne strane granice imaju vrednost +1 (aktiviraju perceptron), a uzorci sa druge strane -1 (neće aktivirati perceptron). Kaže se da perceptron *klasifikuje* uzorke kao +1 ili -1.

3.1.2. Veštačke neuronske mreže

Jedan izolovani veštački neuron sam po sebi ima malu procesnu moć. Zato se u daljim istraživanjima, u skladu sa postojećom analogijom kod nervnog sistema, vrlo brzo prešlo na istraživanja procesnih mogućnosti skupa međusobno povezanih veštačkih neurona. Tako su nastale prve veštačke neuronske mreže [34,37] koje su pokazale neuporedivo veće mogućnosti u rešavanju složenijih problema od izolovanog neurona.



Slika 3.7 Opšta arhitektura veštačke neuronske mreže

Kao što je ranije diskutovano, neuron predstavlja element sa više ulaza i jednim izlazom. Veštačka neuronska mreža nastaje kada se izlazi iz jednih neurona dovode na ulaze drugih neurona. Jedan broj neurona ostvaruje vezu neuronske mreže sa radnim okruženjem. Neuroni koji dobijaju podatke (signale) iz okruženja i prosleđuju ih drugim neuronima mreže dalje na obradu su *ulazni neuroni*. Neuroni koji generišu podatke (signale) namenjeni određenim akcijama okruženja su *izlazni neuroni*. Ostali neuroni koji nisu u direktnoj sprezi sa okruženjem i koji služe za obradu informacija iz spoljne sredine su *skriveni (hidden) neuroni*. U skladu sa tim, jedna opšta arhitektura veštačke neuronske mreže, gde svaki neuron može biti povezan sa svakim, prikazana je na slici 3.7.

Ako se sa w_{ij} označi težina veze od i -tog do j -tog neurona, pri čemu je $w_{ij}=0$ ako ta dva neurona nisu povezana, onda se može reći da matrica $\mathbf{w}=[w_{ij}]_{N \times N}$ u potpunosti definiše arhitekturu mreže. Ako se posmatra prirodni nervni sistem, uređenost povezivanja neurona nije uobičajena stvar. Međutim, kod veštačkih neuronskih mreža, sama priroda njihove konkretne primene i različite procedure učenja, nameću potrebu za određenom uređenošću u njihovoj topologiji. Na osnovu topologije povezanosti neurona, može se izvršiti određena podela arhitekture neuronskih mreža.

Na osnovu toga da li postoje povratne veze između neurona u veštačkoj neuronskoj mreži, mogu se oučiti dve osnovne klase neuronskih mreža: mreže sa povratnim vezama i mreže bez povratnih veza. Prve su poznate kao *rekurentne*, dok su druge *nerekurentne* ili poznatije kao *feed-forward* mreže [34-37].

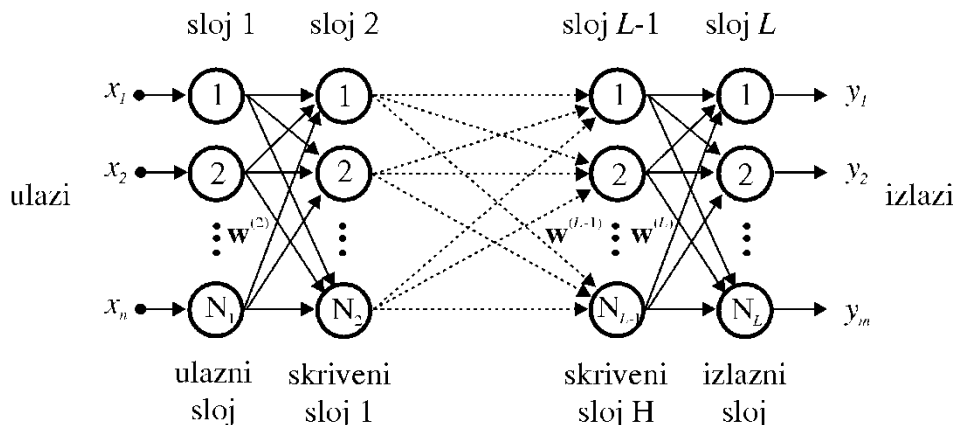
Kod nerekurentnih mreža je tok signala jasno usmeren od ulaza ka izlazu i ne postoji nikakva povratna petlja koja bi omogućila da stanje signala na izlazu nekog neurona u predhodnom trenutku utiče na stanje izlaza istog tog neurona u narednom trenutku. Karakteristične strukture za ovu klasu mreža su one koje su organizovane na principu slojevite topologije, gde se pod slojem neurona podrazumeva skup neurona koji nisu međusobno povezani. Izlazi neurona jednog sloja su ulazi neurona drugog sloja. Najpoznatija arhitektura mreže sa ovakvom strukturom je ranije već pomenuta *višeslojna perceptronska mreža (MLP)*.

3.1.3. Višeslojne perceptronske (MLP) mreže

Višeslojna perceptronska mreža (MLP mreža) [34-37,41] predstavlja najopštiju strukturu nerekurentnih neuronskih mreža. Ona ima sposobnost da sa visokom tačnoću aproksimira sve osnovne klase funkcija koje uključuje neprekidne i integrabilne funkcije. Zbog takve svoje sposobnosti ona je veoma pogodna za modelovanje visokonelinearnih višedimenzionalnih problema koji su karakteristični za mikrotalasno projektovanje.

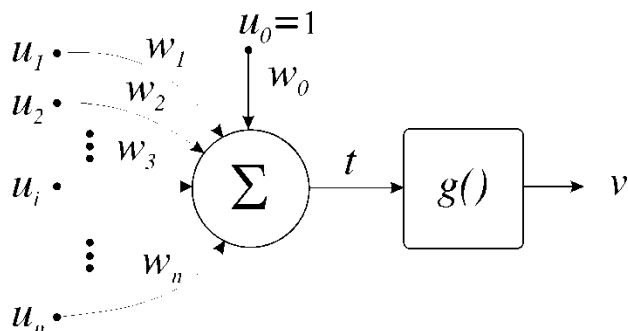
Saglasno feed-forward strukturi neuroni su grupisani u slojeve. Slojevi su međusobno kaskadno povezani. Za dva sloja u kaskadi koja su međusobno povezana kaže se da su slojevi susedi. Neuroni u prvom sloju imaju samo po jedan ulazni priključak i oni imaju zadatak da prihvate signal pobude mreže \mathbf{x} . Taj sloj se naziva *ulaznim* slojem mreže. Neuroni u poslednjem sloju generišu izlazni signal mreže \mathbf{y} i taj sloj se naziva *izlaznim* slojem. Ostali slojevi mreže se nazivaju *skrivenim* slojevima mreže. Na ulaz svakog neurona sloja dovode se signali sa izlaza svih neurona prethodnog sloja, a sa izlaza svakog neurona signal se usmerava ka ulazima svih

neurona u narednom sloju. Na slici 3.8 je prikazan arhitektura MLP mreže sa L slojeva; jednim ulaznim, jednim izlaznim i sa $H=L-2$ skrivenih slojeva. Ukupan broj slojeva MLP mreže se u literaturi često označava sa n umesto sa L , tako da će se u nastavku disertacije koristiti oznaka n .



Slika 3.8 Višeslojna perceptronska mreža

Svi neuroni MLP mreže, osim ulaznih neurona, koji su praktično baferski neuroni jer samo prihvataju ulazne signale i prosleđuju ih bez procesiranja na prvi skriveni sloj, ponašaju se saglasno ranijoj opisanoj arhitekturi perceptrona. Međutim, iz razloga jednostavnije analize složenije integracije neurona, kao što je na primer MLP mreža, dobro je da se umesto standardnog perceptrona posmatra njemu funkcionalna ekvivalentna arhitektura, gde se realizacija biasa prebacuje u funkciju integracije ulaza. Prikaz jedne takve arhitekture prikazan je na slici 3.9.



Slika 3.9 Neuron MLP mreže sa realizacijom biasa preko funkcije integracije ulaza

Ovde se bias realizuje na taj način što se na neuron pored n ulaza dovodi još jedan dopunski ulaz u_0 sa težinom veze w_0 . Na taj ulaz se ne vezuje ni jedan izlaz iz nekog neurona, već se na njega dovodi signal konstantne vrednosti $u_0=1$. U skladu sa tim aktivacioni signal neurona iznosi

$$t = \sum_{i=0}^n w_i u_i \quad (3.18)$$

pa je signal na izlazu tog neurona

$$v = g \left(\sum_{i=0}^n w_i u_i \right) \quad (3.19)$$

Lako je videti da je vrednost w_0 u izrazu u stvari bias neurona θ .

Ako se sa $w_{ij}^{(s)}$ označi težina veze između i -tog neurona u sloju $s-1$ i j -tog neurona u sloju s a sa N_i broj neurona u s -tom sloju, onda se sa $\mathbf{w}^{(s)}$ može označiti matrica težina sloja s čije su dimenzije $N_{s-1} \times N_s$. Matrica $\mathbf{w}^{(1)}$ nije definisana jer je sloj 1 ulazni sloj. Takođe se može definisati vektor težina cele MLP mreže kao

$$\mathbf{w} = [w_{01}^{(2)}, w_{11}^{(2)}, w_{21}^{(2)}, \dots, w_{N_{L-1}N_L}^{(L)}]^T \quad (3.20)$$

gde $w_{0j}^{(s)}$ predstavlja bias j -tog neurona u sloju s . Izlaz j -tog neurona u sloju s $v_j^{(s)}$ iznosi

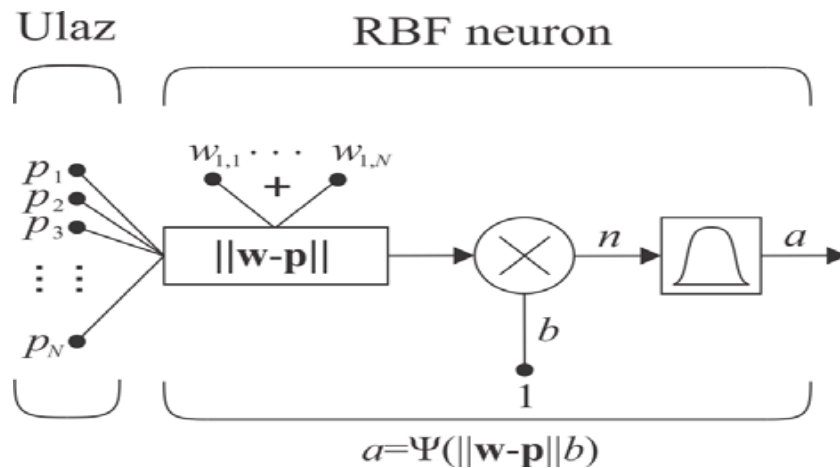
$$v_j^{(s)} = g_j^{(s)} \left(\sum_{i=0}^{N_{j-1}} w_{ij}^{(s)} u_i^{(s)} \right) \quad (3.21)$$

gde je $u_i^{(s)}$ vrednost signala na i -tom ulazu j -tog neurona sloja s , a $g_j^{(s)}$ predstavlja aktivacionu funkciju j -tog neurona sloja s . S obzirom da je i -ti ulaz j -tog neurona sloja s vezan za izlaz i -tog neurona sloja $s-1$ izraz 4.21. se može drugačije napisati kao

$$v_j^{(s)} = g_j^{(s)} \left(\sum_{i=0}^{N_{j-1}} w_{ij}^{(s)} v_i^{(s-1)} \right) \quad (3.22)$$

3.1.4. Radijalno bazisne - RBF neuronske mreže

Struktura, karakteristike i funkcionisanje radijalnih bazisnih mreža (*RBFNNs, Radial Basis Function Neural Networks*) su opisane u velikom broju referenci [34-36,40-42]. Neuronska mreža je sistem sastavljen od velikog broja jednostavnih elemenata za obradu podataka koji rade paralelno. Donošenje odluka kod svih elemenata (neurona) se vrši istovremeno uvažavajući i promene u globalnom stanju mreže. Način i efikasnost rada neuronske mreže zavisi od brojnih parametara: strukture, težinski koeficijenti, veze između neurona, način obrade i dr. U poređenju sa višeslojnim MLP neuronskim mrežama, RBF mreže mogu da sadrže znatno veći broj neurona u skrivenom sloju, imaju bolju konvergenciju i daju odlične rezultate u slučaju velikih skupova za obuku [34,41,42].



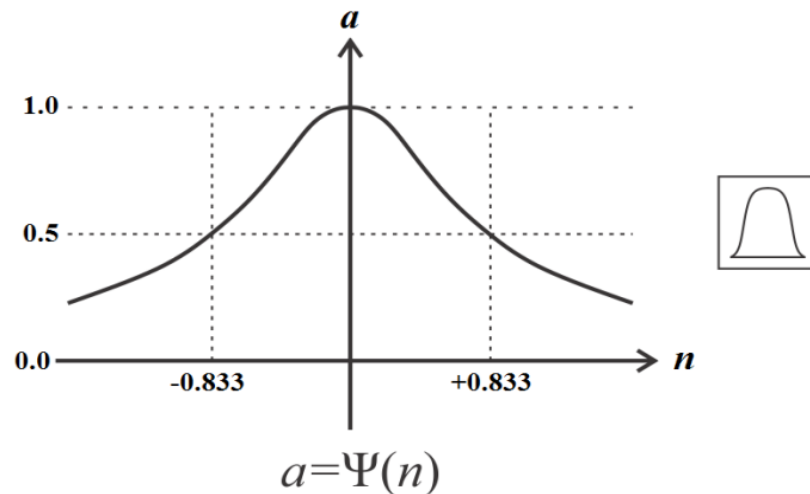
Slika 3.10 Matematički model RBF neurona [100]

Na Slici 3.10 prikazan je model jednog RBF neurona. U ovom slučaju se elementi ulaznog vektora ne množe se težinskim koeficijentima veza kao kod MLP neurona, već se određuje vektor rastojanja između vektora težina w i ulaznog vektora p . Funkcija $\|w-p\|$ na slici 3.16 u suštini predstavlja skalarni proizvod ulaznog vektora p i odgovarajuće vrste matrice težinskih koeficijenata [100]. Prenosna funkcija RBF neurona (Sl. 3.11) data je sledećim izrazom:

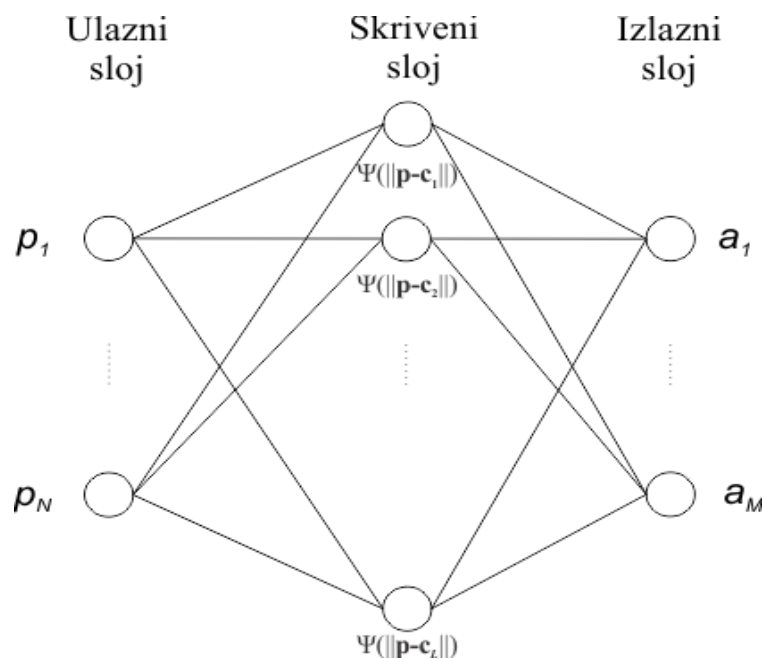
$$\Psi(n) = e^{-n^2} \quad (3.23)$$

Sa grafika se jasno vidi da vrednost funkcije raste sa smanjivanjem rastojanja između vektora w i p . Kada je ulazni vektor p jednak svom težinskom vektoru w , funkcija ima maksimalnu vrednost jednaku jedinici. Pobuda b utiče na osetljivost RBF neurona.

Struktura RBF neuronskih mreža (Sl.3.12) podrazumeva postojanje tri sloja neurona: ulazni, izlazni i jedan skriveni sloj. Izlaz svakog neurona iz jednog od ova tri sloja je povezan sa ulazima svih neurona iz narednog sloja, dok veze između neurona na nivou sloja ne postoje [41,42,100]. I ovde svaki neuron karakteriše prenosna funkcija, a vezu između neurona težinski koeficijent (težina). U ulaznom i izlaznom sloju neuroni imaju linearne prenosne funkcije, dok su neuroni u skrivenom sloju su okarakterisani nelinearnom (radijalno-bazisnom) prenosnom funkcijom.



Slika 3.11 Radijalna bazisna funkcija



Slika 3.12 Struktura RBF neuronske mreže

Broj neurona u ulaznom sloju mreže jednak je broju elemenata ulaznog vektora, N . Skriveni sloj ima ukupno $n=L$ neurona, od kojih svaki ima odgovarajući centar c_l , $l=1, 2, \dots, n=L$. Skriveni sloj najpre vrši izračunavanje rastojanja između ulaznog vektora i odgovarajućeg centra, nakon čega se primenjuje radijalna funkcija, označena sa ψ . Dobijena skalarna vrednost se prosleđuje do izlaznog sloja. Izlazni sloj mreže izračunava linearne kombinacije vrednosti dobijenih u skrivenom sloju i prosleđuje ih okruženju. Ovaj sloj je linearan, sa dimenzijama jednakim broju izlaza neuronske mreže, M .

Princip funkcionisanja RBF neuronske mreže se može obrazložiti na sledeći način. Izlaz iz neurona u skrivenom sloju zavisi od razlike između ulaznog vektora i težinskog vektora, odnosno

od centara neurona. Ukoliko je ova razlika velika, izlaz iz neurona biće blizak nuli i imaće zamemarljiv efekat na linearne neurone u izlaznom sloju. Nasuprot ovome, u slučaju da je ulazni vektor blizak težinskom vektoru, izlaz neurona u skrivenom sloju je blizak jedinici i ima značajan uticaj na izlazne neurone. Za svaki ulazni vektor izračunava se vektor razlike u odnosu na težinski vektor. Ulaz neurona u skrivenom sloju jednak je proizvodu vektora razlike i pobude (biasa) i deluje kao argument radijalno bazisne funkcije (3.23) koja daje izlaz iz neurona. Ako je argument blizak nuli (slučaj kada je ulazni vektor blizak težinskom vektoru), izlaz će biti blizak jedinici, a u slučaju da je razlika ulaznog i težinskog vektora velika, izlaz neurona će biti blizak nuli.

Algoritmi za učenje RBF neuronskih mreža se međusobno razlikuju po načinu izbora centara radijalnih bazisnih funkcija. Naime, određivanje centara neurona u skrivenom sloju se suštinski razlikuje od izračunavanja linearnih težina od skrivenog prema izlaznom sloju RBF mreže. Optimizacija centara je nelinearan proces i predstavlja najkritičniji deo procesa obuke. Mreža se obučava setom ulazno-izlaznih vektora. U toku procesa obuke, skrivenom sloju se dodaje po jedan neuron po iteraciji sa centrom koji odgovara ulaznom vektoru sa najvećom greškom. Nakon toga, vrši se ažuriranje težina između neurona. Ova procedura se ponavlja sve dok se ne ispuni prethodno definisani kriterijum za srednje kvadratnu grešku (MSE - *Mean Squared Error*), ili maksimalni broj neurona u skrivenom sloju. Standardna devijacija (*spread*) radijalno-bazisne funkcije ima istu vrednost za sve neurone u skrivenom sloju. Pošto optimalna vrednost ovog parametru nije unapred poznata, ona se obično eksperimentalno određuje kroz obuku nekoliko neuronskih modela i poređenjem njihovih performansi. Konačan broj neurona u RBF mreži poznat je tek nakon njene obuke. Jednom obučena mreža daje tačne rezultate i ulazni vektor koji nisu korišćeni u procesu obuke. Performanse obučениh RBF mreža mogu se izraziti preko statističkih parametara kao što su maksimalna greška (WCE (%) - *Worst Case Error*), srednja greška (ACE (%) - *Average Case Error*) i *Pearson Product-Moment* korelacioni koeficijent, r koji pokazuje u kojoj meri odziv odgovara referentnim vrednostima.

3.1.5. Implementacija MLP i RBF neuronskih mreža u okviru programskog paketa MATLAB

Softversko okruženje MATLAB [100] poseduje *Neural Network Toolbox* namenjen softverskom dizajniranju i implemetaciji neuronskih mreža. Ovaj *toolbox* sadrži niz softverski realizovanih funkcija koje su na raspolaganju korisniku u postupku dizajniranja i upotrebe neuronske mreže u postupcima modelovanja problema. Pošto je osnovna predstava podataka u

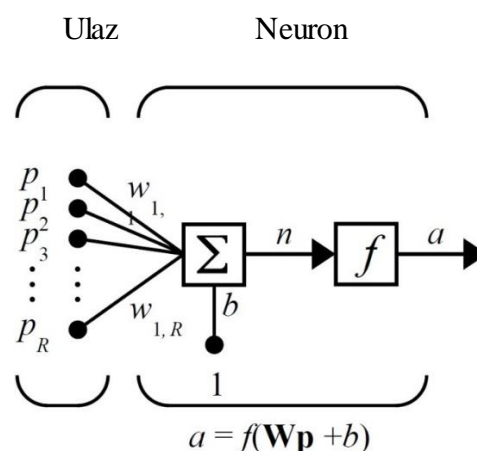
MATLAB okruženja zasnovana na matričnim strukturama i matričnim proračunima potrebno je tok podataka koji se obrađuje ranije predstavljenim funkcijama, funkcijom integracije ulaza (3.4) i aktivacionom funkcijom neurona (3.3) predstaviti u matričnom obliku. U skladu sa tim, neuron sa ulaznim vektorom (vektor ulaza) sa R elemenata je pokazan na Sl.3.13. Individualni elementi ovog vektora p_1, p_2, \dots, p_R su pomnoženi težinskim koeficijentima (težinama) $w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,R}$ i vrednosti ovih modifikovanih ulaza su dovedene na sabirački sklop. Njihova suma je vektorski proizvod \mathbf{Wp} (proizvod matrice težina $\mathbf{W}=[w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,R}]$ sa jednom vrstom i vektora $\mathbf{p}=[p_1, p_2, \dots, p_R]$). Neuron ima skalarnu funkciju pobude b (bias) koje se dodaje opterećenom ulaznom vektoru generišući skalarnu veličinu $n, n = w_{1,1} p_1 + w_{1,2} p_2, \dots, w_{1,R} p_R$,

koja se može napisati u MATLAB kodu u obliku

$$n = \mathbf{W} * \mathbf{p} + b \quad (3.24)$$

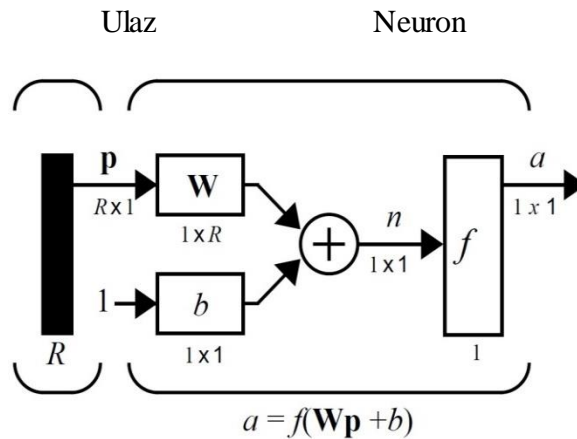
Veličina n ima ulogu argumenta transfer funkcije f , tako da se izlaz iz neurona konačno može predstaviti u obliku

$$a = f(n) = f(\mathbf{Wp} + b) \quad (3.25)$$



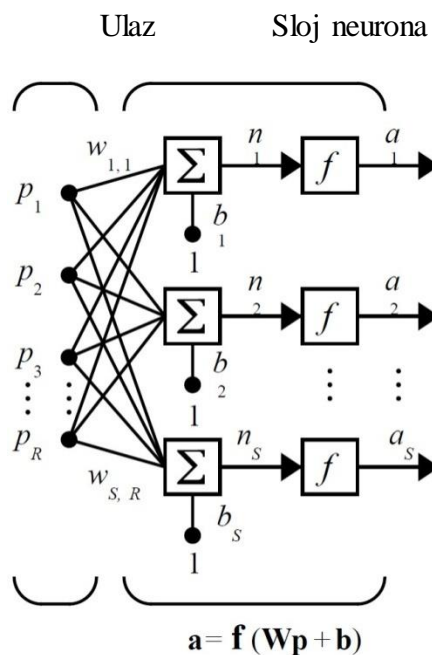
Sl. 3.13 Prikaz funkcionisanja neurona sa više ulaza sa prikazom podataka u matričnom obliku [100]

Kada se razmatraju neuronske mreže sa više slojeva i sa velikim brojem neurona situacija je daleko složenija. Zbog toga se koristi pojednostavljen prikaz i odgovarajuća notacija Sl.3.14. Sve veličine su prikazane kao matrice veličine sa odgovarajućim dimenzijama (broj vrsta i broj kolona), pri čemu su skalrne veličine dimenzija 1x1. Funkcija pobude deluje kao težinska funkcija sa jediničnim ulazom.



Sl. 3.14 Pojednostavljen prikaz funkcionisanja neurona sa više ulaza sa prikazom podataka u matričnom obliku

Model funkcionisanja jednog sloja neuronske mreže sa S neurona prikazan je na Sl.3.15.

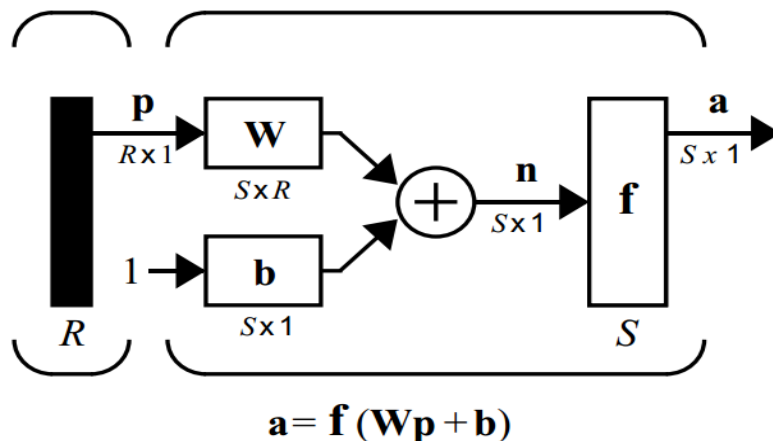


Sl.3.15 Prikaz funkcionisanja jednog sloja neuronske mreže

Sa istom argumentacijom može se uspostaviti pojednostavljeni model sa odgovarajućom notacijom Sl. 3.16. Zapaža se da su veličine \mathbf{b} i \mathbf{a} sada vektorske veličine.

U skladu sa tim, funkcijska predstava rada neuronskog sloja u MATLAB notaciji može se predstaviti na način

$$\mathbf{a} = \mathbf{f}(\mathbf{n}) = \mathbf{f}(\mathbf{W}\mathbf{p} + \mathbf{b}) \quad (3.25)$$



Sl.3.16 Pojednostavljeni prikaz funkcionisanja sloja neuronske mreže.

U okviru MATLAB okruženja korisniku je na raspolaganju skup funkcijskih podprograma (kraće funkcija) koji su namenjeni radu sa predstavjenim strukturama. Jedna od karakterističnih funkcija je funkcija *newff()* koja kreira novu neuronsku mrežu sa N slojeva i prostiranjem signala unapred koja može imati jedan ili više neuronskih slojeva koji su predstavljeni slikom 3.16. Sintaksa ove funkcije je [100]

```
net = newff(P,T,[S1 S2...S(N-1)],{TF1 TF2...TFN1}, BTF,BLF,PF,IPF,OPF,DDF)
```

gde se koriste sledeći argumenti funkcije

P - $R \times Q_1$ matrica od Q_1 uzoraka gde je svaki uzorak prestavljen ulaznim vektorom sa R elemenata

T - $S_N \times Q_2$ matrica od Q_2 uzoraka gde je svaki uzorak prestavljen ciljnim vektorom sa S_N elemenata

S_i - Veličina (broj neurona) i -tog sloja, $0 \leq i \leq N-1$, *default* vrednost= []. (veličina S_N je definiisana vektorom T.)

TF_i - Aktivaciona funkcija i -tog layer. (*Default* = 'tansig' za skrivene slojeve i 'purelin' za izlazni sloj.)

BTF - Funkcija za obuku mreže (*Backpropagation network training function*) (default = 'trainlm')

BLF - Funkcija za učenje mreže (*Backpropagation weight/bias learning function*) (default = 'learngdm')

IPF- Matrica funkcija ulaznog preprocesiranja podataka (*Row cell array of input processing functions*). (Default = {'fixunknowns','removeconstantrows','mapminmax'})

OPF - Matrica funkcija izlaznog preprocesiranja podataka (*Row cell array of output processing functions*). (Default = {'removeconstantrows','mapminmax'})

DDF- Funkcija podele podataka (*Data divison function*) (default = 'dividerand')

3.2. Razvoj neuronskog modela

Jedna od osnovnih ideja primene neuronskih mreža je uvođenje neuronskog modela u slučajevima kada se klasični fizički/EM model suočava sa poteškoćama najrazličitije prirode (različita ograničenjima matematičke prirode, veliki harversko-softverski zahtevi u toku implementacije, sporost izračunavanja) a razni aproksimativni (polinomski, empirijski) modeli ne daju zadovoljavajuću tačnost izračunavanja. Sam proces razvoja neuronskog modela može biti čak teži i sporiji od razvoja nekih klasičnih modela. Međutim kada se neuronski model jednom uspešno razvije, njegova simulaciona brzina u fazi upotrebe nadaleko nadmašuje brzine drugih klasičnih modela. To je zahvaljujući samoj prirodi neuronske mreže čija arhitektura omogućava visokoparalelnu obradu i izuzetno brzo prostiranje signala od ulaza ka izlazu [34,41]. Takođe već razvijeni neuronski model može mnogo lakše da se menja i doraduje od klasičnih modela ako problem koji se modeluje to zahteva [101,102.]

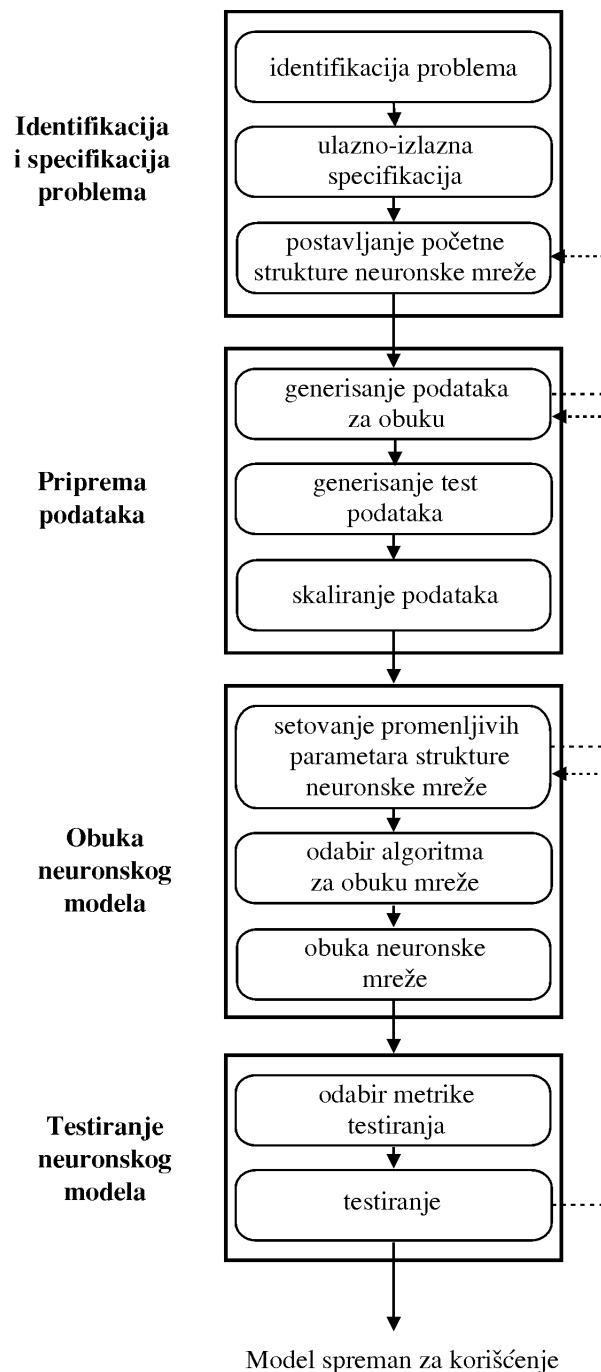
3.2.1 Faze razvoja neuronskog modela

Proces razvoja neuronskog modela može se podeliti u nekoliko karakterističnih sukcesivnih faza. Zavisno od oblasti primene neuronskog modela zadaci koji se izvršavaju u

okviru svake faze mogu da se razlikuju. Ovde će biti izložene faze razvoja neuronskog modela sa zadacima i njihovim problemima, koje su sa uspehom primenjene u oblasti mikrotalasnog tehnike [41,101]. Te faze su sledeće (Slika 3.17):

A. *Identifikacija i specifikacija problema*

U ovoj fazi se analizira problem koji treba da se modeluje, uočavaju se ulazne i izlazne veličine koje trebaju da se modeluju, i na osnovu toga postavlja se početna arhitektura neuronske mreže.



Slika 3.17 Karakteristične faze u procesu razvoja neuronskog modela

B. Priprema podataka za neuronsku mrežu

Priprema podataka za neuronsku mrežu obuhvata dva karakteristična zadatka: pripremu podataka za obuku mreže (generisanje trening skupa) i pripremu podataka za testiranje obučenog modela (generisanje test skupa). Treći zadatak po potrebi može da se implementira u ova dva a to je skaliranje podataka. Skaliranje podataka podrazumeva takvo preprocesiranje ulaznih podataka neuronske mreže koja će pomoći mreži da radi u oblasti tkz. maksimalne dinamičke osetljivosti, čime se dobija se na tačnosti modelovanja, a ne dolazi do gubitka informacija.

C. Obuka neuronskog modela

U ovoj fazi se postavljaju promenljivi parametri neuronske mreže kao što su na primer kod MLP mreže: inicijalne vrednosti težina, broj skrivenih slojeva i broj neurona u skrivenim slojevima. Zatim se vrši biranje algoritma za obuku mreže koji se zatim i startuje i nadgleda.

D. Testiranje neuronskog modela

Testiranje neuronskog modela ima zadatak da odredi meru uspešnosti obuke neuronskog modela tj. da li je model dobro obučen i spreman za upotrebu ili nije. Da bi se to uradilo potrebno je prvo odrediti kriterijumske veličine (metriku) za merenje uspešnosti obuke modela a zatim obučeni model i istestirati pripremljenim test podacima.

3.2.2 Obuka veštačke neuronske mreže

Obuka neuronskog modela ima zadatak da formira neuronski model koji će zadovoljiti zadati kriterijum greške na trening skupu i koji će biti spreman za fazu testiranja pre eventualne upotrebe [41,101]. U ovoj fazi se prvo postave svi promenljivi parametri mreže, zatim se na osnovu strukture mreže izabira algoritam za obuku i na kraju se pokreće nadgledani proces obuke neuronske mreže.

Promenljivi parametri mreže koji treba da se zadaju pre startovanja obuke su za regularnu feed-forward strukturu broj skrivenih slojeva, brojevi neurona u svakom od skrivenih slojeva i početne vrednosti težina veza. Prva dva parametra se samo jednom postave pre obuke neuronske mreže i u toku obuke su nepromenljivi osim ako nije u pitanju dinamički tip obuke. Vrednosti na koje se ti parametri prvo postave su vrednosti koje su pretpostavljene još u fazi identifikacije problema. Međutim ako se obuka modela ne završi zadovoljavajuće onda se ti parametri koriguju

pre ponovne obuke neuronske mreže. Korekcija je prvo blagog karaktera, kreće se sa dodavanjem ili oduzimanjem neurona u skrivenim slojevima, ali ako ona ne da zadovoljavajuće rezultate onda može doći do izbacivanja ili ubacivanja čitavog skrivenog sloja. O uticaju broja skrivenih slojeva i broja neurona u njima na modelovanje problema već je bilo reči u fazi identifikacije problema. Uticaj broja neurona na tačnost modelovanja biće ponovo dotaknut kada se bude diskutovalo o efektu preučenosti i nedovoljne obučenosti neuronskog modela.

Težine veza kreću od svojih početnih vrednosti i menjaju se tokom obuke mreže u skladu sa korišćenim algoritmom za obuku a sve u cilju minimizacije greške izlaza na trening skupu. Kao što je već ranije diskutovano zbog same definicije iterativnog spusta proces obuke će da dosegne tačnu vrednost minimuma tek posle beskonačnog broja iteracija. Zato se proces prekida ili posle određenog broja iteracija za koji se smatra da je dovoljan da iterativni spust dođe u blisku okolinu minimuma funkcije greške ili kada proces obuke dosegne željenu tačnost obuke na trening skupu, odnosno vrednost funkcije greške padne ispod maksimalne tolerisane greške obuke

$$E(\mathbf{w}) < E_t(\mathbf{w}) \quad (3.26)$$

Izlaz po prvom kriterijumu takođe omogućava da se proces obuke prekine ako se iterativni spust zarobi u nekom lokalnom minimumu koji ne zadovoljava kriterijum definisan izrazom (3.26), ili kada ni globalni minimum, zbog samog izbora arhitekture neuronske mreže, ne zadovoljava taj isti kriterijum. Ako se desio izlaz po prvom kriterijumu, a greška modela je i dalje iznad tolerisane greške, onda se obično prvo pretpostavlja da je došlo do zarobljavanja procesa u lokalni minimum, pa se popravka situacije vrši na taj način što se za istu strukturu mreže izvrši ponovni proces obuke ali sada sa drugim početnim vrednostima za težine mreže. Ako više takvih uzastopnih pokušaja ne dovede do smanjivanja greške na željeni nivo, onda se pretpostavlja da sama struktura neuronske mreže nameće globalni minimum greške koji je veći od maksimalne dopustive greške na trening skupu, pa se pre ponovne obuke modela moraju izvršiti promene u strukturi mreže.

3.2.3 Testiranje veštačke neuronske mreže

Pre nego što počne da se koristi, neuronski model nakon obuke treba detaljno istestirati u cilju određivanja njegovog konačnog kvaliteta obuke, odnosno stepena postignute generalizacije [41,101]. To se radi u fazi testiranja gde se praktično proverava tačnost modela na test skupu T koji je određen u fazi pripreme podataka.

Da bi se izvršilo određivanje konačnog kvaliteta neuronskog modela potrebno je prvo definisati

odgovarajuću metriku koja može da se koristi u fazi testiranja [41]. Definišimo prvo relativnu grešku j -tog izlaza neuronskog modela za t -ti uzorak test skupa T kao

$$\delta_{jt} = \frac{y_j(\mathbf{x}_t, \mathbf{w}) - d_{jt}}{d_{\max,j} - d_{\min,j}} \quad j = 1, \dots, N_y \quad t \in T \quad (3.27)$$

Alternativni izraz za definisanje relativne greške može biti i

$$\delta_{jt} = \frac{y_j(\mathbf{x}_t, \mathbf{w}) - d_{jt}}{d_{jt}} \quad j = 1, \dots, N_y \quad t \in T \quad (3.28)$$

Mera kvaliteta neuronskog modela može da se izrazi preko ukupne greške test prostora n -te norme koja se definiše kao

$$M_n = \left[\sum_{t \in T} \sum_{j=1}^{N_y} |\delta_{jt}|^n \right]^{\frac{1}{n}} \quad (3.29)$$

Što je vrednost greške M_n manja to je kvalitet modela veći i obratno. Kad je $n=1$ može se izračunati takva vrednost relativne greške, koja predstavlja srednju ili prosečnu grešku testiranja (*ATE - Average Test Error*), i koja iznosi

$$ATE = \frac{M_1}{\text{Size}(T) \cdot N_y} = |\bar{\delta}| \quad (3.30)$$

Ako je $n = \infty$ onda je metrika prostora predstavljena maksimalnom greškom testiranja (*WCE - Worst-case Error*) i koja je data izrazom

$$WCE = M_\infty = \max_{t \in T} \max_{j=1}^{N_y} |\delta_{jt}| \quad (3.31)$$

Na osnovu ovoga može da se definiše i standardna devijacija greške testiranja, koja govori koliko greške svakog pojedinačnog izlaza na svakom dovedenom uzorku odstupaju od prosečne greške, i koja je data izrazom

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{j=1}^{N_y} \sum_{t \in T} (|\delta_{jt}| - |\bar{\delta}|)^2}{\text{Size}(T) \cdot N_y} \quad (3.32)$$

Prosečna i maksimalna greška testiranja mogu biti u većini slučajeva dovoljne za procenu upotrebljivosti neuronskog modela. Pored njih sredina greške i korelacioni koeficijent testiranja takođe mogu da se koriste za procenu kvaliteta modela.

Sredina greške testiranja se izračunava kao

$$\text{mean}(\delta) = \frac{1}{\text{Size}(T) \cdot N_y} \sum_{j=1}^{N_y} \sum_{t \in T} \delta_{jt} = \bar{\delta} \quad (3.33)$$

i ona pokazuje koliko je neuronski model izbalansiran u odnosu test uzorke. Ako je $\bar{\delta} = 0$ onda je model u potpunosti izbalansiran u odnosu na test uzorke, a ako $\bar{\delta} \neq 0$ onda nije izbalansiran, i što je apsolutna vrednost te veličine veća to je kvalitet neuronskog modela lošiji.

Korelacioni koeficijent testiranja pokazuje meru slaganja između podataka na izlazu neuronskog modela prilikom testiranja i podataka iz test skupa. Postoje više načina na koje može da se definiše korelacioni koeficijent. Jedan od njih koji je najčešće korišćen je *Pearson Product Moment* (PPM) korelacioni koeficijent i on je dat preko izraza [41]

$$r^{PPM} = \frac{\sum_{j=1}^{N_y} \sum_{t \in T} (y_j(\mathbf{x}_t, \mathbf{w}) - \overline{y(\mathbf{x}, \mathbf{w})}) \cdot (d_{jt} - \overline{d_{jt}})}{\sqrt{\left[\sum_{j=1}^{N_y} \sum_{t \in T} (y_j(\mathbf{x}_t, \mathbf{w}) - \overline{y(\mathbf{x}, \mathbf{w})})^2 \right] \cdot \left[\sum_{j=1}^{N_y} \sum_{t \in T} (d_{jt} - \overline{d_{jt}})^2 \right]}} \quad (3.34)$$

gde $\overline{y(\mathbf{x}, \mathbf{w})}$ predstavlja srednju vrednost izlaza neuronske mreže datu kao

$$\overline{y(\mathbf{x}, \mathbf{w})} = \frac{1}{\text{Size}(T) \cdot N_y} \sum_{j=1}^{N_y} \sum_{t \in T} y_j(\mathbf{x}_t, \mathbf{w}) \quad (3.35)$$

dok $\overline{d_{jt}}$ predstavlja srednju vrednost očekivanih vrednosti datu izrazom

$$\overline{d_{jt}} = \frac{1}{\text{Size}(T) \cdot N_y} \sum_{j=1}^{N_y} \sum_{t \in T} d_{jt} \quad (3.36)$$

Statistika greške testiranja može da se prikaže i grafički. Jedan od najčešće korišćenih dijagrama je korelacioni dijagram čija će upotreba biti demonstrirana kroz konkretne primere neuronskog modelovanja koji su izloženi u sledećem poglavlju.

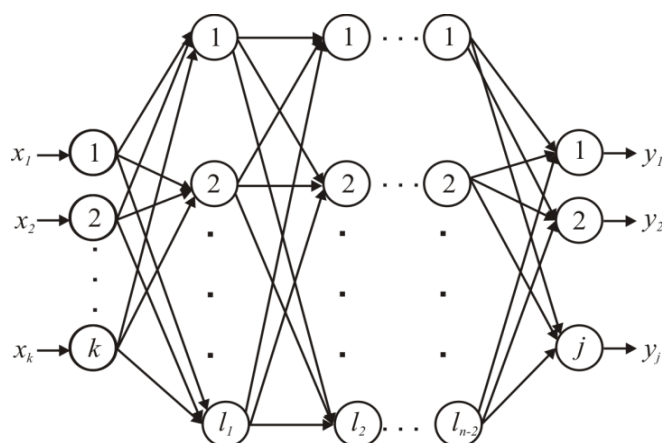
4

NEURONSKI MODELI UTICAJA ŠUMA NA PRIJEMNOM MESTU

4.1. Modelovanje faktora spoljnog šuma prijemne antene na bazi neuronskih mreža

4.1.1 Arhitektura neuronskog modela

Veštačke neuronske mreže (Artificial Neural Network-ANN) realizuju se na računarima i uspešno simuliraju način rada prirodnog nervnog sistema živih bića [36,42,46]. Važno je istaći da veštačke neuronske mreže ne oponašaju u potpunosti rad bioloških neuronskih sistema na nivou fizičko-hemijskih procesa, već se aproksimativno simuliraju glavne procesorske funkcije bioloških neurona. Razlog tome je da se veštačke neuronske mreže ne programiraju direktno na osnovu poznatih funkcionalnih zavisnosti izlaznih od ulaznih promenljivih, već one te funkcionalne zavisnosti aproksimiraju kroz proces obuke na osnovu ograničenog broja rešenih primera iz domena problema. To se ostvaruje podešavanjem internih parametara mreže u iterativnom postupku u procesu obuke. Zahvaljujući tome veštačka neuronska mreža pruža zadovoljavajuću predikciju rešenja i za primere iz obližnjeg prostora ulaznih promenljivih koji nisu učestvovali u procesu učenja [36,42,46]. Analogno prirodnim neuronskim mrežama, veštačke neuronske mreže su čvrsto povezane mreže jednostavnih procesorskih elemenata koji se sreću u literaturi pod imenom neuroni. Neuroni su najčešće grupisani u slojeve formirajući višeslojnu neuronsku MLP mrežu (Sl.4.1).



Sl. 4.1 Višeslojna neuronska mreža [46]

MLP mreža ima pored ulaznog i izlaznog sloja i određen broj tzv. skrivenih slojeva neurona. Broj neurona u ulaznom i izlaznom sloju odgovara broju ulaznih i izlaznih promenljivih,

respektivno. Svaki neuron skrivenog sloja je povezan sa svakim neuronom prethodnog i sledećeg neuronskog sloja. Nema povezanosti između neurona u okviru jednog sloja. U ovom radu se koristi oznaka neuronskih modela $MLP_{n-l_1-l_2-...l_i-...l_{n-2}}$, gde je n ukupan broj slojeva neurona, a $l_i=1,2,...,n-2$ broj neurona u i -tom skrivenom sloju. Višeslojna neuronska mreža modeluje funkciju [46]

$$y=f_{MLP}(x), \quad (4.1)$$

gde su x i y jednodimenzionalni ulazni ($1 \times k$) i izlazni vektor ($1 \times j$), respektivno. Mreža ima k ulaza, j izlaza i određen broj neurona u skrivenim slojevima. Veze između neurona, koje po svojoj ulozi odgovaraju sinapsama bioloških neurona, karakterišu se skalarnim vrednostima koje se nazivaju težinski koeficijenti (težine veza). Ponašanje funkcije mreže u obradi podataka je određeno vrednostima težina veza između neurona. Shodno tome obuka neuronske mreže ima cilj da izvrši prilagođavanje vrednosti težina veza između neurona mreže tako da neuronska mreža bude sposobna da izvršava zadatke koji su joj povereni. Izlazi iz svih neurona prethodnog sloja se prvo množe odgovarajućim težinskim koeficijentima a onda se i dovode na ulaz svakog neurona sledećeg sloja. Za formiranje vrednosti izlaza neurona zadužena je aktivaciona funkcija neurona koja kao argument svoje funkcije uzima vrednost ulaza u neuron. Shodno ovakvom konceptu obrade podataka, ulazne vrednosti mreže se prostiru od ulaza ka izlazu formirajući na taj način tzv. *feedforward* neuronsku mrežu. Osnovni zadatak algoritma za obuku mreže je da iterativno prilagođava parametre mreže tako da se na kraju obuke očekuje da neuronska mreža daje očekivane izlaze za ulaze iz skupa za obuku. Ovaj način obuke, gde se vrednosti težina mreže menjaju prema skupu primera koje opisuju željeno funkcionisanje mreže, naziva se nadgledano učenje. U skladu sa arhitekturom neuronske mreže, neuroni mreže su sposobni da obavljaju paralelnu obradu podataka zbog čega se neuronske mreže karakterišu velikom brzinom obrade podataka.

4.1.2 Modelovanje faktora spoljnog šuma prijemne antene

Zavisnost faktora ukupnog spoljnog šuma prijemne antene od frekvencije je složena i zavisi od mnogobrojnih parametara koji se menjaju u prostoru i vremenu. Do neophodnih upotrebljivih podataka za projektovanje bežičnih komunikacionih sistema dolazi se danas na bazi složenih i skupih eksperimenata ili na bazi složenih i dugotrajnih simulacionih postupaka. Koncept implementacije neuronskih mreža daje mogućnost da se na osnovu poznatih vrednosti u jednom skupu tačaka mogu jednostavno i brzo proračunati potrebne vrednosti u drugim tačkama domena od interesa.

U disertaciji je koncept neuronskih mreža primenjen na predikciju graničnih vrednosti faktora spoljnog šuma, na predikciju faktora šuma pojedinačnih izvora spoljnog šuma, kao i modelovanje integralnog uticaja pri istovremenom delovanju više različitih izvora šuma. Na osnovu početnih istraživanja [48] što se tiče broja skrivenih slojeva u MLP modelu šuma antene može se zaključiti da je na samom početku modelovanja najbolje izabrati model sa dva skrivena sloja, dok zavisno od rezultata obuke modela taj broj može biti smanjen ili povećan najčešće za jedan. U nastavku su prikazani neki od primera modelovanja faktora spoljnog šuma prijemne antene.

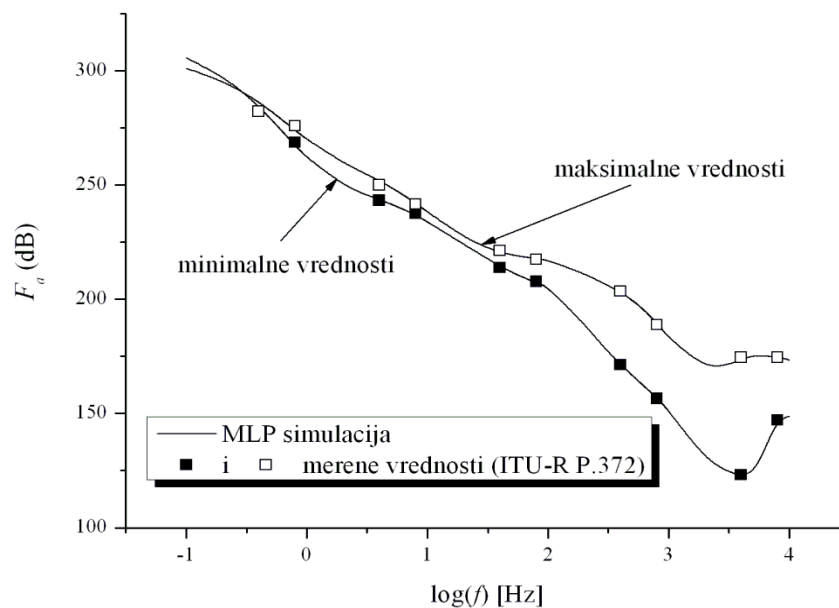
4.1.2.1. Modelovanje maksimalne i minimalne vrednosti faktora spoljnog šuma

Za modelovanje graničnih vrednosti faktora eksternog šuma prijemnika odabrana je mreža koja se sastoji od ulaznog, izlaznog i dva skrivena sloja neurona. U razmatranom problemu postoji jedna ulazna promenljiva-srednja frekvencija, tako da ulazni sloj ima samo jedan neuron. Na izlazu imamo dve promenljive (očekivana maksimalna i minimalna vrednost faktora šuma) kojima odgovaraju dva izlazna neurona. U procesu obuke korišćeno je 36 uzoraka iz skupa merenih vrednosti faktora šuma (Preporuka ITU-R P.372-10 [27]) koji pokriva vrednosti opsega frekvencija 0.1 Hz - 10 kHz. Korišćene vrednosti faktora šuma su prosečne maksimalne i minimalne vrednosti koje u stvarnosti malo zavise od vremena, geografske lokacije i tipa sredine. Levenberg-Marquardt algoritam sa tačnošću od 10^{-4} . je primenjen u procesu obuke. Verifikacija obučenih MLP modela izvršeno je na test skupu koji se sastoji od deset uzoraka koji se nisu koristili u obuci da bi se istovremeno ispitala i osobina generalizacije. Pet modela sa rezultatima u procesu testiranja prikazani su u Tabeli 4.1. Kao kriterijum za verifikaciju kvaliteta obuke korišćena je vrednost prosečne maksimalne i minimalne relativne greške (ACE i WCE), kao i vrednost Pearson Product-Moment korelacionog koeficijenta (r^{ppm}). Od prikazanih modela najbolje rezultate pokazuje mreža MLP4-5-5 sa $l_1=5$ i $l_2=5$ neurona koja je i korišćena u nastavku za modelovanje razmatranog problema.

Na Sl. 4. 2. prikazana je frekvencijska zavisnost očekivanih graničnih vrednosti faktora spoljnog šuma sa MLP4-5-5 modelom. Lako se uočava dobro slaganje vrednosti dobijenih MLP modelom sa merenim vrednostima iz preporuke ITU-R P.372-10, tako da se može zaključiti da korišćeni jednostavni pristup daje zadovoljavajuće rešenje.

Tabela 4.1. Test rezultati MLP mreža za modelovanje maksimalne i minimalne vrednosti faktora spoljnog šuma [46]

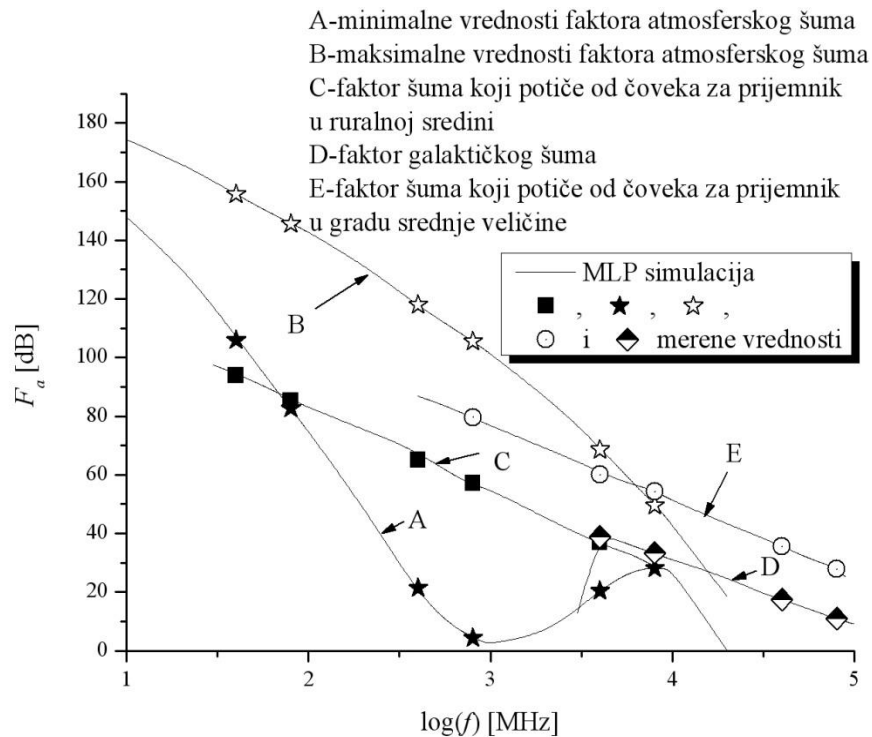
Mreža	WCE [%]	ACE [%]	r^{ppm}
MLP4-5-5	2.5919	0.7896	0.9995
MLP4-4-4	2.5940	0.9012	0.9995
MLP4-8-8	2.8304	0.8023	0.9995
MLP4-4-3	2.9873	0.9257	0.9994
MLP4-10-4	3.6403	1.8092	0.9981



Sl. 4.2 Frekvencijska zavisnost maksimalne i minimalne vrednosti faktora spoljnog šuma [46]

4.1.2.2. Modelovanje faktora spoljnog šuma koji potiče od različitih izvora šuma

Za razvoj MLP mreže za potrebe modelovanja faktora atmosferskog šuma u opsegu 10MHz-20GHz su iskorišćene merene granične (minimalne i maksimalne) vrednosti faktora atmosferskog šuma [27].



Sl. 4.3 Faktor spoljnjeg šuma različitih izvora šuma u zavisnosti od frekvencije

Na ulazni neuron dovodi se frekvencija, a dva izlazna neurona omogućavaju izlazne vrednosti rezultata modelovanja. Obuka je izvršena sa dvadeset i tri uzorka, a verifikacija sa šest uzoraka koji nisu bili korišćeni u procesu obuke. Sa najboljim rezultatima izabran je model MLP4-5-3 (WCE=0.8908%, ACE=0.3374% i $r^{ppm}=0.9999$). Rezultati modelovanja dati su na Sl.4.3.

Za obuku MLP modela za modelovanje faktora kosmičkog (galaktičkog) šuma u opsegu frekvencija (3-100) GHz korišćene su merene vrednosti iz reference [27]. Korišćeni model ima jednu ulaznu (frekvencija), jednu izlaznu promenljivu (faktor kosmičkog šuma) i dva skrivena sloja. Skup vrednosti za obuku imao je 13 merenih vrednosti, a skup vrednosti za verifikaciju 4 uzorka koji nisu bili korišćeni u obuci. Sa najboljim rezultatima izabran je model MLP4-4-2 (WCE=1.9290%, ACE=0.8565% i $r^{ppm}=0.9997$). Rezultati modelovanja dati su na Sl. 4.3.

Faktor šuma koji potiče od čoveka odnosno šuma koji generišu veštački izvori razmatran je u ruralnoj sredini kao i u gradu srednje veličine. U prvom slučaju za modelovanje izlazne vrednosti faktora šuma u opsegu (0,03-8)GHz koristi se model MLP4-4-3 (WCE=4.0970%, ACE=1.3184% i $r^{ppm}=0.9990$). Trening skup vrednosti za obuku modela sadržao je 19 uzoraka, a test skup sa kojim je izvršeno testiranje i verifikacija modela sadržao je 5 uzoraka.

Sličan pristup je primenjen u drugom slučaju za razvoj neuronske mreže za modelovanje veštačkog šuma generisanog od čoveka u opsegu od 0,4-10 GHz u gradu srednje veličine. Neuron

u ulaznom sloju odgovara frekvenciji, a neuron u izlaznom sloju daje proračunati faktor šuma. Trening skup vrednosti za obuku modela sadržao je 19 uzoraka, a test skup sa kojim je izvršeno testiranje i verifikacija modela sadržao je 4 uzoraka.. Za obuku svih navedenih modela korišćen je Levenberg-Marquardt algoritam obuke sa tačnošću od 10^{-4} . Sa najboljim rezultatima (WCE=2.2343%, ACE=0.8154% i $r^{ppm}=0.9997$) izabran je model MLP4-10-10. Na slici 4.3 prikazani su rezultati modelovanja na osnovu kojih se može zaključiti da su svi predloženi modeli zadovoljavajući sa prihvatljivom inženjerskom tačnošću.

4.1.2.3. Modelovanje faktora spoljnog šuma koji potiče od više izvora šuma različitog porekla

U realnim primerima projektovanja bežičnih komunikacionih sistema od velikog praktičnog interesa je istovremeni uticaj šumova različitih kategorija: atmosferskog, kosmičkog (galaktičkog) i šuma od strane čoveka. Srednja F_{amT} i standardna devijacija, σ_T , faktora šuma za slučaj istovremenog prisustva dva ili više izvora šuma različitog porekla su date sledećim izrazima [27]:

$$F_{amT} = c \left[\ln(\alpha_T) - \frac{\sigma_T^2}{2c^2} \right], \text{dB} \quad (4.2)$$

$$\sigma_T = c * \sqrt{\ln\left(1 + \frac{\beta_T}{\alpha_T^2}\right)}, \text{dB} \quad (4.3)$$

gde je $c=10/\ln(10) = 4.343$ i

$$\alpha_T = \sum_{i=1}^n \alpha_i = \sum_{i=1}^n \exp\left(\frac{F_{ami}}{c} + \frac{\sigma_i^2}{2c^2}\right), \text{W} \quad (4.4)$$

$$\beta_T = \sum_{i=1}^n \alpha_i^2 \left[\exp\left(\frac{\sigma_i^2}{2c^2}\right) - 1 \right], \text{W}^2 \quad (4.5)$$

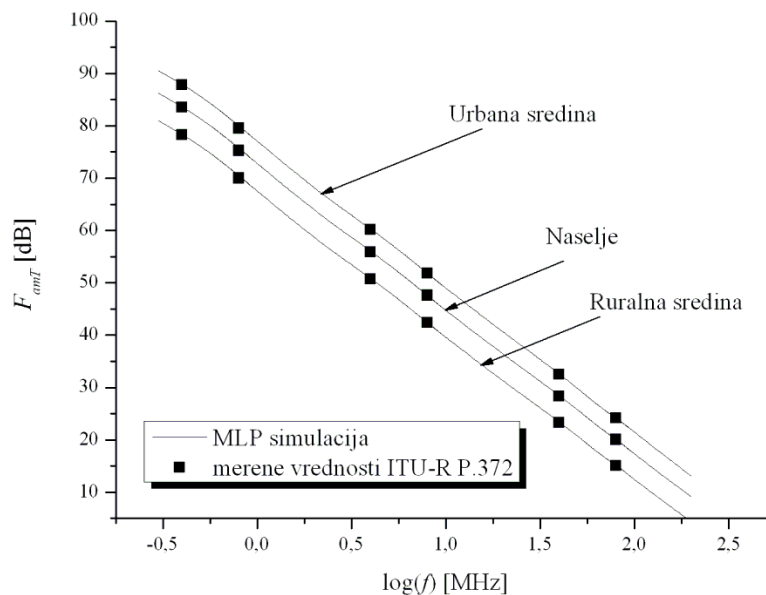
Vrednosti za obuku i testiranje MLP modela kojim se modeluje srednja devijacija faktora šuma istovremenog uticaja galaktičkog šuma i šuma koji potiče od čoveka u opsegu (0.3- 200) MHz u urbanoj, naseljenoj i ruralnoj sredini su izmerene vrednosti preuzete iz reference [27]. U procesu obuke korišćen je 21 uzorak, dok je testiranje izvršeno na skupu od 6 uzoraka. Kod korišćenog modela frekvencija se dovodi na neuron u ulaznom sloju. U izlaznom sloju postoje tri neurona koji odgovaraju vrednostima srednje devijacije faktora šuma istovremenog uticaja galaktičkog šuma i šuma koji potiče od čoveka za tri razmatrane, različito naseljene sredine. Obuka

je izvršena Levenberg-Marquardt algoritmom sa tačnošću od 10^{-4} . U Tabeli 4.2 dati su rezultati testiranja za pet modela. Kao kriterijum za verifikaciju kvaliteta obuke korišćena je vrednost prosečne i maksimalne relativne greške (ACE i WCE), kao i vrednost Pearson Product-Moment korelacionog koeficijenta (r^{ppm}). Od prikazanih modela najbolje rezultate pokazuje mreža sa $l_1=4$ i $l_2=4$ neurona (MLP4-4-4 model) koja je i korišćena u nastavku za modelovanje razmatranog problema. Sa Sl. 4.4. se može uočiti visoko slaganje rezultata dobijenih ovim modelom sa referentnim vrednostima.

Tabela 4.2. Test rezultati razvijenih MLP modela: srednja devijacija faktora ukupnog spoljnog šuma [46]

Mreža	WCE [%]	ACE [%]	r^{ppm}
MLP4-4-4	0.7840	0.2527	1.0000
MLP4-4-2	0.8869	0.2845	1.0000
MLP4-4-3	0.7086	0.3143	1.0000
MLP4-5-3	0.6968	0.4511	1.0000
MLP4-9-9	1.2812	0.4911	1.0000

Na osnovu prikazanih rezultata može se zaključiti da razvijeni i korišćeni MLP modeli za modelovanje faktora spoljnog šuma prijemnika imaju zadovoljavajuću tačnost. Takođe se pokazuje da je zahvaljujući specifičnom svojstvu generalizacije koje razvijeni MLP modeli poseduju, moguće izvršiti predikciju uticaja spoljnog šuma i u tačkama iz bliskog okruženja koje nisu korišćene u procesu obuke. Zbog toga, pristup na bazi neuronskih mreža u velikoj meri može povećati efikasnost procesa projektovanja bežičnih komunikacionih sistema.



Sl. 4.4. Frekvencijska zavisnost srednje devijacije faktora šuma u prisustvu kosmičkog šuma i šuma koji potiče od čoveka u sredinama različitog stepena naseljenosti [46]

4.2. Neuronski modeli za modelovanje temperature šuma antene

4.2.1. Arhitektura neuronskih modela za modelovanje temperature šuma antene

U postupku modelovanja temperature šuma antene prijemnika bežičnog komunikacionog sistema na visokim frekvencijama u području mikrotalasa razmatran je slučaj gde se u proračun uzima u obzir samo dominantni izvor šuma, a to je atmosfera, dok se ostali, manje izraženi izvori šumova zanemaruju. U ovom slučaju, zbog velikog prostornog ugla zračenja atmosfere temperatura šuma antene je približno jednaka temperaturi osvetljaja antene od strane atmosfere koja generiše šum. Takođe je pretpostavljen scenario mirnog vremena i konstantnih atmosferskih uslova pri čemu su razmatrana dva slučaja za koncentraciju vodene pare u atmosferi (prosečne vrednosti kod mirnog vremena bez padavina od 7.5 i 10 g/m³). U ovom pojednostavljenom scenariju može se uzeti da temperatura osvetljaja (T_b) zavisi samo od elevacionog ugla antene (θ)

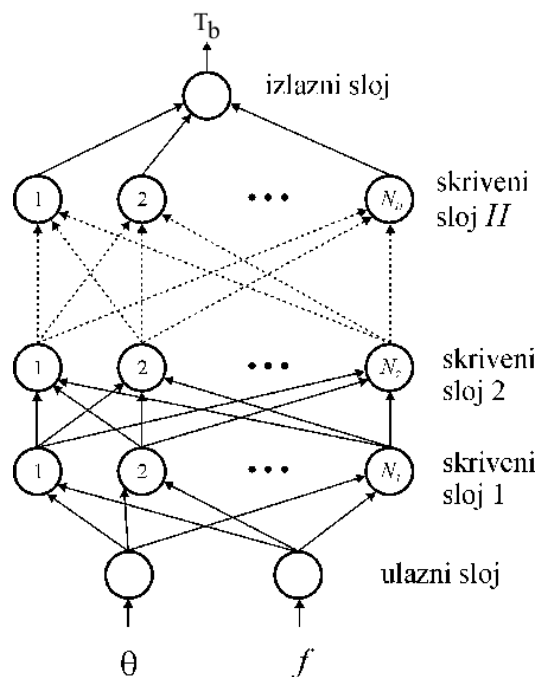
i frekvencije (f). U smislu funkcijske predstave problem koji se modeluje je oblika

$$T_b = g(\theta, f) . \quad (4.6)$$

Ovo znači da će neuronski model, funkcijski opisan kao $y=y(\mathbf{x},\mathbf{w})$ gde je y funkcija odgovarajuće neuronske mreže, a \mathbf{w} matrica težina neuronske mreže [36,42], imati vektor ulaznih veličina $\mathbf{x}=[\theta, f]^T$, dok će vektor izlaznih veličina biti $\mathbf{y}=[T_b]$. Za modelovanje temperature osvetljaja korišćena je višeslojna perceptronska mreža (MLP), pa će odgovarajući MLP neuronski model biti definisan u obliku

$$T_b = y([\theta, f]^T, \mathbf{w}) = f_{MLP}(\theta, f, W) , \quad (4.7)$$

gde je f_{MLP} prenosna funkcija ili funkcija obrade MLP mreže koja se koristi za realizaciju neuronskog modela. Predstavljanje matrica težina \mathbf{w} u okviru jedne matrične strukture podataka može dovesti do teškoća u procesu implementacije strukture neuronske mreže i njenog algoritma obuke. Zbog toga se matrica težina neuronske mreže zamenjuje skupom težina mreže W čiji su elementi matrice težina i vektori pobude (biasa) pojedinih neuronskih slojeva. Ova zamena ima implementacijski, a ne funkcionalni karakter. U toku obuke modela vrši se promena vrednosti težina iz W sa ciljem da se funkcija obrade f_{MLP} što više približi modelovanoj funkciji.



Slika 4.5. Arhitektura opšteg MLP neuronskog modela temperature osvetljaja antene od strane atmosfere pri konstantnim atmosferskim uslovima

Arhitektura MLP neuronskog modela temperature osvetljaja antene od strane atmosfere u mikrotalasnom opsegu pri konstantnim atmosferskim uslovima izgleda kao na slici 4.5. Ovaj model sadrži dva neurona u ulaznom sloju, $n-2$ skrivena sloja i izlazni sloj sa jednim neuronom. Uobičajena oznaka za ovako definisan MLP neuronski model temperature osvetljaja je $MLP_{n-l_1-...-l_i-...-l_{n-2}}$, gde $n-2$ predstavlja ukupan broj skrivenih slojeva korišćene MLP mreže, dok l_i predstavlja broj neurona u i -tom skrivenom sloju.

Prilikom primene ovog MLP modela, kao i drugih neuronskih modela koji koriste MLP mrežu u modelovanju problema ovakvog tipa, ne može se na samom početku predvideti koji će broj skrivenih slojeva, kao i broj neurona u njima dati model najveće tačnosti. Međutim neke grube granice za broj skrivenih slojeva i broj neurona u njima, potreban da se postigne zadovoljavajuća tačnost, mogu se proceniti. Na osnovu opsežnih istraživanja [48] vezanih za broj skrivenih slojeva u MLP modelu šuma antene može se zaključiti da je na samom početku modelovanja najbolje izabrati model sa dva skrivena sloja, dok zavisno od rezultata obuke modela taj broj može biti smanjen ili povećan najčešće za jedan. Što se tiče broja neurona u skrivenim slojevima ista istraživanja su pokazala da je dobro uzeti ih iz opsega (4-30). Na osnovu prethodno iznetog, oznaka za neuronski model koji ćemo koristiti za modelovanje temperature osvetljaja atmosfere ima oblik $MLP_{4-l_1-l_2}$.

4.2.2. Primeri modelovanja temperature šuma antene

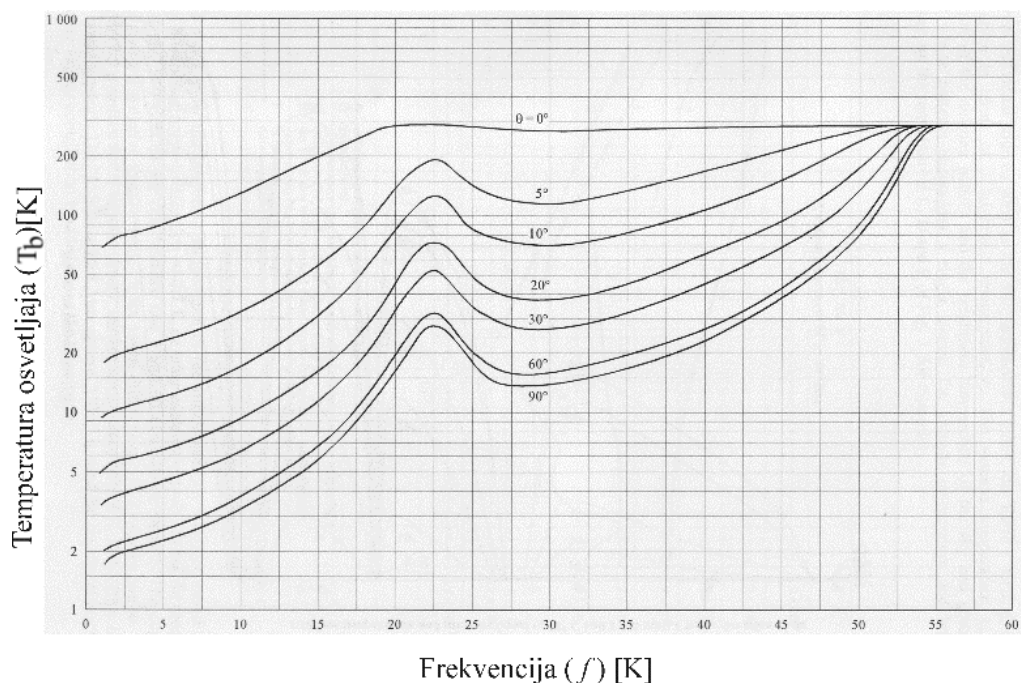
Za realizaciju i obuku neuronskih modela korišćeno je MatLab 7.0 softversko razvojno okruženje.

U prvom slučaju razmatrana je koncentraciju vodene pare u atmosferi od 7.5 g/m^3 (prosečna vrednost kod mirnog vremena bez padavina). Obuka neuronskog modela izvršena je sa 144 uzoraka koji su vizuelno očitani sa grafika na slici 4.6a koji je sastavni deo preporuke ITU-R P.372-10. Uzorci su očitani u opsegu frekvencija $1.2 \text{ GHz} \leq f \leq 57.5 \text{ GHz}$ i to za vrednosti elevacije antene $\theta = 0^\circ, 5^\circ, 10^\circ, 30^\circ, 60^\circ$ i 90° . Za obuku modela je korišćen Levenberg-Marquardt metod obuke sa zadatom tačnošću obuke 10^{-5} . U cilju dobijanja što je moguće boljeg MLP modela izvršena je obuka većeg broja različitih $MLP_{n-l_1-...-l_i-...-l_{n-2}}$ modela, gde je $1 \leq n-2 \leq 2$ i $4 \leq l_i \leq 30$. Testiranje svakog hijerarhijskog KBN-MLP modela izvršeno je skupom koji je sadržao 48 uzoraka koji su očitani u opsegu frekvencija $1.2 \text{ GHz} \leq f \leq 57.5 \text{ GHz}$ i to za vrednosti elevacije antene $\theta = 20^\circ$ i 60° . Uzorci koji su očitani sa krive koja odgovara elevaciji antene $\theta = 20^\circ$ nisu se

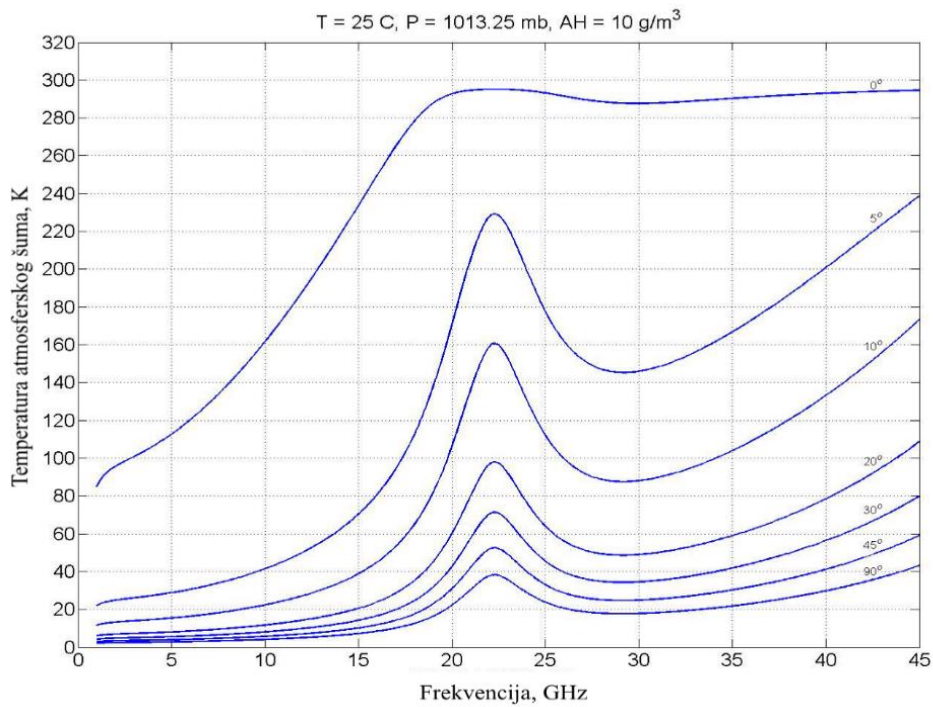
koristili u procesu obuke. Glavni kriterijum za ocenu uspešnosti obuke je bila vrednost PPM korelacionog koeficijenta [36,41,42,48]. U cilju poređenja rezultata testiranja modela u Tabeli 4.3 su prikazani rezultati testiranja za osam MLP modela koji su na istom skupu za testiranje imali najveću vrednost PPM korelacionog koeficijenta (r^{ppm}).

U nastavku je razmatran neuronski model MLP4-9-5. Za ovaj model na slici 4.7 prikazan je dijagram rasejanja koji je ovaj model iskazao u fazi testiranja. Sa slike vidi da izlaz neuronskog modela daje rezultate koji su u visokom stepenu korelacije sa referentnim vrednostima koje su očitane sa grafika sa Sl. 4.6a.

Na slici 4.8. su prikazani rezultati simulacije zavisnosti temperature osvetljaja antene u funkciji frekvencije i elevacije antene za vrednosti elevacije antene $\theta = 10^\circ, 20^\circ, 30^\circ$ i 60° i poređenje tih rezultata sa referentnim vrednostima koje su očitane sa grafika preporuke ITU-R P.372-10. Može se uočiti dobro slaganje ovih rezultata sa referentnim vrednostima.



a)

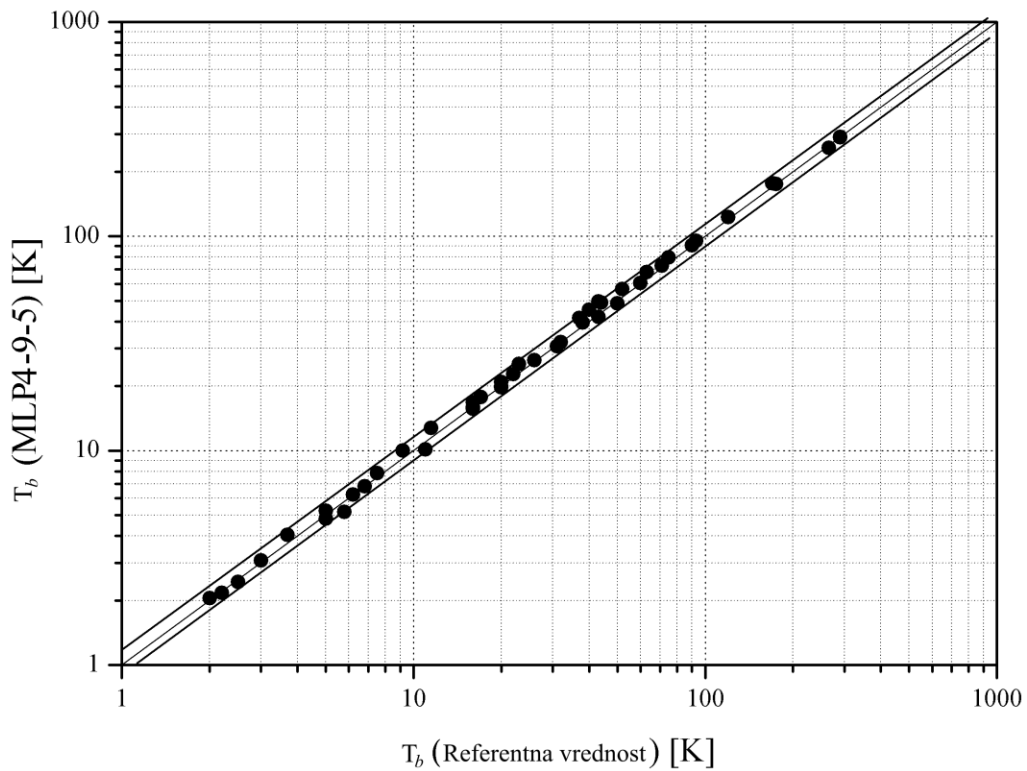


b)

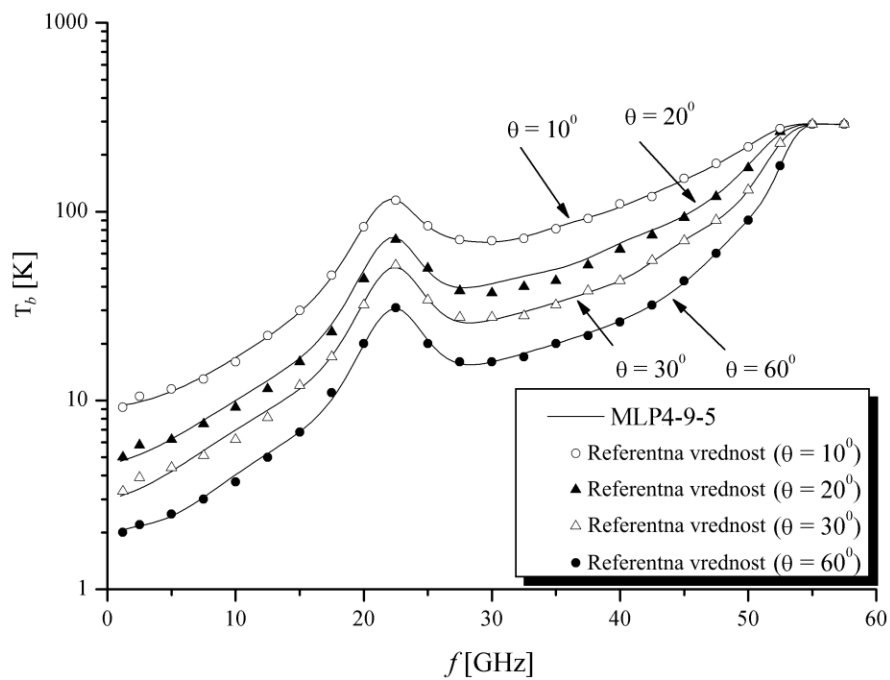
Slika 4.6. a) Zavisnost temperature osvetljaja atmosfere u zavisnosti elevacije antene i frekvencije pri prosečnoj koncentraciji vodene pare tropopauze od 7.5 g/m³ [27] i b) 10 g/m³ za slučaj mirnog i lepog vremena u standardnoj atmosferi [28].

Tabela 4.3. Rezultati testiranja osam MLP modela sa najboljim r^{ppm}

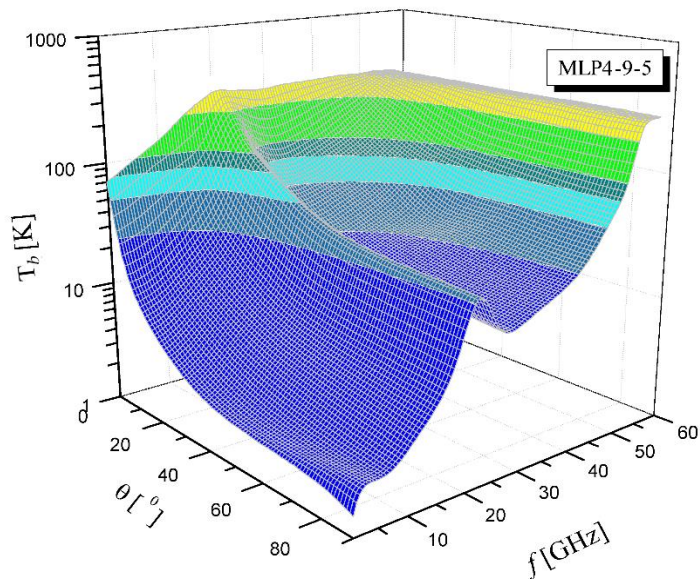
MLP model	WCE [%]	ACE [%]	r^{ppm}
MLP4-9-5	2.31	0.55	0.9996
MLP4-10-4	6.02	0.50	0.9994
MLP4-8-8	5.49	0.58	0.9993
MLP4-9-8	7.32	0.53	0.9992
MLP4-10-9	4.49	0.85	0.9990
MLP4-20-15	4.56	1.05	0.9986
MLP4-18-16	6.89	0.94	0.9985
MLP4-12-11	9.67	0.93	0.9976



Slika 4.7 Dijagram rasejanja za neuronski model MLP4-9-5



Slika 4.8 Modelovanje temperature osvetljaja antene (MLP4-9-5) u zavisnosti od frekvencije za vrednosti elevacije antene $\theta=10^\circ$, 20° , 30° i 60° i rezultati poredjenja sa referentnim vrednostima (ITU-R P.372-10)



Slika 4.9 Trodimenzionalna prezentacija temperature osvetljaja antene u zavisnosti od frekvencije i elevacije antene (model MLP4-9-5)

Na slici 4.9 prikazana je trodimenzionalna prezentacija temperature osvetljaja u zavisnosti od frekvencije i elevacije antene dobijena neuronskim modelom u 10.374 tačaka (114 po frekvenciji x 91 po azimutu) za nešto manje od 4 sekundi na hardverskoj platformi Pentium IV 1.4 GHz i 1 GB RAM.

U drugom slučaju razmatran je širi opseg za koncentraciju vodene pare u atmosferi (prosečna vrednost kod mirnog vremena bez padavina) i drugi frekvencijski opseg. Obuka neuronskog modela izvršena je sa 1.110 uzoraka koji su vizuelno očitani sa grafika iz reference [28] (primera radi grafik za 10 g/m^3 prikazan je na slici 4.6b). Uzorci su očitani u opsegu frekvencija $2 \text{ GHz} \leq f \leq 45 \text{ GHz}$ za vrednosti elevacije antene $\theta = 0^\circ, 5^\circ, 10^\circ, 20^\circ, 45^\circ$ i 90° i za nekoliko vrednosti koncentracije vodene pare: 0, 3, 7.5, 13 i 17 g/m^3 . Za obuku modela je korišćen Levenberg-Marquardt metod obuke sa zadatom tačnošću obuke 10^{-5} . U cilju dobijanja što je moguće boljeg MLP modela izvršena je obuka većeg broja različitih MLP $n-l_1-\dots-l_i-\dots-l_{n-2}$ modela, gde je $1 \leq n-2 \leq 2$ i $4 \leq l_i \leq 30$.

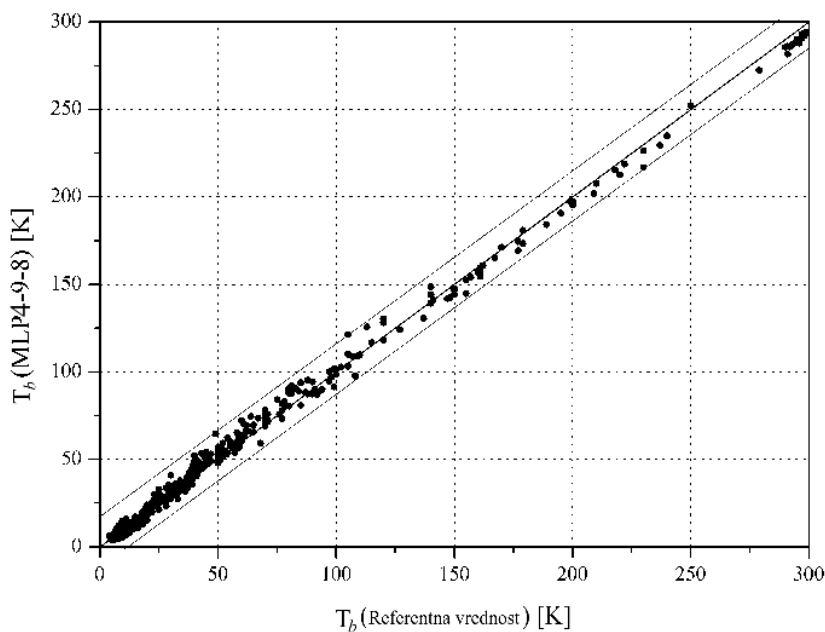
Testiranje svakog hijerarhijskog KBN-MLP modela izvršeno skupom koji je sadržao 444 uzoraka koji su očitani u opsegu frekvencija $2 \text{ GHz} \leq f \leq 45 \text{ GHz}$ i to za vrednosti elevacije antene $\theta = 30^\circ$ i za vrednosti koncentracije vodene pare: 0, 3, 7.5, 13 i 17 g/m^3 . Takođe, testiranje je izvršeno i za $\theta = 0^\circ, 5^\circ, 10^\circ, 20^\circ, 45^\circ$ i 90° pri koncentraciji vodene pare od 10 g/m^3 . Važno je istaći da korišćeni test uzorci nisu korišćeni u procesu obuke. Glavni kriterijum za ocenu uspešnosti obuke je bila vrednost PPM korelacionog koeficijenta [29,36,42,48]. U cilju poređenja rezultata testiranja modela u Tabeli 4.4 su prikazani rezultati testiranja za osam MLP modela koji

su na istom skupu za testiranje imali najveću vrednost PPM korelacionog koeficijenta.

Tabela 4.4 Rezultati testiranja osam MLP modela sa najboljim r^{ppm}

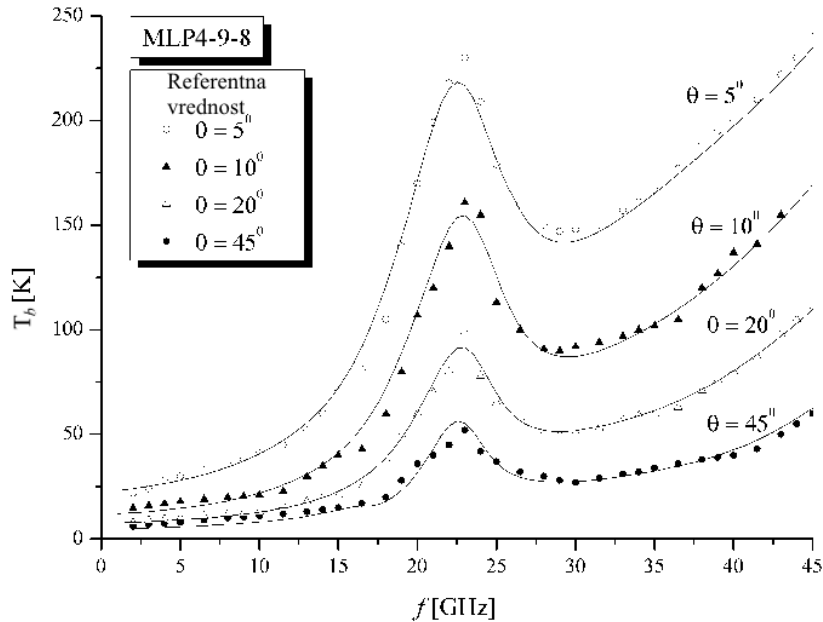
MLP model	WCE [%]	ACE [%]	r^{ppm}
MLP4-9-8	5.51	1.05	0.9986
MLP4-9-5	6.80	1.04	0.9984
MLP4-10-9	6.85	1.06	0.9984
MLP4-8-8	7.05	1.01	0.9984
MLP4-10-4	7.15	1.11	0.9984
MLP4-10-9	7.21	1.05	0.9983
MLP4-9-9	7.46	1.06	0.9981
MLP4-9-5	5.93	1.20	0.9980

Kao reprezentativni model temperature osvetljaja antene od strane atmosfere izabran je model MLP4-9-8. Za ovaj model na slici 4.10 prikazan je dijagram rasejanja koji je ovaj model iskazao u fazi testiranja. Može se videti da je izlaz neuronskog modela u visokom stepenu korelacije sa očekivanim (referentnim) vrednostima koje su očitane sa grafika sa Sl. 4.6b.

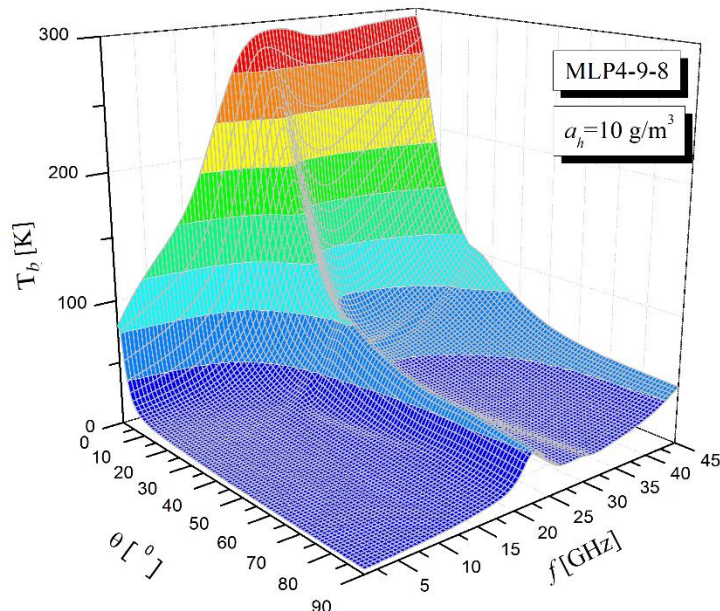


Sl.4.10 Dijagram rasejanja za neuronski model MLP4-9-8

Izabrani model MLP4-9-8 je iskorišćen za proces simulacije zavisnosti temperature osvetljaja antene od strane atmosfere u funkciji frekvencije i elevacije antene. Na slici 4.11. su prikazani rezultati dobijeni ovim modelom za vrednosti elevacije antene $\theta = 5^\circ, 10^\circ, 20^\circ$ i 45° i poređenje tih rezultata sa referentnim vrednostima koje su očitane sa grafika preporuke ITU-R



Sl. 4.11 Modelovanje temperature osvetljaja antene (MLP4-9-8) u zavisnosti od frekvencije za vrednosti elevacije antene $\theta=5^\circ, 10^\circ, 20^\circ$ i 45° i rezultati poređenja sa referentnim vrednostima (ITU-R P.372-10)



Sl. 4.12 Trodimenzionalna prezentacija temperature osvetljaja antene u zavisnosti od frekvencije i elevacije antene (za prosečnu koncentraciju vodene pare od 10g/m^3 , model MLP4-9-8)

P.372-10. Može se videti dobro slaganje ovih rezultata sa referentnim vrednostima, što opravdava izbor ovog neuronskog modela.

Na slici 4.12 je prikazana trodimenzionalna prezentacija temperature osvetljaja u zavisnosti od frekvencije i elevacije antene dobijena neuronskim modelom u 8.099 tačaka (114 po frekvenciji x 91 po azimutu). Ova površ je dobijena za nešto manje od 3 sekundi na hardverskoj platformi Pentium IV 1.4 GHz i 2GB RAM što govori o velikoj simulacionoj brzini izabranog neuronskog modela.

5

PRIMENA NEURONSKIH MODELA U POSTUPCIMA SMANJIVANJA UTICAJA INTERFERENCIJE NA PRIJEMNOM MESTU

5.1. Primena neuronskih MLP mreža u modelovanju antenskih struktura sa smanjenim nivoima bočnih listova zračenja

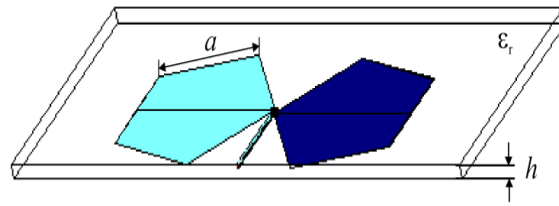
5.1.1 Arhitektura neuronskog modela za modelovanje štampanog pentagonalnog dipola

Štampane antene imaju nekoliko dobro poznatih prednosti u odnosu na konvencionalne antenske strukture: male dimenzije, mala težina, niska cena proizvodnje i kompatibilnost sa mikrotalasnim monolitnim integrisanim kolima (MMICs) i optoelektronskim integrisanim kolima (OEICs) [61,62,103]. Zahvaljujući ovim karakteristikama štampane antene imaju veliku primenu u sistemima mobilnih komunikacija, satelitskih komunikacija, kao i u ručnim terminalima mobilnih mreža.

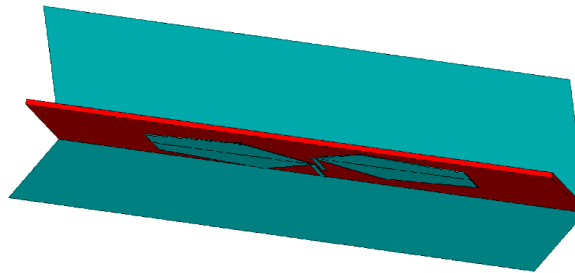
Metode i tehnike projektovanja štampanih antena pobuđuju danas pažnju velikog broja istraživača [61,62]. Sa gledišta potrebe za smanjivanje interferencije na ulazu u prijemnik bežičnog komunikacionog sistema, danas se uveliko koriste antenski sistemi sa potisnutim bočnim listovima zračenja u okviru adaptivnih antenskih sistema. Jedan od elemenata antenskog niza koji se koristi za ovu svrhu je pentagonalni dipol integrisan sa ugaonim metalnim reflektorom.

Pokazano je da antenski niz sa pentagonalnim dipolima [54,55,68] kao elementima niza ima značajno potiskivanje bočnih listova i to više od 34 dB u E ravni u odnosu na glavni list zračenja. Ovakav rezultat je u praksi nemoguće postići sa antenskim nizom sa konvencionalnim mikrostrip elementima (patches). Sa mikrostrip konfiguracijom najbolji rezultat koji se postiže je $SLS = 25$ dB. Iz ovog razloga proizilazi potreba za korišćenjem pentagonalnog dipola. Prvi korak u realizaciji antenskog niza sa elementima koji imaju oblik štampanog pentagonalnog dipola (Sl. 5.1) je modelovanje i projektovanje dipola na zahtevanoj frekvenciji.

U okviru disertacije prikazani su rezultati koji se odnose na modelovanje i projektovanje štampanog pentagonalnog dipola (Sl. 5.1) smeštenog unutar ugaonog reflektora (Sl. 5.2).

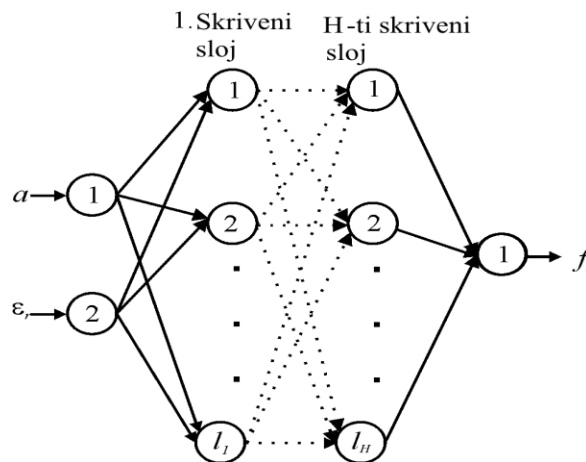


Sl. 5.1 Štampani pentagonalni dipol



Sl. 5.2. Dipol antena unutar ugaonog metalnog reflektora

Neuronski model štampanog pentagonalnog dipola prikazan na Sl. 5.3. ima jedan ulazni, $n-2$ skrivenih i jedan izlazni sloj neurona. Broj neurona u ulaznom sloju jednak je broju ulaznih parametara dipola. U slučaju koji će biti prikazan u ovoj disertaciji razmatrana su dva parametra: dimenzija dipola, a i relativna dielektrična konstanta substrata, ϵ_r . Broj skrivenih slojeva $H=n-2$ i



Sl. 5.3 Neuronski model štampanog pentagonalnog dipola

broj neurona u njima $l_i, i=1, \dots, n-2$ su promenljive veličine u procesu obuke neuronske mreže. Izlazni sloj ima jedan neuron koji odgovara rezonantnoj frekvenciji

$$f_r = f(a, \epsilon_r). \quad (5.1)$$

Ulazni vektor $\mathbf{x} = (a, \epsilon_r)^T$ deluje na ulazni sloj neuronske mreže koja ima izlazni vektor sa

jednim elementom: $y = (f_r)$ koji se može predstaviti na sledeći način:

$$y = f(x, w, b) \quad (5.2)$$

gde je w matrica težina i b matrica biasa (pobude) [41]. Obeležavanje (notacija) MLP modela je $MLP_{n-l_1-l_2-\dots-l_{n-2}}$, gde je n ukupan broj neuronskih slojeva, $l_i, i=1,2,\dots,n-2$ - broj neurona u i -tom skrivenom sloju.

Potrebni skupovi vrednosti rezonantne frekvencije f_r za obuku i za testiranje dobijeni su koristeći WIPL-D softverski paket [92]. Važno je istaći da ovaj softverski paket zasnovan na metodu momenata (MoM) daje mogućnost da se izračuna koeficijent refleksije (S_{11} - parametar matrice rasejanja) za zadatu frekvenciju i specificirane parametre antene. Određivanje rezonantne frekvencije antene se vrši posredno određivanjem frekvencije na kojoj koeficijent refleksije ima minimalnu vrednost.

U nastavku su prezentirani rezultati zasnovani na primeni neuronskih mreža za štampani pentagonalni dipol sa substratom debljine $h=0.254$ mm. U postupku generisanja skupa za obuku od 33 elemenata (uzoraka) vršena je promena vrednosti ulaznih veličina u opsegu i to: $a=(3-7)$ mm i $\epsilon_r=(2.1-2.5)$. Širina štampane transmisionne linije za napajanje antene zavisi od vrednosti dielektrične konstante substrata, tako da je uzimala vrednosti u opsegu (0.198-0.230) mm. Broj skrivenih slojeva i broj neurona u pojedinim slojevima je određen tako da se sa najjednostavnijom strukturom dobija zadovoljavajuća tačnost modelovanja. Iz ovog razloga su u procesu obuke razmatrani modeli sa 1, 2 i 3 skrivena sloja. Obuka neuronske mreže je izvršena koristeći Levenberg-Marquardt algoritam sa tačnošću od 10^{-4} [41].

Kvalitet obuke neuronske mreže zavisi od sposobnosti obučene neuronske mreže da daje korektne izlazne rezultate za proizvoljne vrednosti ulaznih parametara u razmatranom opsegu od interesa, a koje nisu korišćene u procesu obuke. Ova sposobnost generalizacije ima veliki praktični značaj.

Skup vrednosti za testiranje više neuronskih modela na kojima je prethodno sprovedena obuka ima samo 10 elemanta koji su dobijeni koristeći ponovo WIPL-D softverski paket. Rezultat za jedan broj uspešno obučenih neuronskih mreža prikazani su u tabelama 5.1, 5.2, i 5.3 [69] za jedan, dva i tri skrivena sloja, respektivno sa vrednostima najčešće korišćenih kriteriuma za ocenu kvaliteta obuke: ATE - srednja greška, WCE - maksimalna greška i r^{ppm} - Pearson Product-Moment korelacioni koeficijent.

Tabela 5.1. Test rezultati za MLP NN sa jednim skrivenim slojem [69]

MLP model	r^{ppm}	ACE [%]	WCE [%]
MLP3-4	0.9992	1.3908	3.8106
MLP3-2	0.9990	1.4751	3.9077
MLP3-5	0.9988	1.5806	3.6858
MLP3-3	0.9990	1.6080	3.1403
MLP3-6	0.9983	1.6835	4.8766
MLP3-7	0.9983	1.6863	3.3281
MLP3-12	0.9977	1.9812	4.7610
MLP3-13	0.9891	4.6384	9.6557

Tabela 5.2. Test rezultati za MLP NN sa dva skrivena sloja [69]

MLP model	r^{ppm}	ACE [%]	WCE [%]
MLP4-4-2	0.9990	1.5210	3.664
MLP4-4-3	0.9988	1.1869	4.1700
MLP4-10-10	0.9986	3.4131	9.5913
MLP4-5-3	0.9985	1.8751	4.0004
MLP4-4-4	0.9982	1.8305	5.6674
MLP4-12-11	0.9947	3.2461	6.5148
MLP4-5-5	0.9938	2.5728	9.7492
MLP4-10-4	0.9880	4.3871	12.1249

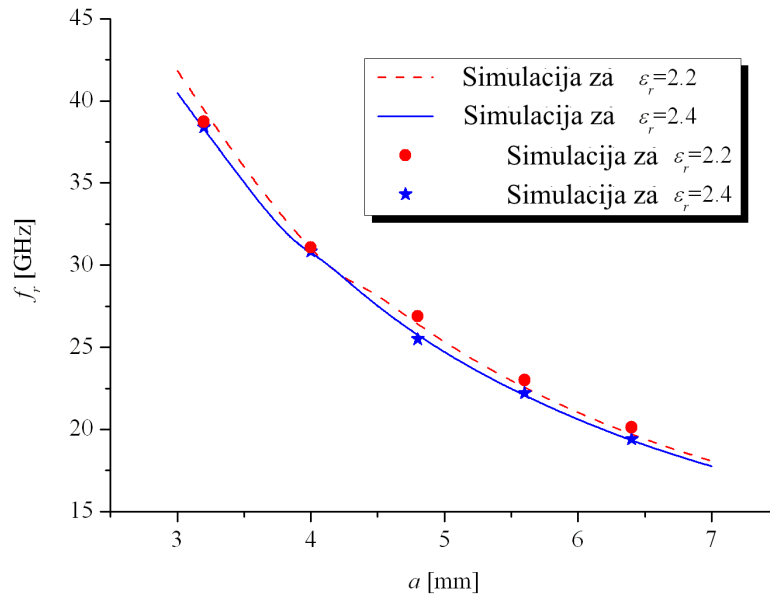
Tabela 5.3. Test rezultati za MLP NN sa tri skrivena sloja [69]

MLP model	r^{ppm}	ACE [%]	WCE [%]
MLP5-5-3-2	0.9992	1.4057	2.8746
MLP5-4-2-2	0.9988	1.3908	3.7101
MLP5-5-5-3	0.9984	1.9626	5.2032
MLP5-9-5-3	0.9881	4.7346	11.6026
MLP5-4-3-2	0.9977	2.1090	3.2375
MLP5-4-4-2	0.9974	2.1317	4.4496
MLP5-10-10-4	0.9972	2.5014	6.4573
MLP5-9-8-5	0.9917	3.6313	11.2987

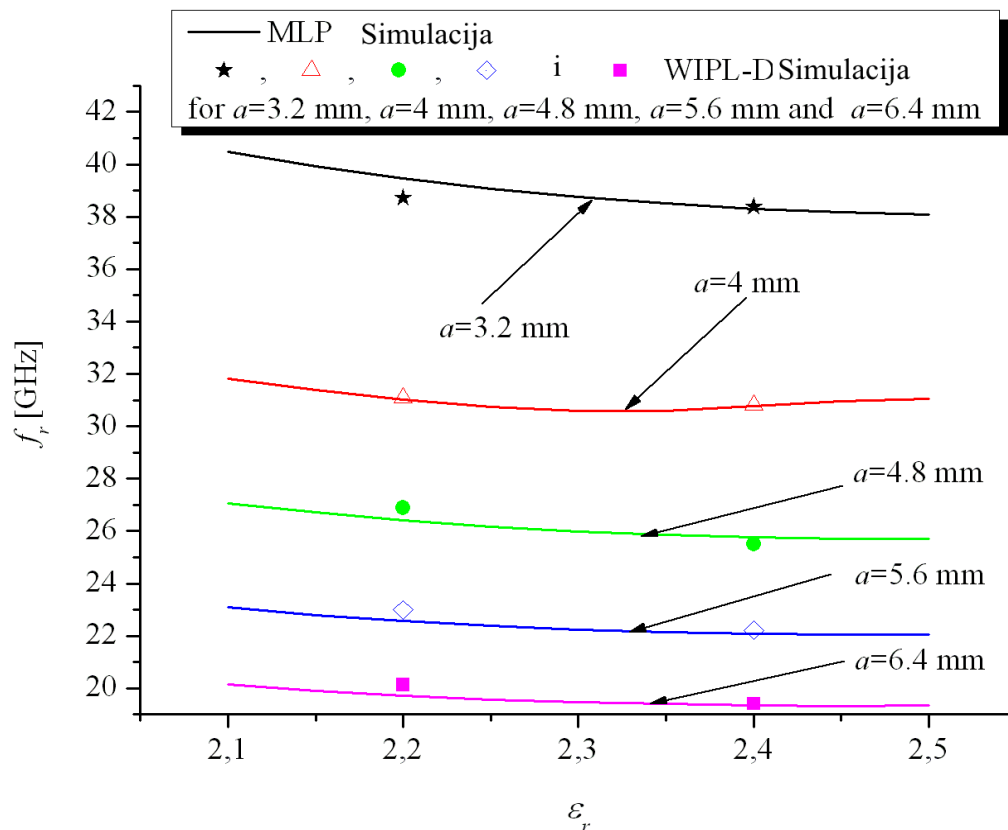
Na osnovu rezultata dobijenih u test proceduri za kriterijume ocene stepena obučenosti (Tabele 5.1.-5.3.) može se zaključiti da je model MPN3-4 najjednostavniji od razmatranih modela koji daje zadovoljavajuće rezultate u pogledu tačnosti.

5.1.2 Modelovanje štampanog pentagonalnog dipola

Odabrani neuronski model je iskorišćen za efikasno izračunavanje rezonantne frekvencije štampanog pentagonalnog dipola za široke opsege promene dimenzije stranice dipola i relativne dielektrične konstante substrata. Na Sl.4 grafički je prikazana zavisnost rezonantne frekvencije od širine stanice pentagonalnog dipola za različite vrednosti relativne dielektrične konstante [69]. U cilju poređenja i verifikacije prikazani su i odgovarajući rezultati dobijeni simulacijom pomoću WIPL-D paketa. Zapaža se dobro slaganje rezultata dobijenim pomoću MLP3-4 neuronskog modela i referentnih rezultata na bazi metoda momenata (WIPL-D) i pri vrednostima ulaznih parametara koje nisu korišćene u postupku obuke. Pored toga, sa Sl. 5.4 može se zapaziti da postoji jaka zavisnost rezonantne frekvencije od dimenzije dipola, što znači da se pri izradi antene mora voditi računa o tolerancijama izrade. Lako se uočava da varijaciji širine antene od 1mm odgovara promena rezonantne frekvencije od nekoliko GHz.



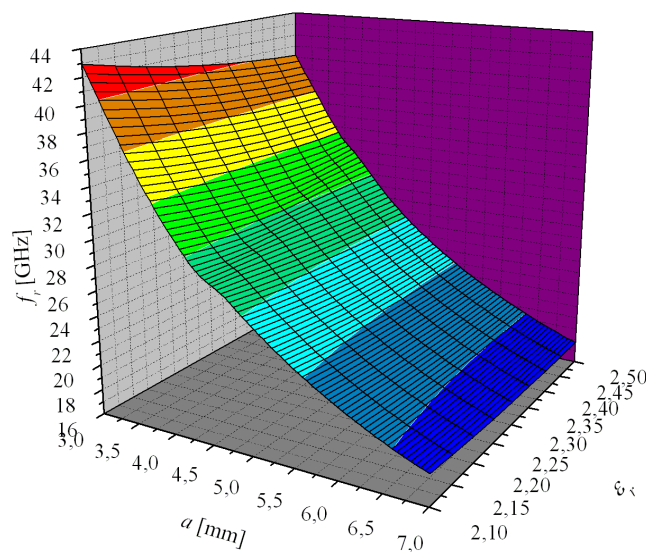
Sl. 5.4 Zavisnost rezonantne frekvencije od dimenzija antene; poređenje sa referentnim vrednostima (o,*)



Sl. 5.5 Zavisnost rezonantne frekvencije od dielektrične konstante; poređenje sa referentnim vrednostima

Na Sl.5.5 prikazana je zavisnost rezonantne frekvencije od relativne dielektrične konstante substrata za različite vrednosti parametra-dimenzije stranice dipola [69]. Takođe su prikazane referentne vrednosti radi poređenja i verifikacije razvijenog pristupa zasnovanog na

neuronskim mrežama. I ovde se uočava dobro slaganje dobijenih rezultata sa referentnim. Pored toga primećuje se da postoji slaba zavisnost frekvencije od dielektrične konstante.



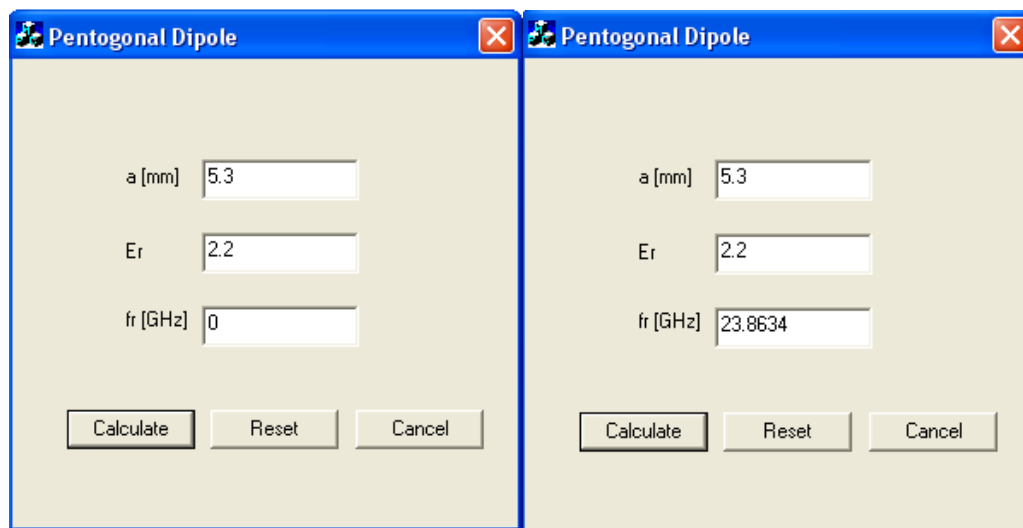
Sl. 5.6 Dvodimenzionalna zavisnost rezonantne frekvencije pentagonalnog dipola od dimenzija antene i dielektrične konstante substrata.

Na osnovu velikog broja dobijenih rezultata došlo se do zaključka da razvijeni neuronski model značajno ubrzava modelovanje pentagonalnog dipola. Radi ilustracije ovog zaključka na Sl. 5.6 prikazana je dvodimenzionalna zavisnost rezonantne frekvencije od dimenzije štampanog pentagonalnog dipola i relativne dielektrične konstante substrata [69]. Grafička predstava je dobijena na osnovu 729 izračunatih tačaka za rezonantnu frekvenciju kroz MPL simulaciju za samo 2 sekunde. Međutim, ako se za simulaciju koristi WIPL-D softver zasnovan na dobro poznatom i široko primenjivanom metodu momenata, isti broj rezultata se dobija za nekoliko dana. Upravo iz ovog razloga MLP simulacija je daleko bolja alternativa u svim slučajevima gde se simulacija vrši u velikom broju tačaka i u ograničenom trajanju, kao u procesima optimizacije.

5.1.3 Prilog projektovanju štampanog pentagonalnog dipola

U cilju razvoja softverskog alata pod nazivom “*MLP pentagonalni dipol*” za izračunavanje rezonantne frekvencije pentagonalnog dipola koji je zasnovan na neuronskom modelu MLP3-4, korišćen je Visual C++ programski jezik [69]. Ulazni parametri imaju sledeće vrednosti: stranica a u opsegu 3-7 mm i relativna dielektrična konstanta substrata ϵ_r u opsegu 2.1-

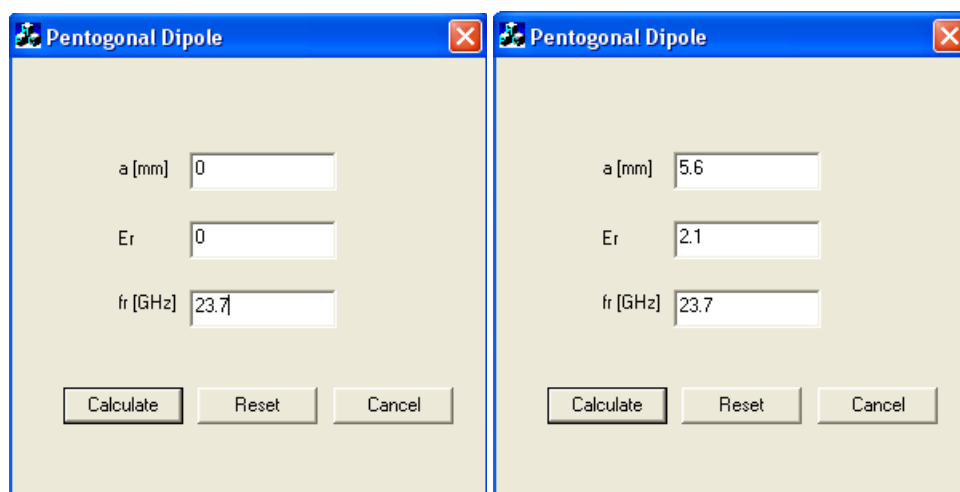
2.5.



a) Ulazni podaci

b) Izlazni rezultat

Sl. 5.7 Korisnički interfejs za softver “MLP pentagonalni dipol” [69].



a) Vrednosti parametara pre izračunavanja

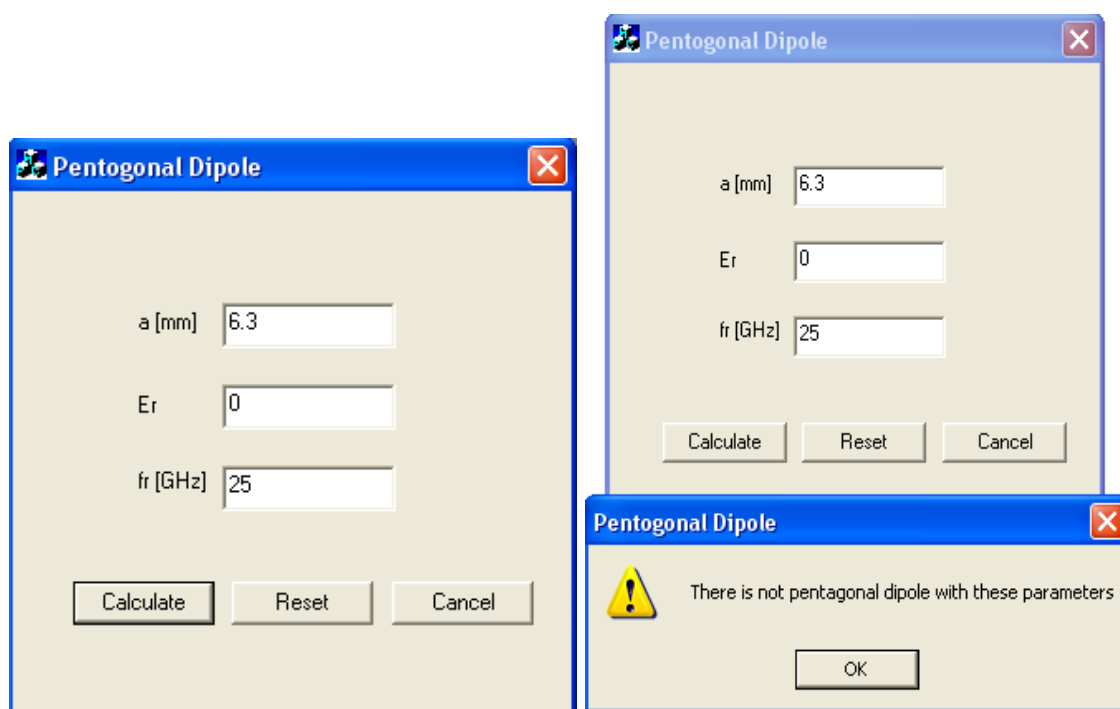
b) Izlazni rezultati

Sl. 5.8 Korisnički interfejs: određivanje ulaznih parametara [69]

Opsežna analiza pokazuje da je tačnost rezultata razvijenog softvera ravna tačnosti softvera zasnovanih na metodu momenata, dok je brzina simulacije znatno veća. Kada korisnik učita proizvoljan set vrednosti ulaznih parametara u definisanim granicama (Sl.5.7a), softver izračuna va rezonantnu frekvenciju (Sl.5.7b). Ovaj softverski paket pruža mogućnost optimizacije. Moguće je odrediti vrednosti ulaznih parametara tako da se dobije željena (učitana) rezonantna frekvencija (Sl.5.8). Moguće je, takođe, učitati jedan ulazni parametar i vrednost izlaznog parametara pri čemu će softver izračunati vrednost neučitanog parametra koja obezbeđuje zahtevanu rezonantnu

frekvenciju. U ovim slučajevima je uspešno sproveden (implementiran) postupak optimizacije zahvaljujući velikoj brzini rada koja je svojstvena neuronskom modelu, kao i mogućnosti jednostavne izmene parametara dipola koristeći C++ programski jezik. U postupku optimizacije zahteva se izračunavanje za veliki broj vrednosti ulaznih parametara, da bi se konačno prihvatio set parametara koji zadovoljava postavljeni optimizacioni kriterijum. Iz tog razloga primena nekog drugog pristupa, slično MoM pristupu zahteva dugo vreme rada i što ga čini neefikasnim za ovu vrstu primene.

Važno je istaći da se može ponekad desiti da se ne može realizovati štampani pentagonalni dipol željene rezonantne frekvencije sa vrednostima ulaznih parametara u ranije definisanim opsezima. Naprimer, može se desiti da korisnik učita korektno dimenziju dipola i željenu rezonantnu frekvenciju, ali se pokaže da sa substratima u opsegu za $\epsilon_r = 2.1-2.5$ ne može dobiti zahtevana frekvencija. U ovom slučaju korisnik će biti informisan da se radi o “neuspeoj” optimizaciji (Sl.5.9).



a) Ulazne vrednosti

b) Izlazne vrednosti

Sl. 5.9 Prikaz korisničkog interfejsa u slučaju “neuspele” optimizacije [69]

Softverski paket “MLP pentagonalni dipol” ima nesporno značajnu praktičnu vrednost s obzirom na veliku brzinu rada i zadovoljavajuću tačnost. Može se iskoristiti za brzo izračunavanje rezonantne frekvencije dipola i za pridružene optimizacione problem.

5.2. Neuronski modeli za DOA estimaciju

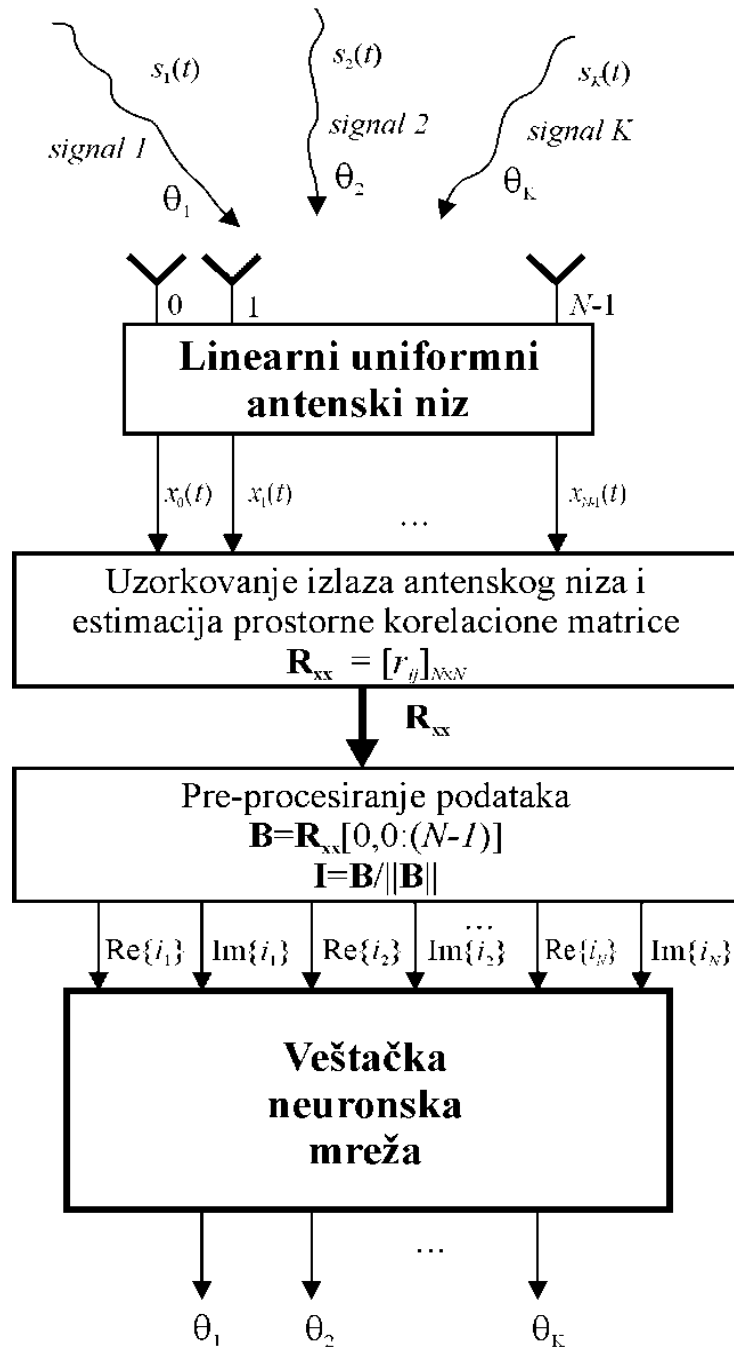
Klasični metodi za DoA estimaciju zasnivaju se na algoritmima koji vrše preslikavanje (2.77) ako je reč o 1D DoA scenariju, odnosno preslikavanje (2.78) ako je reč o 2D DoA scenariju, da bi odredili uglove pod kojim signali korisnika ili izvora interferencije dolaze na antenski niz. Ovi algoritmi (klasičan primer: MUSIC algoritam) realizuju ova preslikavanja putem intezivnih matičnih proračuna. Zbog toga su klasični metodi veoma zahtevni što se tiče hardversko-softverskih resursa i teško ih je implementirati u realnom vremenu. Dobra alternativa ovim metodima je realizacija pomenutih preslikavanja pomoću neuronskih mreža. Zahvaljujući velikoj brzini prostiranja signala sa ulaza na izlaz neuronske strukture, DoA preslikavanje neuronskom mrežom nudi mogućnost da se ceo postupak određivanja uglova pod kojim dolaze signali korisnika i izvora interferencije, a zatim i proračun težinskih koeficijenata elemenata antenskog niza vrši u realnom vremenu.

Originalni rezultati autora disertacije prikazani u glavi 5 odnose se na DoA estimaciju stohastičkih izvora korišćenjem neuronskih mreža. U cilju postepenog uvoda za bolje razumevanje materije koja se odnosi na oblast DoA estimacije stohastičkih izvora u prvom delu ove glave (odeljci 5.2.1 i 5.2.2) izložena je teorijska osnova i rezultati simulacije za DoA estimaciju determinističkih izvora korišćenjem neuronskih mreža [80] (koautor rada je autor disertacije).

5.2.1. Arhitektura neuronskog modela za 1D DoA estimaciju determinističkih izvora zračenja

Za prijem signala iz okolnog prostora i uzorkovanje prostorne korelacione matrice radi rešavanja 1D DoA problema neuronskim modelom dovoljan je linearni uniformni antenski niz koji ima N antenskih elementa, gde važi da je $N > K$ gde K predstavlja ukupan broj signala koji dolaze na antenski niz. Signalu $s_i(t)$, $i=1,2,\dots,K$ odgovara ugao u azimutu θ_i , $i=1,2,\dots,K$ pod kojim on dolazi na antenski niz. Na slici 5.10. prikazana je arhitektura neuronskog modela i odgovarajući tok podataka za rešavanje 1D problema. Uzorkovanjem u vremenu signala na izlazu antenskog niza $\mathbf{x}(t)=[x_0(t), x_1(t), \dots, x_{N-1}(t)]$ na osnovu (2.76) formira se prostorna korelaciona matrica $\mathbf{R}_{\mathbf{xx}}$ koja predstavlja bazični izvor za pripremanje podataka koji se dovode na ulaz neuronske mreže.

Pokazuje se da je za realizaciju preslikavanja (2.77) i rešavanje 1D DoA problema neuronskoj mreži dovoljna samo prva vrsta matrice \mathbf{R}_{xx} [80]. Ona je u funkcionalnom toku podataka obeležena sa $\mathbf{B} = \mathbf{R}_{xx}[0,0:(N-1)]$. Pošto je u zavisnosti od tipa primenjene aktivacione funkcije unutar neurona najveća dinamička osetljivost u opsegu $[0, 1]$ ili $[-1, 1]$ poželjno je normalizovati vrednosti prve vrste matrice pre nego što se ona dovede na ulaz neuronske mreže ($\mathbf{I} = \mathbf{B}/\|\mathbf{B}\|$). Vektor podataka



Slika 5.10 Arhitektura neuronskih modela za 1D DoA estimaciju

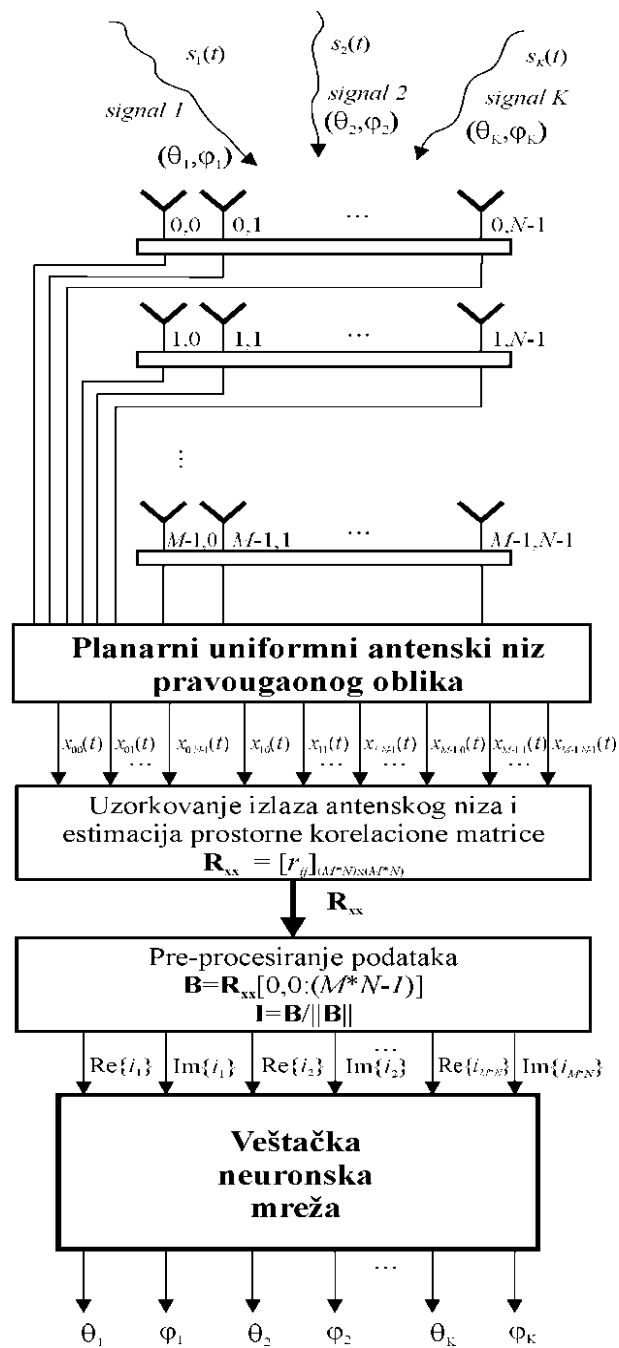
koji se dovodi na ulaz neuronske mreže ima ukupno N elemenata koji su kompleksnog tipa. Pošto neuronska mreža ne može da procesira kompleksne podatke već samo realne, potrebno je razdvojiti svaki element vektora na realni i imaginarni deo koji se dovode na dva odvojena neurona. U skladu sa tim ulazni sloj neuronske mreže ima $2*N$ neurona. Izlaz iz neuronske mreže su uglovi $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K$ pod kojim dolaze signali $s_1(t), s_2(t), \dots, s_K(t)$ na antenski niz. Shodno tome neuronska mreža vrši preslikavanje

$$[\theta_1 \ \theta_2 \ \dots \ \theta_K] = f_{ANN}(\text{Re}\{i_1\}, \text{Im}\{i_1\}, \dots, \text{Re}\{i_N\}, \text{Im}\{i_N\}). \quad (5.3)$$

5.2.2 Arhitektura neuronskog modela za 2D DoA estimaciju determinističkih izvora zračenja

Ako se posmatra 2D slučaj DoA estimacije, za prijem signala iz okolnog prostora i uzorkovanje prostorne korelacione matrice potreban je planarni antenski niz. Za pravougaonu uniformnu konfiguraciju antenskog niza od $M*N$ elementa i ako K predstavlja ukupan broj signala koji dolaze na antenski niz treba da važi $\min(M,N) > K$. Signalu $s_i(t), i=1,2,\dots,K$ odgovaraju uglovi u polarnom koordinatnom sistemu $\theta_i, \varphi_i i=1,2,\dots,K$ pod kojim on dolazi na antenski niz. Na slici 5.11 prikazana je arhitektura neuronskog modela i odgovarajući tok podataka za rešavanje 2D problema. I ovde je pokazano, kao i u 1D slučaju, da je za realizaciju preslikavanja (2.78) i rešavanje 2D DoA problema neuronskoj mreži dovoljna samo prva vrsta matrice \mathbf{R}_{xx} [80] koja je sada dimenzija $(M*N) \times (M*N)$. Prva vrsta se u funkcionalnom toku podataka izdvaja u poseban vektor koji je obeležen sa $\mathbf{B} = \mathbf{R}_{xx}[0,0:(M*N-1)]$. I ovde se iz istog razloga kao i kod 1D scenarija vrši normalizacija vektora \mathbf{B} pre nego što se dovode na ulaz neuronske mreže ($\mathbf{I} = \mathbf{B}/\|\mathbf{B}\|$). Vektor podataka koji se dovodi na ulaz neuronske mreže ima ukupno $M*N$ elemenata koji su kompleksnog tipa. Kao što je već rečeno neuronska mreža ne može da procesira kompleksne podatke već samo realne, pa je i u ovom slučaju potrebno razdvojiti svaki element vektora na realni i imaginarni deo koji se dovode na dva odvojena neurona. U skladu sa tim ulazni sloj neuronske mreže ima $2*M*N$ neurona. Izlaz iz neuronske mreže su uglovi $(\theta_1, \varphi_1), (\theta_2, \varphi_2), \dots, (\theta_K, \varphi_K)$ pod kojim dolaze signali $s_1(t), s_2(t), \dots, s_K(t)$ na antenski niz. Shodno tome neuronska mreža vrši preslikavanje

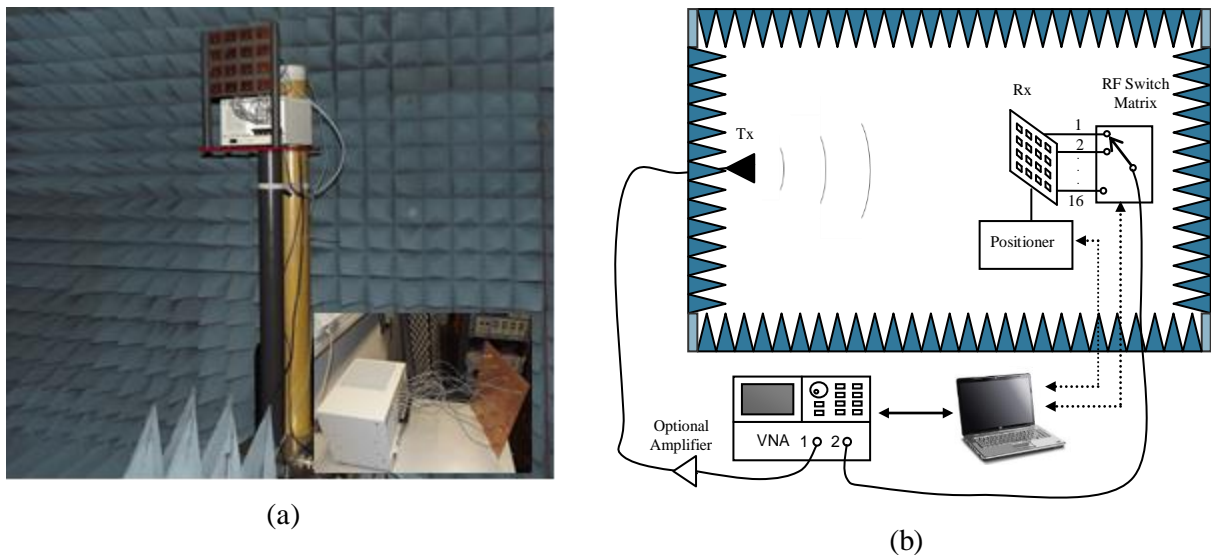
$$[(\theta_1, \varphi_1) \ (\theta_2, \varphi_2) \ \dots \ (\theta_K, \varphi_K)] = f_{ANN}(\text{Re}\{i_1\}, \text{Im}\{i_1\}, \dots, \text{Re}\{i_{MN}\}, \text{Im}\{i_{MN}\}) \quad (5.4)$$



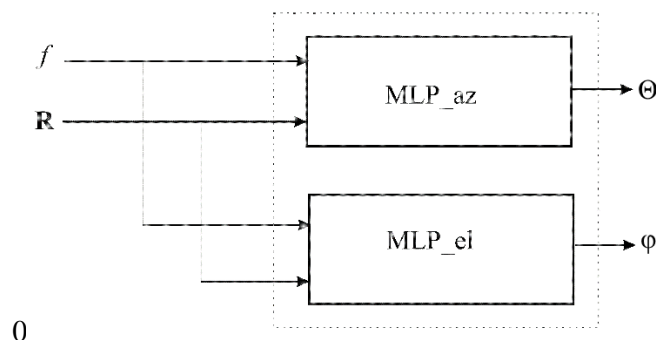
Slika 5.11 Arhitektura neuronskih modela za 2D DoA estimaciju

5.2.2. Primer korišćenja MLP modela u postupku 2D DOA estimacije

U ovoj sekciji biće izložen primer korišćenja MLP neuronske mreže u postupku realizacije neuronskog modela za 2D DoA estimaciju [80]. Za akviziciju podataka i estimaciju prostorne korelacione matrice merenim vrednostima korišćen je fizički realizovani planarni antenski niz pravougaonog oblika od 16 elementa (4x4 elementa). Merni sistem se sastojao od vektorskog analizatora mreža HP 8510, RF komutacione matrice i pozicionera antene koji su kontrolisani računarnom. Pored toga korišćena je levak (eng. horn) antena kao izvor signala. Ceo sistem je realizovan u okruženju anehoične komore koja je implemetirana u okviru Instituta za hiperfrekvencije i elektroniku Univerziteta u Karlsruheu [80].



Slika 5.12 (a) Antenski niz pravougaonog oblika od 16 elemenata (4x4 elementa) za prijem signala [80]
 (b) Merno mesto za merenje signala koji se primaju antenskim nizom u uslovima anehoične komore



Slika 5.13 Neuronska mreža za 2D DoA estimaciju koja se sastoji od dve MLP podmreže: jedna MLP_{az} za određivanje ugla θ , a druga MLP_{ei} za određivanje ugla φ [80]

Neuronskim modelom je vršeno određivanje uglova θ i φ pod kojim je EM talas koji je emitovan predajnom levak antenom dolazio na antenski niz. Merenja nisu vršena samo na jednoj frekvenciji, već na više frekvencija unutar užeg frekvencijskog opsega [2.41 GHz - 2.47 GHz] koji predstavlja radni opseg antenskog niza i to na 17 ekvidistantnih frekvencija sa korakom $\Delta f=3.6$ MHz. U skladu sa tim od neuronskog modela se očekivalo da vrši DoA estimaciju i u uslovima kada su uzorci koji se dovode na ulaz neuronskog modela uzorkovani na različitim frekvencijama. Da bi se ovo omogućilo neuronska mreža za vršenje DoA preslikavanja je imala pored ulaza definisanih na slici 5.11 i jednačinom (5.4) još jedan dopunski ulaz na koji se dovodila frekvencija na kojoj je uzorkovan aktuelni izlaz antenskog niza, odnosno izlaz niza koji se trenutno dovodi na ulaz mreže, tako da je funkcionalni opis neuronske mreže bio

$$[(\theta_1, \varphi_1) (\theta_2, \varphi_2) \dots (\theta_K, \varphi_K)] = f_{ANN}(\text{Re}\{i_1\}, \text{Im}\{i_1\}, \dots, \text{Re}\{i_{MN}\}, \text{Im}\{i_{MN}\}, f) \quad (5.5)$$

Neuronska mreža za vršenje ovog preslikavanja se sastojala iz dve podmreže sa istim ulazima i to od jedne MLP podmreže za određivanje ugla θ (MLP_az) i od jedne MLP podmreže za određivanje ugla φ (MLP_el) (Sl. 5.13). Obuke svake od ove dve MLP mreže je izvršena nezavisno. Za obuku ovih mreža formiran je skup od 7905 uzoraka za 31 ugla u azimutu u opsegu od -45° do 45° ($\Delta\theta=3^\circ$), 15 uglova u elevaciji ($0, \pm 1.12, \pm 3.36, \pm 4.48, \pm 5.6, \pm 7.81, \pm 8.92, \pm 10$), i u 17 frekvencijskih tačaka u rasponu od 2.41 GHz do 2.47 GHz ($\Delta f=3.6$ MHz). Na sličan način formiran je i skup za testiranje mreža od ukupno 868 uzoraka, koji uključuje 31 ugla u azimutu u opsegu od -45° do 45° ($\Delta\theta=3^\circ$), 4 ugla u elevacionoj ravni ($\pm 2.25, \pm 6.71$), i 7 frekvencijskih tačaka. Za razvoj neuronskog modela korišćene su MLP podmreže sa dva skrivena sloja. U toku procesa obuke menjani su brojevi neurona u skrivenim slojevima. Korišćene oznake za neuronske podmreže su MLP_az- N_1-N_2 i MLP_el- N_1-N_2 gde su N_1 i N_2 brojevi neurona u prvom i drugom skrivenom sloju respektivno. Rezultati testiranja za šest MLP_az i šest MLP_el podmreža koje su imale najmanju grešku testiranja prikazani su u Tabeli 5.4. Za neuronski model koji se koristio u procesu simulacije izabran je neuronski model koji ima 2 podmreže i to: MLP_az-20-12 i MLP_el-16-12.

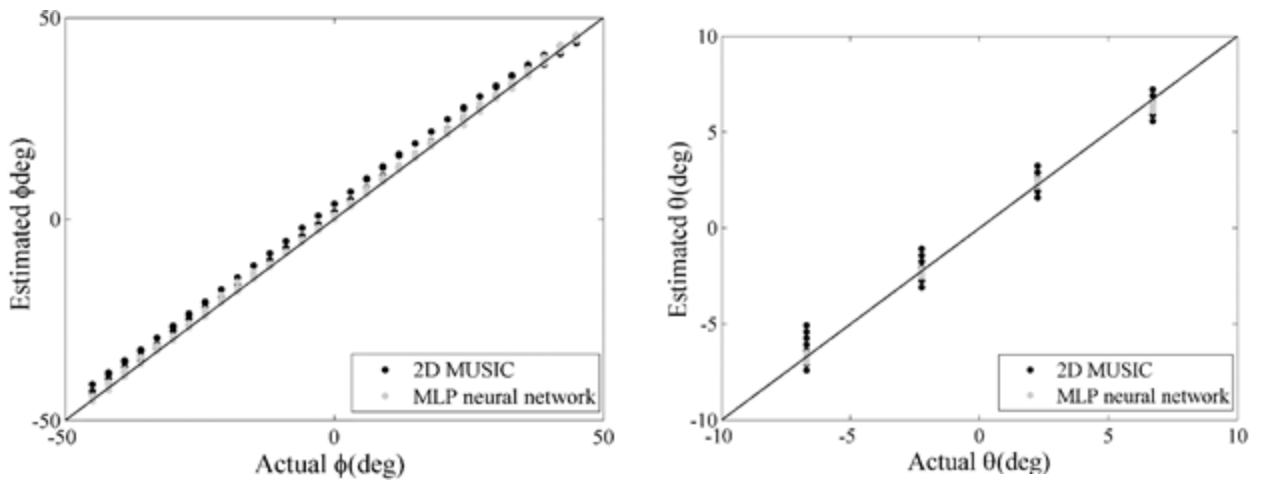
Korišćenjem ovog neuronskog modela izvršena je procena uglova dolaska EM talasa predajne antene na antenskih niz na skupu test uzoraka i dobijeni rezultati su upoređeni sa referentnim vrednostima gde su referentne vrednosti bile tačne vrednosti θ i φ uglova pod kojim se predajna antena nalazila u odnosu na ravan prijemnog antenskog niza prilikom merenja uzoraka.

Tabela 5.4 Rezultati testiranja MLP pod mreža u DoA estimaciji za azimut i elevaciju [80]

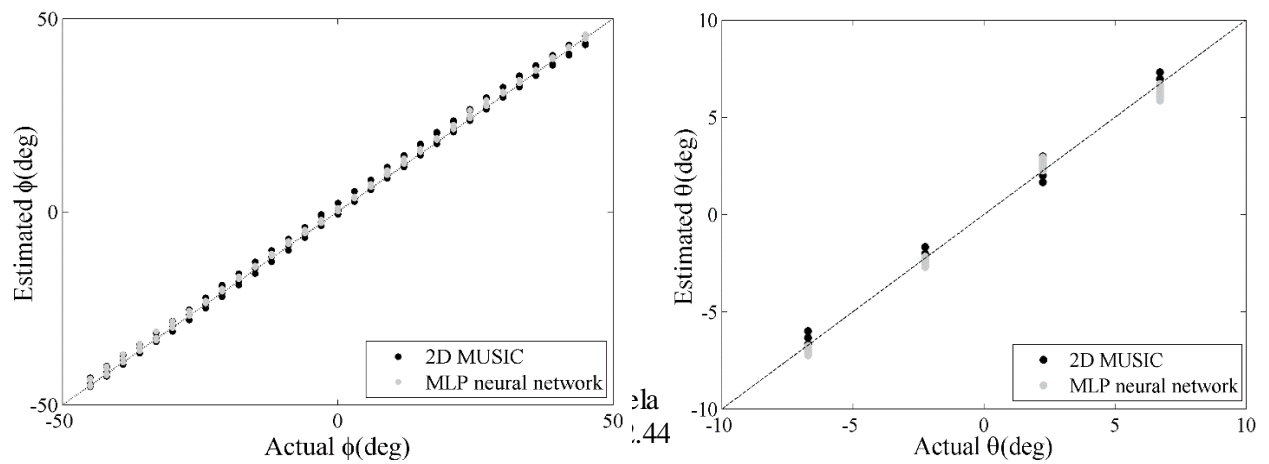
MLP_az				MLP_el			
Model	WCE (%)	ACE (%)	r^{ppm}	Model	WCE (%)	ACE (%)	r^{ppm}
MLP_az-20-12	2.9848	0.8458	0.9997	MLP_el-16-12	6.3149	1.6078	0.9987
MLP_az-25-15	3.0561	0.8725	0.9997	MLP_el-21-17	6.4592	1.7025	0.9985
MLP_az-25-25	3.5554	0.9700	0.9997	MLP_el-12-10	7.3799	1.8137	0.9984
MLP_az-22-18	3.8451	0.8244	0.9997	MLP_el-22-18	7.1875	1.8197	0.9983
MLP_az-36-16	4.0394	0.8831	0.9997	MLP_el-40-18	8.1340	1.8481	0.9983
MLP_az-19-17	5.3236	1.0067	0.9996	MLP_el-20-12	8.0346	1.8645	0.9982

Tabela 5.5 Prosečna greška u procesu DoA estimacije koja dobijena neuronskim modelom i 2D MUSIC algoritmom na različitim frekvencijama [80]

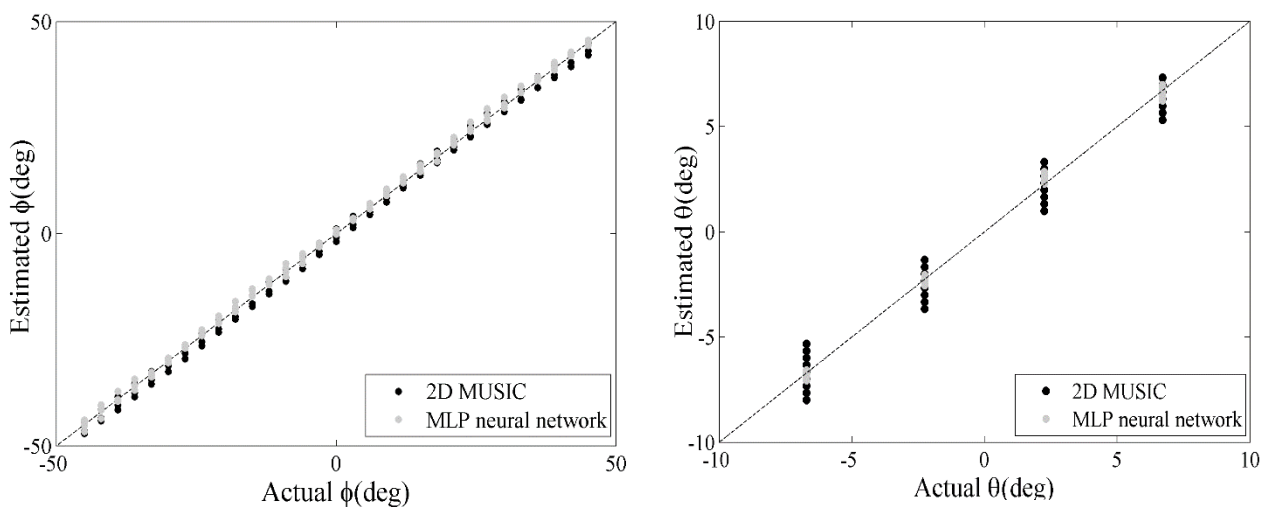
f [GHz]	MLP neuronski model		2D MUSIC	
	φ srednja greška [st]	θ srednja greška [st]	φ srednja greška [st]	θ srednja greška [st]
2.4112	0.7319	0.1942	3.7116	2.5406
2.4220	0.7019	0.1897	3.1604	2.2316
2.4304	0.7526	0.2149	2.2304	1.1860
2.4400	0.8274	0.2470	1.5511	1.0840
2.4508	0.8424	0.2301	1.7275	0.9740
2.4604	0.7536	0.2145	1.8697	1.6289
2.4700	0.7186	0.2200	2.1597	2.6233



Sl. 5.14 Dijagrami rasipanja neuronskog modela i 2D MUSIC algoritma na test uzorcima na frekvenciji $f = 2.4220$ GHz [80]



Sl. 5.15 Dijagrami rasipanja neuronskog modela i 2D MUSIC algoritma na frekvenciji $f = 2.44$ GHz [80]



Slika. 5.16 Dijagrami rasipanja neuronskog modela i 2D MUSIC algoritma na test uzorcima na frekvenciji $f = 2.470$ GHz [80]

Na istom skupu uzoraka radi poređenja izvršena je i DoA estimacija 2D MUSIC algoritmom. U tabeli 5.5 prikazane su prosečne greške u DoA estimaciji neuronskog modela i 2D MUSIC algoritma dobijene na test uzorcima koji su uzorkovani na različitim frekvencijama.

Na slikama 5.14, 5.15 i 5.16 prikazani su dijagrami rasipanja u određivanju φ i θ uglova primenom neuronskog modela i MUSIC algoritma na test uzorcima na frekvencijama 2.422 GHz, 2.440 GHz i 2.470 GHz respektivno. Analizom rezultata koji su prikazani u Tabeli 5.5, kao i dijagrama rasipanja na slikama 5.14-5.16 može se videti da na svim testnim frekvencijama neuronski model pokazuje veću tačnost u DoA estimaciji od MUSIC algoritma. S obzirom da je neuronski model brži od softverski implementiranog MUSIC algoritma, može se zaključiti da pristup zasnovan na ovom 2D DoA neuronskom modelu ima realnu mogućnost za praktične primene.

5.2.3. Arhitektura neuronskih modela za DOA estimaciju stohastičkih izvora zračenja

Funkcijska predstava problema koji se modeluje je oblika

$$\theta = f(\mathbf{C}_E), \quad (5.6)$$

gde je θ ugao koji definiše pravac dolaska signala stohastičkog izvora i \mathbf{C}_E korelaciona matrica signala u domenu posmatranja u dalekoj zoni zračenja.

Veštačka neuronska mreža ima zadatak da izvrši preslikavanje iz prostora prijema signala koji je opisan korelacionom matricom signala \mathbf{C}_E u prostor pravaca dolazećeg stohastičkog signala. Može se pokazati da za zadovoljavajuću aproksimaciju ovog preslikavanja ne moraju da se koriste vrednosti svih elemenata ove matrice, već se može iskoristiti samo prva vrsta $\mathbf{C}_E[1,i], i=1...N$ [80]. U skladu sa tim broj ulaza u neuronsku mrežu biće $2N$ realnih parametara, s obzirom da su u opštem slučaju elementi korelacione matrice kompleksni brojevi (sa dva realna parametra). Ovo znači da će neuronski model, funkcijski opisan kao $\mathbf{y}=y(\mathbf{x},\mathbf{w})$, gde je y funkcija odgovarajuće neuronske mreže, a \mathbf{w} matrica težina neuronske mreže [41,42], imati vektor ulaznih veličina $\mathbf{x}=[\text{Re}\{c_{11}\}, \text{Im}\{c_{11}\}, \text{Re}\{c_{12}\}, \text{Im}\{c_{12}\}... \text{Re}\{c_{1N}\}, \text{Im}\{c_{1N}\}]^T$, dok će vektor izlaznih veličina biti $\mathbf{y}=[\theta]$. Imajući ovo u vidu odgovarajući neuronski model će biti definisan kao

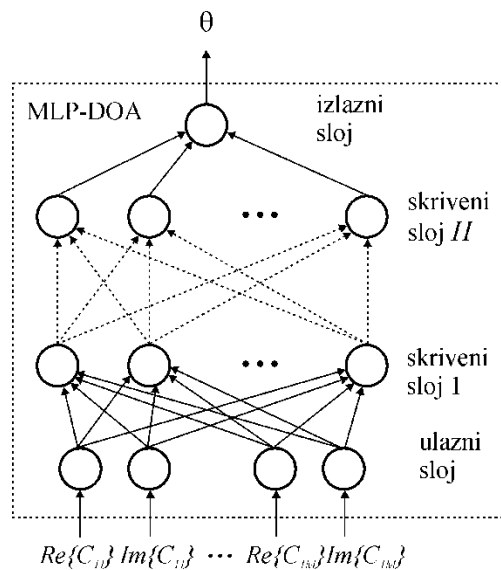
$$\begin{aligned} \theta &= y([\text{Re}\{c_{11}\}, \text{Im}\{c_{11}\}, \dots, \text{Re}\{c_{1N}\}, \text{Im}\{c_{1N}\}]^T, \mathbf{w}) \\ &= f_{ANN}(\text{Re}\{c_{11}\}, \text{Im}\{c_{11}\}, \dots, \text{Re}\{c_{1N}\}, \text{Im}\{c_{1N}\}, \mathbf{w}) \end{aligned} \quad (5.7)$$

gde je f_{ANN} prenosna funkcija ili funkcija obrade neuronske mreže. Predstavljajući matrica težina \mathbf{w}

u okviru jedne matrične strukture podataka može dovesti do teškoća u procesu implementacije strukture neuronske mreže i njenog algoritma obuke. Zbog toga se matrica težina neuronske mreže često zamenjuje skupom težina mreže W čiji su elementi matrice težina i vektori biasa pojedinih neuronskih slojeva. Ova zamena ima implementacijski, a ne funkcionalni karakter. U toku obuke modela ima se za cilj da se promenom vrednosti težina iz W funkcija obrade f_{ANN} što više približi modelovanoj funkciji.

5.2.3.1 MLP neuronski model za DoA estimaciju

Arhitektura MLP neuronskog modela za određivanje pravca dolazećeg EM zračenja stohastičkog izvora u azimutalnoj ravni prikazana je na slici 5.17 [83]. Izlaz l -tog skrivenog sloja MLP mreže kojom se realizuje ovaj model može se predstaviti vektorom \mathbf{y}_l dimenzija $N_l \times 1$ gde je N_l broj neurona u l -tom skrivenom sloju, i gde i -ti elemenat u tom vektoru - $\mathbf{y}_l[i]$ predstavlja



Slika 5.17. Arhitektura MLP neuronskog modela za određivanje pravca dolazećeg EM zračenja stohastičkog izvora u azimutalnoj ravni [83]

izlaz i - tog neurona s -tog sloja mreže ($s=l+1$ računajući i ulazni sloj) $v_i^{(s)}=v_i^{(l+1)}$, tj. važi $\mathbf{y}_l = [v_1^{(l+1)}, v_2^{(l+1)}, \dots, v_{N_l}^{(l+1)}]^T$. Ovaj vektor se može predstaviti u obliku

$$\mathbf{y}_l = F(\mathbf{w}_l \mathbf{y}_{l-1} + \mathbf{b}_l), \quad (5.8)$$

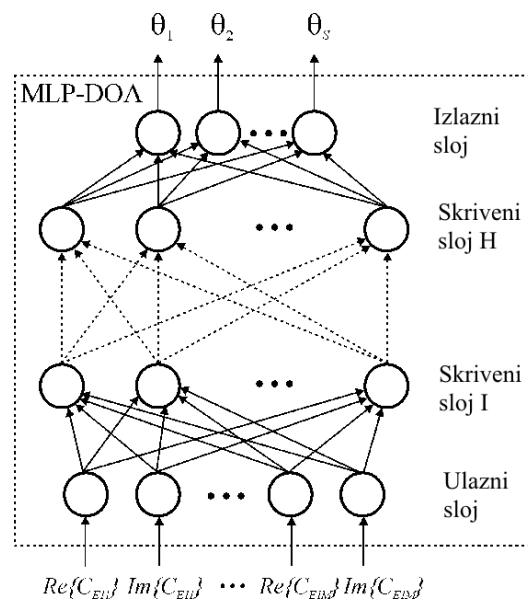
gde je \mathbf{y}_{l-1} vektor dimenzija $N_{l-1} \times 1$ i predstavlja izlaz $(l-1)$ -tog skrivenog sloja, \mathbf{w}_l je matrica težina

veza između neurona $(l-1)$ -tog i l -tog skrivenog sloja dimenzija $N_l \times N_{l-1}$, dok \mathbf{b}_l predstavlja vektor biasa neurona l -tog skrivenog sloja.

U slučaju razmatranja problema istovremenog prisustva više stohastičkih izvora i potrebe da se istovremeno određuju pravci dolaska svih aktivnih stohastičkih izvora model neuronske mreže se razlikuje od prethodnog modela u broju neurona u izlaznom sloju. U ovom slučaju broj neurona odgovara broju aktivnih stohastičkih izvora, S . Na osnovu funkcijske predstave problema

$$\boldsymbol{\theta} = f(\mathbf{C}_E) \quad (5.9)$$

koji se modeluje zadatak veštačke neuronske mreže je da izvrši preslikavanje iz prostora prijema signala koji je opisan korelacionom matricom signala \mathbf{C}_E u prostor pravaca dolazećeg stohastičkog signala, gde $\boldsymbol{\theta}$ predstavlja vektor azimutalnih uglova, dimenzije S , koji definišu položaje stohastičkih izvora u odnosu na referentnu tačku prijema.



Slika 5.18. Arhitektura MLP neuronskog modela za određivanje pravaca dolazećeg EM zračenja stohastičkih izvora u azimutalnoj ravni [85-89]

Razmotrimo detaljnije neuronski model za slučaj postojanja jednog stohastičkog izvora (Sl. 5.17) [86-89]. U skladu sa ovom notacijom \mathbf{y}_0 predstavlja izlaz ulaznog baferskog sloja tako da je $\mathbf{y}_0 = \mathbf{x}$. Element $w_l[i,j]$ matrice težine \mathbf{w}_l označava težinu veze između i -tog neurona u skrivenom sloju $(l-1)$ i j -tog neurona u skrivenom sloju l , tj. između i -tog neurona u sloju mreže $s=l$ i j -tog neurona u sloju mreže $s=l+1$, dok element $b_l^{(l)} = \mathbf{b}[i]$ predstavlja vrednost biasa i -tog neurona u skrivenom sloju l . Funkcija F predstavlja aktivacionu funkciju neurona u skrivenim

slojevima i u ovom slučaju se koristi tangens hiperbolička sigmoidalna funkcija

$$F(u) = \frac{e^u - e^{-u}}{e^u + e^{-u}} \quad (5.10)$$

Svi neuroni iz poslednjeg skrivenog sloja $H=n-2$ su povezani sa neuronima izlaznog sloja. Aktivaciona funkcija neurona u poslednjem sloju je linearna te izlaz MLP mreže iznosi

$$\theta = \mathbf{w}_o \mathbf{y}_H, \quad (5.11)$$

gde je \mathbf{w}_o matrica težina veza između neurona H -tog skrivenog sloja i neurona izlaznog sloja dimenzija $1 \times N_H$ (Slika 3). U skladu sa ovim skup težina mreže izgleda na način

$$W = \{\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_H, \mathbf{w}_o, \mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_H\} \quad (5.12)$$

Oznaka za ovako definisan MLP neuronski model korišćena u ovom radu je MLP $n-N_1-\dots-N_i-\dots-N_H$ gde $H=n-2$ predstavlja ukupan broj skrivenih slojeva korišćene MLP mreže, dok N_i predstavlja ukupan broj neurona u i -tom skrivenom sloju. Tako oznaka MLP4-10-10 označava MLP model čija neuronska mreža ima ukupno četiri neuronska sloja (ulazni, izlazni i dva skrivena sloja) i koja ima 10 neurona u prvom skrivenom sloju i 10 neurona u drugom skrivenom sloju.

5.2.3.2 *RBF neuronski model za DoA estimaciju*

Kod RBF neuronskih mreže, neuroni su organizovani u tri sloja, ulazni, izlazni i jedan skriveni sloj (Slika 5.19). Neuron svakog sloja u mreži je povezan sa svim neuronima u narednom sloju, dok veze između neurona istog sloja nisu dozvoljene. Svaki neuron karakteriše prenosna funkcija, a svaku vezu težinski koeficijent. Neuroni u ulaznom i izlaznom sloju imaju linearne prenosne funkcije dok su neuroni skrivenog sloja okarakterisani nelinearnom (radijalno-bazisnom) prenosnom funkcijom. Najvažniji parametri radijalno-bazisne funkcije su centralni vektor i standardna devijacija [41]. Funkcija preslikavanja zavisi od rastojanja između ulaznog i centralnog vektora. RBF mreža sa n -dimenzionalnim ulazom $\mathbf{x} \in R^n$ i m -dimenzionalnim izlazom $\mathbf{y} \in R^m$ može se predstaviti težinskom sumom konačnog broja radijalno-bazisnih funkcija na sledeći način

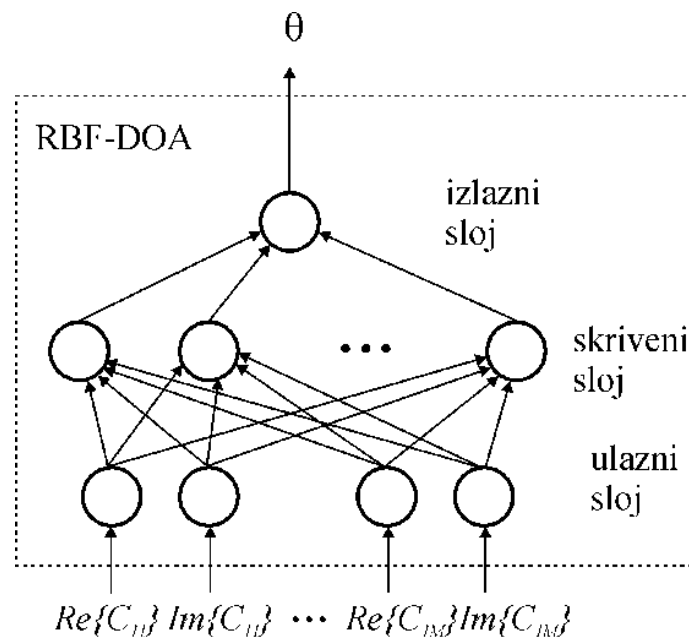
$$\mathbf{y} = \sum_{i=1}^L w_i \psi(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|) \quad (5.13)$$

gde je $\psi(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|)$ radijalno-bazisna funkcija vektora \mathbf{x} , dobijena transliranjem $\psi(\|\mathbf{x}\|)$ za \mathbf{x}_i , L je set proizvoljnih funkcija dok su \mathbf{x}_i centri radijalno-bazisnih funkcija. Funkcija $\psi(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|)$ ima svoj

minimum na $\mathbf{x} = \mathbf{x}_i$ i monotono opada do nule kako se $\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|$ približava beskonačnosti. Radijalno bazisna funkcija $\psi(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|)$ ima istu vrednost za sve ulaze neuronske mreže koji leže na hipersferi sa centrom u \mathbf{x}_i . U jednačini (5.13) ψ predstavlja nenormalizovanu Gausovu funkciju koja se može napisati u sledećem obliku

$$\psi(x) = e^{\frac{-x^2}{2\sigma^2}}, \quad (5.14)$$

gde σ označava standardnu devijaciju radijalno-bazisne funkcije. Gausova funkcija je jako nelinearna i samim tim, ima dobre karakteristike za primenu u inkrementalnom učenju. U toku procesa obuke, skrivenom sloju se dodaje po jedan neuron po iteraciji sa centrom koji odgovara ulaznom vektoru sa najvećom greškom. Nakon toga, vrši se ažuriranje težina između neurona. Ova procedura se ponavlja sve dok se ne ispuni prethodno definisani kriterijum za srednje kvadratnu grešku (MSE - *Mean Squared Error*), ili maksimalni broj neurona u skrivenom sloju. Standardna devijacija (*spread*) radijalno-bazisne funkcije ima istu vrednost za sve neurone u skrivenom sloju. Pošto optimalna vrednost ovog parametra nije unapred poznata, on se obično eksperimentalno određuje kroz obuku nekoliko neuronskih modela i poređenjem njihovih performansi. Konačan broj neurona u RBF mreži poznat je tek nakon njene obuke. Oznaka za ovako definisan RBF neuronski model je RBF- S gde S predstavlja vrednost primenjene standardne devijacije u obuci.



Slika 5.19 Arhitektura RBF neuronskog modela za određivanje pravca dolazećeg EM zračenja stohastičkog izvora u azimutalnoj ravni [84]

5.2.4. Primer korišćenja MLP i RBF modela u postupku DOA estimacije jednog stohastičkog izvora

U ovoj disertaciji zračenje stohastičkog izvora zračenja u dalekoj zoni se predstavlja (modeluje) zračenjem linearnog uniformnog antenskog niza od N elemenata (Slika 5.20). Struje napajanja elemenata antenskog niza definisane su vektorom struje napajanja $\mathbf{I}=[I_1, I_2, \dots, I_N]$ mogu biti međusobno nekorelisane ili delimično korelisane. Stepenn korelisanosti pomenutih struja se definiše korelacionom matricom struja napajanja koja ujedno i definiše stohastičku prirodu zračenja antenskog niza [70,72]

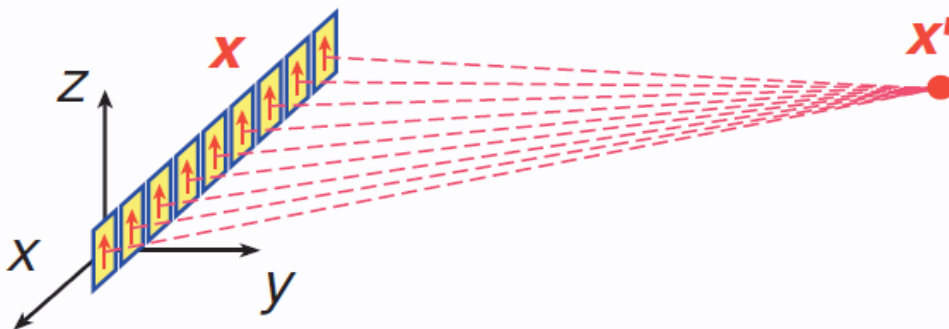
$$\mathbf{c}'(\omega) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} [\mathbf{I}(\omega) \mathbf{I}(\omega)^H] \quad (5.15)$$

Polazeći od Green-ove funkcije za preslikavanje iz domena struja izvora zračenja u domen električnog polja u dalekoj zoni [74] može se definisati vektor \mathbf{M} na način

$$\mathbf{M}(\theta, \varphi) = jz_0 \frac{F(\theta, \varphi)}{2\pi r_c} [e^{jkr_1} \quad e^{jkr_2} \quad \dots \quad e^{jkr_N}] \quad (5.16)$$

koji će povezati karakteristiku zračenja elemenata antenskog niza $F(\theta, \varphi)$, raspodelu struja napajanja po elementima niza i intezitet električnog polja u posmatranoj tački u dalekoj zoni (tačka se nalazi pod uglovima θ i φ u azimutalnoj i elevacionoj ravni u odnosu na prvi element antenskog niza) na način

$$\mathbf{E}(\theta, \varphi) = \mathbf{M}(\theta, \varphi) \mathbf{I}, \quad (5.17)$$



Slika 5.20 Predstavljanje zračenja stohastičkog izvora elemenata u dalekoj zoni linearnim uniformnim antenskim nizom od N elemenata [72]

gde je r_1, r_2, \dots, r_N rastojanje tačke od prvog do N -tog elementa antenskog niza respektivno, r_c je rastojanje posmatrane tačke od centra niza, Z_0 je impedansa slobodnog prostora a k je fazna

konstanta ($k=2\pi/\lambda$).

Na osnovu preslikavanja (5.16) može se odrediti spektralna gustina električne energije u posmatranoj tački u dalekoj zoni zračenja

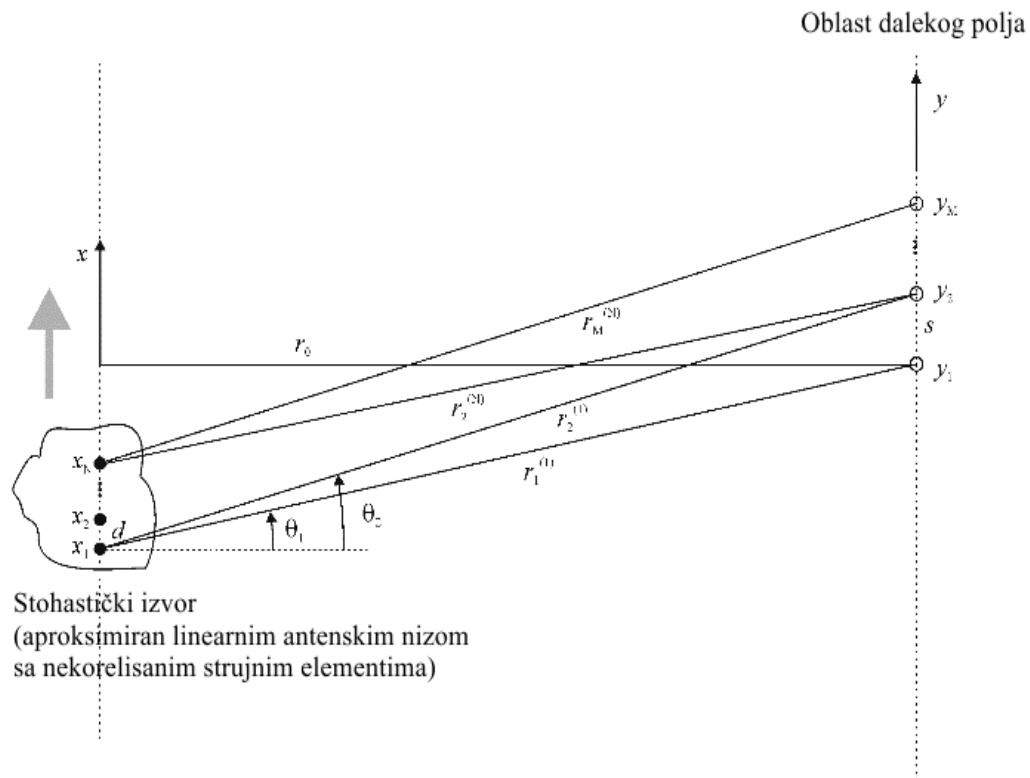
$$W_E(\theta, \varphi) = \frac{\varepsilon}{2} \mathbf{M}(\theta, \varphi) \mathbf{c}' \mathbf{M}(\theta, \varphi)^H \quad (5.18)$$

gde je ε dielektrična konstanta sredine.

Uočimo u dalekoj zoni zračenja M tačaka (Y_1, Y_2, \dots, Y_M) u kojima se posmatraju nivoi električnog polja i koje se nalaze pod uglovima $(\theta_1, \varphi_1), (\theta_2, \varphi_2), \dots, (\theta_M, \varphi_M)$ respektivno u azimutalnoj i elevacionoj ravni u odnosu na prvi element antenskog niza.

Korelaciona matrica signala u dalekoj zoni može da se dobije na osnovu korelacione matrice struje napajanja antenskog niza prema

$$\mathbf{C}_E[i, j] = \mathbf{M}(\theta_i, \varphi_i) \mathbf{c}' \mathbf{M}(\theta_j, \varphi_j)^H \quad i = 1, \dots, M \quad j = 1, \dots, M \quad (5.19)$$



Slika 5.21. Odnos kretanja stohastičkog izvora u azimutalnoj ravni i tačaka uzorkovanja EM polja u dalekoj zoni zračenja [83]

U slučaju da korelaciona matrica struja napajanja elemenata antenskog niza nije poznata, korelaciona matrica signala se može dobiti merenjima jačine električnog polja ili snage signala u

izabranim tačkama uzorkovanja.

U scenariju kretanja stohastičkog izvora u kome je primenjena neuronska mreža za DoA estimaciju njegovog signala u dalekoj zoni, stohastički izvor se kreće pravolinijskom putanjom definisanom ortom \mathbf{x} (Slika 5.21). Ova putanja leži u azimutalnoj ravni. Stohastički izvor se aproksimira linearnim uniformnim antenskim nizom od N elemenata gde su struje pobude elemenata niza nekorelisane. Polje u dalekoj zoni zračenja stohastičkog izvora se uzorkuje u uniformno raspodeljenim tačkama duž pravca definisanim ortom \mathbf{y} koji takođe leži u azimutalnoj ravni. Učinjena je pretpostavka da su ort \mathbf{x} i ort \mathbf{y} paralelni. Broj tačaka uzorkovanja je M . Rastojanje između dve susedne tačke uzorkovanja je s i definiše se $s=y_2-y_1$. Rastojanje između dva susedna elementa antenskog niza je d i definiše se kao $d=x_2-x_1$. Glavni geometrijski elementi za opis primene predložene metode na izloženi scenario kretanja izvora i uzorkovanja polja u dalekoj zoni su opisani u narednom tekstu.

Rastojanje između prave trajektorije kretanja stohastičkog izvora i skenirajućeg niza tačaka označeno je sa r_0 . Ugao položaja prve referentne tačke uzorkovanja u odnosu na prvi referentni element antenskog niza je θ_1 . Ovaj ugao ujedno predstavlja i ugao položaja u azimutalnoj ravni stohastičkog izvora u odnosu na skenirajući niz tačaka $\theta=\theta_1$. Ugao položaja m -te tačke uzorkovanja u odnosu na prvi referentni element antenskog niza je

$$\theta_m = \arctan \left[\frac{(m-1) \cdot s}{r_0} + \tan \theta_1 \right] \quad (5.20)$$

Rastojanje između prve referentne tačke uzorkovanja i prvog referentnog elementa antenskog niza je $r_1^{(1)}$ i definiše se na način

$$r_1^{(1)} = \frac{r_0}{\cos \theta_1} \quad (5.21)$$

Ovo rastojanje se uzima za rastojanje stohastičkog izvora od niza tačaka uzorkovanja $r = r_1^{(1)}$. Rastojanje između m -te tačke uzorkovanja i prvog referentnog elementa antenskog niza je $r_m^{(1)}$ i definiše se na način

$$r_m^{(1)} = \frac{r_0}{\cos \theta_m} \quad (5.22)$$

Rastojanje između m -te tačke uzorkovanja i n -tog elementa antenskog niza je $r_m^{(n)}$ i definiše se k

$$r_m^{(n)} = \sqrt{\left(r_m^{(1)} \cdot \cos \theta_m \right)^2 + \left[r_m^{(1)} \cdot \sin \theta_m + (n-1) \cdot (x_2 - x_1) \right]^2} \quad (5.23)$$

Odnosno

$$r_m^{(n)} = \sqrt{r_0^2 + [r_0 \cdot \tan \theta_m + (n-1) \cdot (x_2 - x_1)]^2} \quad (5.24)$$

Na osnovu (5.20) i (5.24) se može lako odrediti vektor \mathbf{M} prema (5.16), a onda se poznajući korelacionu matricu struje napajanja u skladu sa (5.19) može odrediti korelaciona matrica signala u dalekoj zoni zračenja stohastičkog izvora. Ovaj postupak je primenjen za generisanje uzoraka za obuku i testiranje neuronske mreže jer u tačkama uzorkovanja merene vrednosti jačine električnog polja nisu bile raspoložive.

U cilju ilustrovanja postupka modelovanja MLP i RBF neuronskim mrežama razmatran je scenario gde se stohastički izvor modeluje antenskim nizom od četiri elementa sa nekorelisanim strujama napajanja, a uzorkovanje signala u dalekoj zoni vrši se u četiri tačke koje su na ekvidistantnom rastojanju. U tabeli 5.6 date su vrednosti parametara ovog scenarija.

Za realizaciju i obuku modela korišćeno je MatLab 7.0 sftversko razvojno okruženje. Stepenu obučenosti neuronskog modela zavisi od veličine (broj uzoraka) skupa za obuku. Potreban broj uzoraka skupa za obuku koji obezbeđuje zadovoljacajući stepen obučenosti neuronskog modela zavisi od problema koji se modeluje. U cilju ilustracije potrebnog skupa za obuku korišćena su u slučaju MLP neuronskog modela dva skupa sa različitim brojevima uzoraka za obuku.

Tabela 5.6 Vrednosti parametara antenskog niza i načina uzorkovanja u dalekoj zoni zračenja izvora [83]

Frekvencija	$f = 7.5 \text{ GHz}$
Broj elemenata antenskog niza	$N = 4$
Rastojanje između elemenata antenskog niza	$d = \lambda/2 (0.02 \text{ m})$
Rastojanje od antenskog niza do mesta uzorkovanja u dalekoj zoni	$r_0 = 1000 \text{ m}$
Broj tačaka uzorkovanja u dalekoj zoni	$M = 4$
Rastojanje između tačaka uzorkovanja	$s = \lambda/2 (0.02 \text{ m})$

U prvom slučaju obuka neuronskog modela izvršena je sa 401 uniformno raspodeljenih uzoraka koji su generisani primenom funkcije (5) u dalekoj zoni zračenja. Svakoј vrednosti azimuta iz opsega $[-80^\circ 80^\circ]$ sa korakom 0.4° dodeljena je prva vrsta proračunate korelacione matrice (4 kompleksna elementa – 8 vrednosti, 4 za realne delove i 4 za imaginarne delove) koja predstavlja jednu kombinaciju vrednosti ulaznih promenljivih neuronske mreže. Za obuku modela je korišćen Levenberg-Marquardt metod obuke sa zadatom tačnošću obuke 10^{-5} . U cilju dobijanja što je moguće boljeg MLP modela izvršena je obuka većeg broja različitih $MLP_{N_1-N_2-\dots-N_i-\dots-N_H}$ modela gde je $1 \leq H \leq 2$ i $4 \leq N_i \leq 30$.

Testiranje svakog MLP modela izvršeno je skupom koji je sadržao 320 uniformno raspodeljenih uzoraka koji su uzorkovani u opsegu vrednosti azimuta $[-79.95^\circ 79.95^\circ]$ sa korakom 0.5° i koji nisu korišćeni u procesu obuke. Glavni kriterijum za ocenu uspešnosti obuke je bila vrednost prosečne relativne greške testiranja (*ACE* [%]) [41,42]. U cilju poređenja rezultata testiranja modela u Tabeli 5.7 su prikazani rezultati testiranja za pet MLP modela koji su na istom skupu za testiranje imali najmanje prosečne relativne greške testiranja. Takođe, u cilju poređenja modela u tabeli je data i vrednost maksimalne relativne greške testiranja (*WCE* [%]) za svaki neuronski model ponaosob.

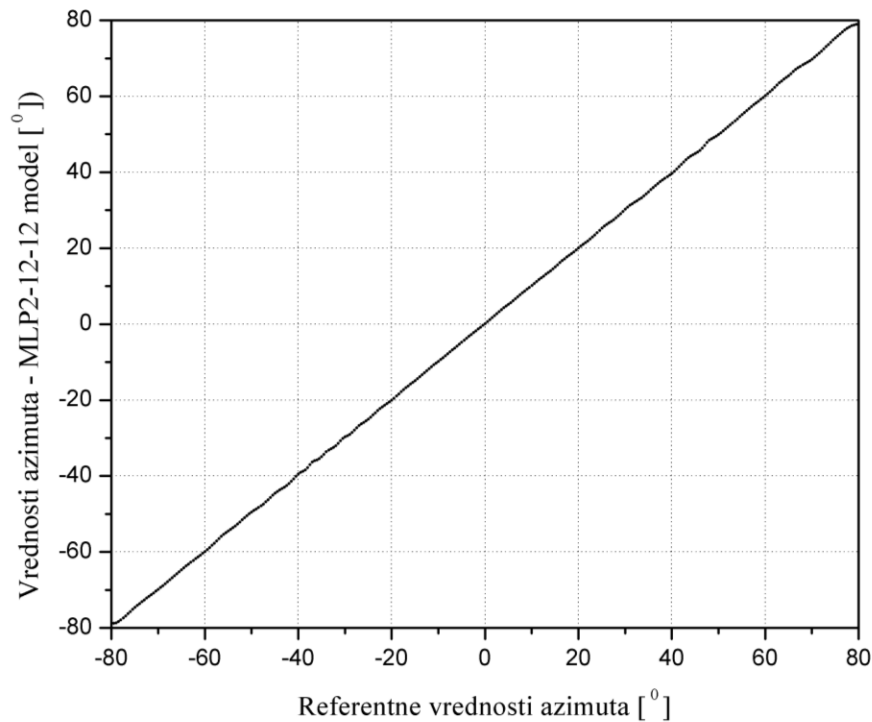
Tabela 5.7 Rezultati testiranja šest MLP modela sa najboljom prosečnom greškom testiranja [83]

MLP model	<i>WCE</i> [%]	<i>ACE</i> [%]
MLP4-12-12	1.26	0.17
MLP4-12-9	1.35	0.18
MLP4-18-16	2.03	0.18
MLP4-16-11	1.71	0.20
MLP4-20-20	1.85	0.21
MLP4-18-7	1.12	0.22

Kao reprezentativni model za DoA estimaciju zračenja stohastičkog izvora izabran je model MLP4-12-12. Za ovaj model na slici 5.22. prikazan je dijagram rasipanja koji je ovaj model

iskazao u fazi testiranja. Može se videti da je izlaz neuronskog modela u visokom stepenu korelacije sa očekivanim (referentnim) vrednostima.

Odziv izabranog modela za sve test uzorke (ukupno 320 uzoraka) je bio ispod jedne sekunde i to na hardverskoj platformi Pentium IV 1.4 GHz i 1GB RAM što govori o velikoj simulacionoj brzini izabranog neuronskog modela.



Slika 5.22 Poređenje izlaza MLP2-12-12 neuronskog modela sa referentnim vrednostima azimuta [83]

U drugom slučaju, obuka neuronskog modela izvršena je skupu od ukupno 81 uniformno raspodeljenih uzoraka koji su generisani primenom funkcije (5.19) u dalekoj zoni zračenja [84]. Ovaj skup uzoraka je značajno manji od skupa koji je korišćen u [83]. Svakoј vrednosti azimuta iz opsega $[-80^{\circ} 80^{\circ}]$ sa korakom 2° dodeljena je prva vrsta proračunate korelacione matrice (4 kompleksna elementa - 8 vrednosti; 4 za realne delove i 4 za imaginarne delove) koja predstavlja jednu kombinaciju vrednosti ulaznih promenljivih neuronske mreže. Za obuku MLP modela korišćen je Levenberg-Marquardt metod obuke sa zadatom tačnošću obuke 10^{-4} . U cilju dobijanja što je moguće boljeg MLP modela izvršena je obuka većeg broja različitih $MLP_{n-N_1-\dots-N_i-\dots-N_H}$ modela gde je $n=H+2$ i $1 \leq H \leq 2$ i $4 \leq N_i \leq 30$. Što se tiče RBF modela, korišćena je obuka sa promenom vrednosti standardne devijacije u opsegu $[0.05 1]$ i zadate tačnosti obuke 10^{-4} .

Testiranje svakog neuronskog modela izvršeno je skupom koji je sadržao 800 uniformno raspodeljenih uzoraka koji su uzorkovani u opsegu vrednosti azimuta $[-79.95^{\circ} 79.95^{\circ}]$ sa korakom 0.2° i koji nisu korišćeni u procesu obuke. Glavni kriterijum za ocenu uspešnosti obuke je bila

Tabela 5.8 Rezultati istraživanja šest RBF modela sa najboljom prosečnom greškom testiranja [84]

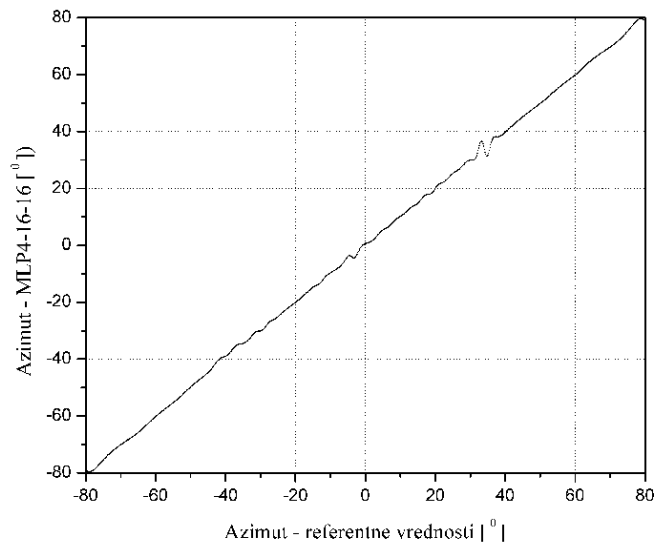
MLP model	WCE [%]	ACE [%]
MLP4-16-16	2.19	0.25
MLP4-17-8	2.05	0.28
MLP4-14-14	1.98	0.29
MLP4-16-4	2.10	0.29
MLP4-12-5	2.41	0.29
MLP4-12-9	3.03	0.37

Tabela 5.9 Rezultati istraživanja šest RBF modela sa najboljom prosečnom greškom testiranja [84]

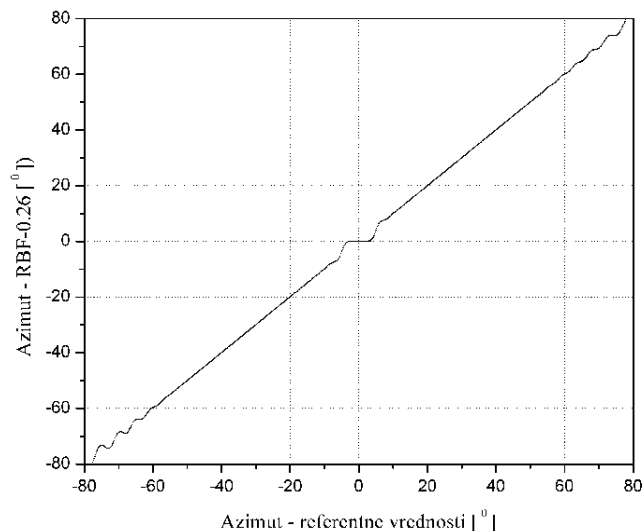
RBF model	WCE [%]	ACE [%]
RBF-0.26	1.95	0.23
RBF-0.28	2.02	0.25
RBF-0.45	2.07	0.25
RBF-0.29	1.71	0.26
RBF-0.44	2.10	0.26
RBF-0.33	1.68	0.28

vrednost prosečne relativne greške testiranja (*ACE* [%]). U cilju poređenja rezultata testiranja modela u Tabeli 5.8 su prikazani rezultati testiranja za šest MLP modela koji su na istom skupu za testiranje imali najmanju prosečne relativne greške testiranja, a u Tabeli 5.9 rezultati testiranja za šest RBF modela sa takvim istim osobinama [84]. Takođe, u cilju poređenja modela u tabeli je data i vrednost maksimalne relativne greške testiranja (*WCE* [%]) za svaki neuronski model ponaosob. Može se zapaziti da sa daleko manjim brojem uzoraka za obuku ostvaruje se zadovoljavajući stepen obučenosti neuronskog modela.

Kao reprezentativni model za DoA estimaciju zračenja stohastičkog izvora iz skupa MLP modela izabran je model MLP4-16-16, a iz skupa RBF modela model RBF-0.26. Za MLP model na slici 5.23 i za RBF model na slici 5.24. prikazani su dijagrami rasipanja koji su ovi modeli iskazali u fazi testiranja [84]. Može se videti da je izlaz kod izabranih neuronskih modela u visokom stepenu korelacije sa očekivanim (referentnim) vrednostima iako su se ovi modeli obučavali sa malim brojem uzoraka.



Slika 5.23 Poređenje izlaza MLP4-16-16 neuronskog modela sa referentnim vrednostima azimuta [84]



Slika 5.24 Poređenje izlaza RBF-0.26 neuronskog modela sa referentnim vrednostima azimuta [84]

Odziv izabranih modela za sve test uzorke (ukupno 800 uzoraka) je bio ispod dve sekunde i to na hardverskoj platformi Pentium IV 1.4 GHz i 1GB RAM što govori o velikoj simulacionoj brzini izabranih neuronskih modela.

5.2.5. Primer korišćenja MLP modela u postupku DOA estimacije više stohastičkih izvora

5.2.5.1 Scenario u kome stohastički izvori pri kretanju zadržavaju međusobno rastojanje

Razmatran je scenario koji se odnosi na određivanje pravaca lokacija tri stohastička izvora na fiksnom ugaonom rastojanju od 10° u azimutnoj ravni na osnovu uzoraka nivoa polja u dalekoj zoni na rastojanju od 1km, u 4 ekvidistantne tačke u liniji na rastojanju od $d = \lambda/2$ [85]. Obuka i testiranje (verifikacija) neuronskog modela koji je prikazan na Sl. 5.18 je sprovedena na osnovu skupa tačaka nivoa polja izračunatih koristeći izraze (5.18) i (5.19) za $N=1$ i $M=4$ pri radnoj frekvenciji $f=7.5$ GHz (Tabela 5.10). Na ovaj način je generisan skup za obuku sa 71 tačkom i skup za testiranje sa 47 tačaka koje su uniformno raspodeljene u opsegu $[-80^\circ, 60^\circ]$ za izvor 1., u opsegu $[-70^\circ, 70^\circ]$ za izvor 2. i u opsegu $[-60^\circ, 80^\circ]$ za izvor 3. U razmatranom slučaju svaki stohastički izvor je predstavljen jednim vertikalnim dipolom. Struje napajanja dipola su međusobno nekorelisane, tako da je stepen korelisanosti opisan jediničnom korelacionom matricom struja napajanja \mathbf{c}^l .

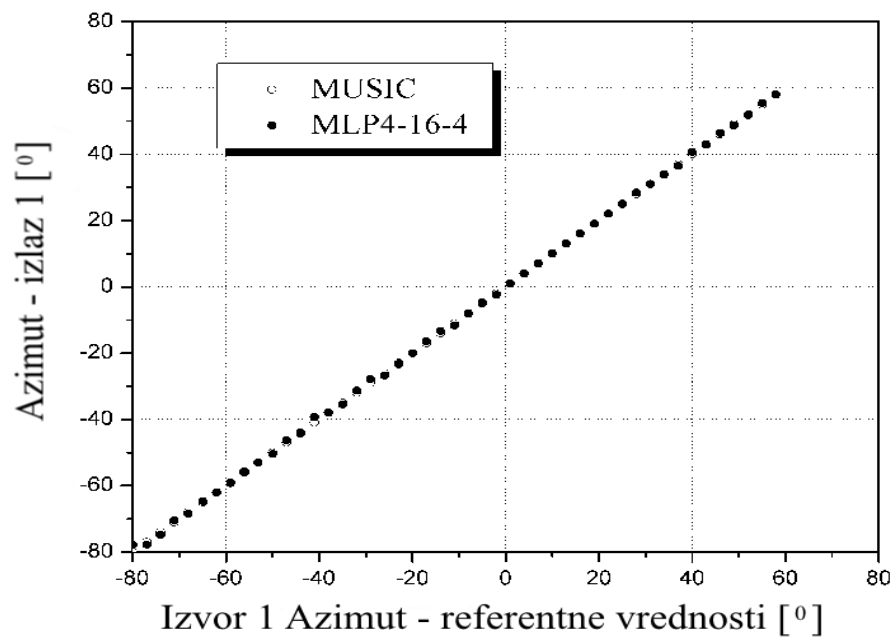
Tabela 5.10 Vrednosti parametara antena i tačaka uzorkovanja [85]

Frekvencija	$f = 7.5$ GHz
Broj izvora	$S = 3$
Broj elemenata antenskog niza po izvoru	$N = 1$
Međusobno rastojanje antena	$d = \lambda/2$ (0.02 m)
Rastojanje tačaka uzorkovanja od stohastičkih izvora	$R = 1000$ m
Broj tačaka uzorkovanja	$M = 4$
Međusobno rastojanje tačaka uzorkovanja	$s = \lambda/2$ (0.02 m)

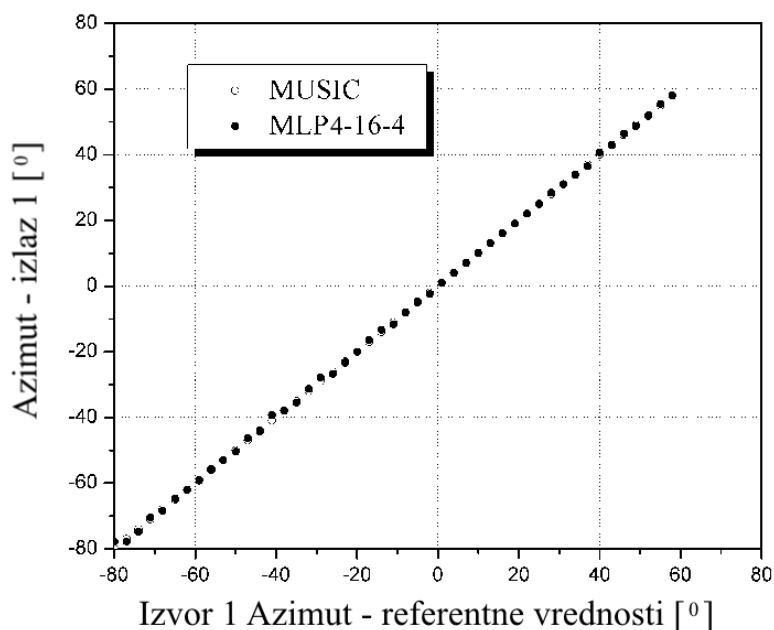
U postupku obuke neuronskog modela primenjen je Levenberg-Marquardt metod sa zahtevanom tačnošću od 10^{-4} . Rezultati testiranja za šest MLP modela sa najmanjom srednjekvadratnom greškom su pokazani u Tabeli 5.11 [85]. Kao što se vidi iz ove tabele najbolji je model MLP4-16-4 i on je u nastavku korišćen kao reprezentativan model.

Tabela 5.11 Rezultati testiranja za šest neuralnih modela sa najmanjom usrednjenom srednjekvadratnom greškom [85]

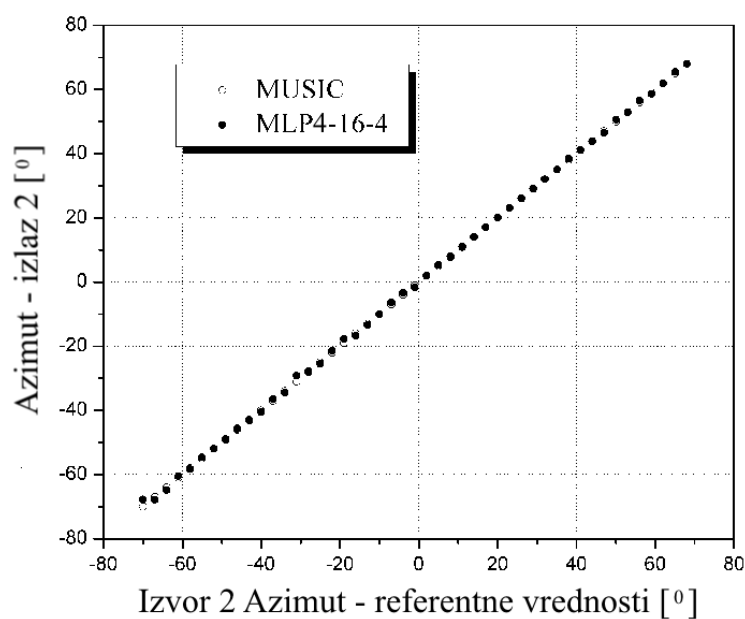
MLP model	WCE [%]	ACE [%]
MLP4-16-4	1.59	0.29
MLP4-12-5	1.26	0.30
MLP4-15-11	1.15	0.31
MLP4-16-10	1.14	0.36
MLP4-12-9	1.49	0.37
MLP4-18-14	1.19	0.37



Sl. 5.25 Poređenje rezultata izlaza 1 neuronskog modela MLP4-16-4 [85]



Sl. 5.26 Poređenje rezultata izlaza 2 neuronskog modela MLP4-16-4 [85]



Sl. 5.27 Poređenje rezultata izlaza 3 neuronskog modela MLP4-16-4 [85]

U nastavku je koristeći test skup izvršeno testiranje neuronskog modela poređenjem sa referentnim vrednostima azimuta položaja stohastičkih izvora, kao i sa vrednostima dobijenim korišćenjem MUSIC algoritma. Kao što se iz prikazanih rezultata može videti (Sl. 5.25, Sl. 5.26 i Sl.5.27) ostvarena je dobra saglasnost izlaza iz MLP neuronskog modela sa rezultatima MUSIC modela, kao i sa referentnim vrednostima [85].

Arhitektura MLP modela prikazana na Sl. 5.18. primenjena je za određivanje ugaonog položaja u azimutu četiri stohastička izvora koji se mogu kretati kreću unutar opsega $[-80^\circ, 80^\circ]$ održavajući fiksno međusobno rastojanje, tako da je drugi izvor udaljen od prvog za 10° , treci je na 5° udaljenosti od drugog, a četvrti na 15° udaljenosti od trećeg izvora [86]. U ovom scenariju se antenski niz od četiri elementa deli na pojedinačne dipol antene koje prate gore navedeno kretanje i koji se napajaju međusobno nekorelisanim strujama gde je stepen korelisanosti opisan jediničnom korelacionom matricom struja napajanja c^l . Uzorkovanje signala u dalekoj zoni vrši se u četiri tačke koje su na ekvidistantnom rastojanju. Samo prva kolona korelacione matrice korišćena je kao ulaz neuronske mreže. U tabeli 5.12. date su vrednosti parametara ovog scenarija sa četiri izvora.

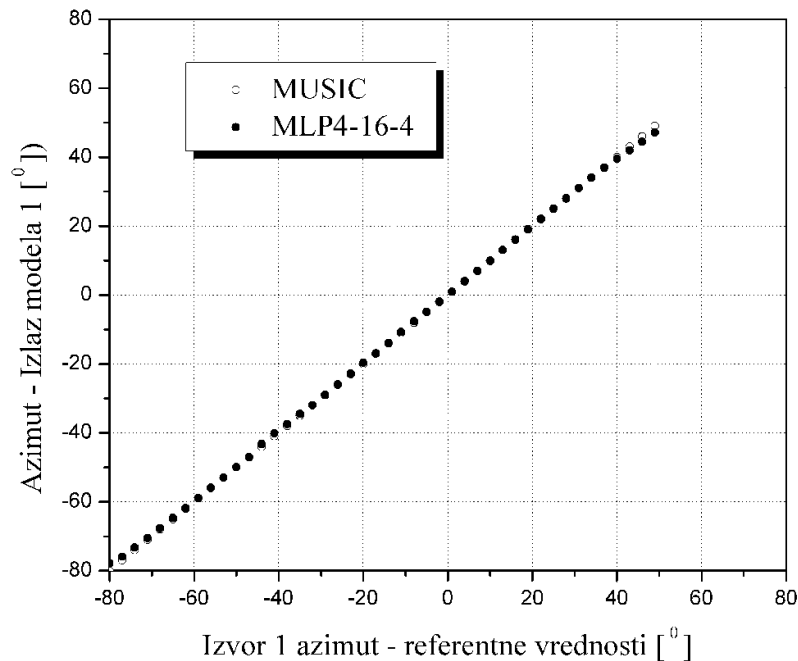
Za realizaciju i obuku modela korišćeno je MatLab 7.0 softversko razvojno okruženje. Obuka neuronskog modela izvršena je sa 66 uniformno raspodeljenih uzoraka koji su generisani primenom izraza (5.19) u dalekoj zoni zračenja. Svakoju vrednosti azimuta iz opsega $[-80^\circ, 80^\circ]$ dodeljena je prva vrsta proračunate korelacione matrice (4 kompleksna elementa – 8 vrednosti, 4

Tabela 5.12 Vrednosti parametara antenskog niza kojim se predstavljaju stohastički izvori i načina uzorkovanja u dalekoj zoni zračenja izvora [86]

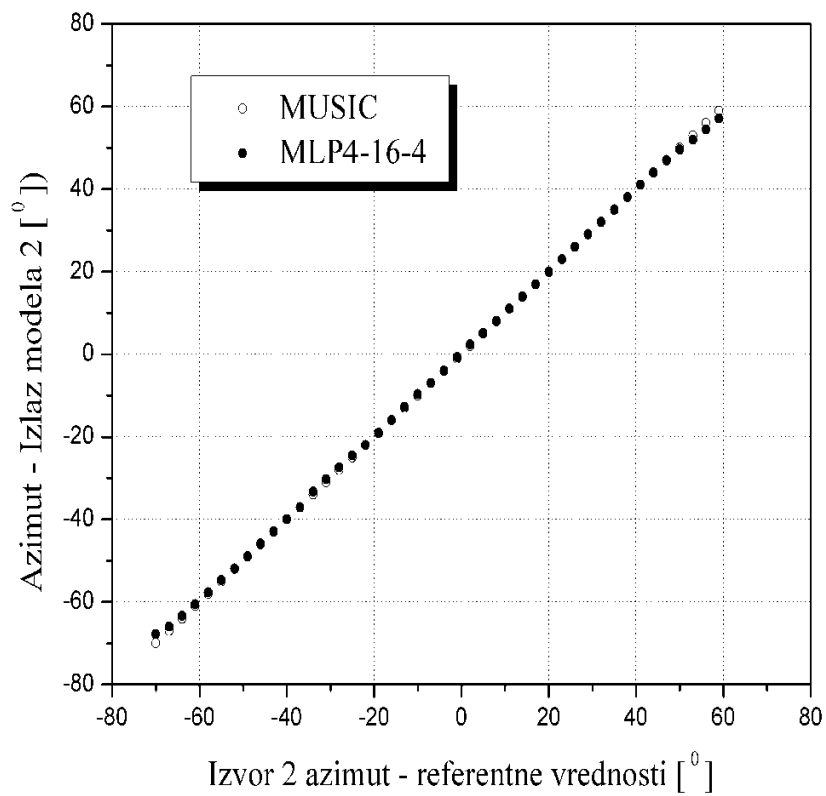
Frekvencija	$f = 7.5 \text{ GHz}$
Broj izvora	$S = 4$
Broj elemenata antenskog niza jednog izvora	$N = 1$
Rastojanje od stohastičkog izvora do mesta uzorkovanja u dalekoj zoni	$r = 100 \text{ m}$
Broj tačaka uzorkovanja u dalekoj zoni	$M = 4$
Rastojanje između tačaka uzorkovanja	$s = \lambda/2 (0.02 \text{ m})$

za realne delove i 4 za imaginarne delove) koja predstavlja jednu kombinaciju vrednosti ulaznih promenljivih neuronske mreže. Za obuku modela je korišćen Levenberg-Marquardt metod obuke. U cilju dobijanja što je moguće boljeg MLP modela izvršena je obuka većeg broja različitih MLP n_1 - n_2 - n_3 - n_4 modela, gde je $n=H+2$, $1 \leq H \leq 2$ i $4 \leq N_i \leq 30$.

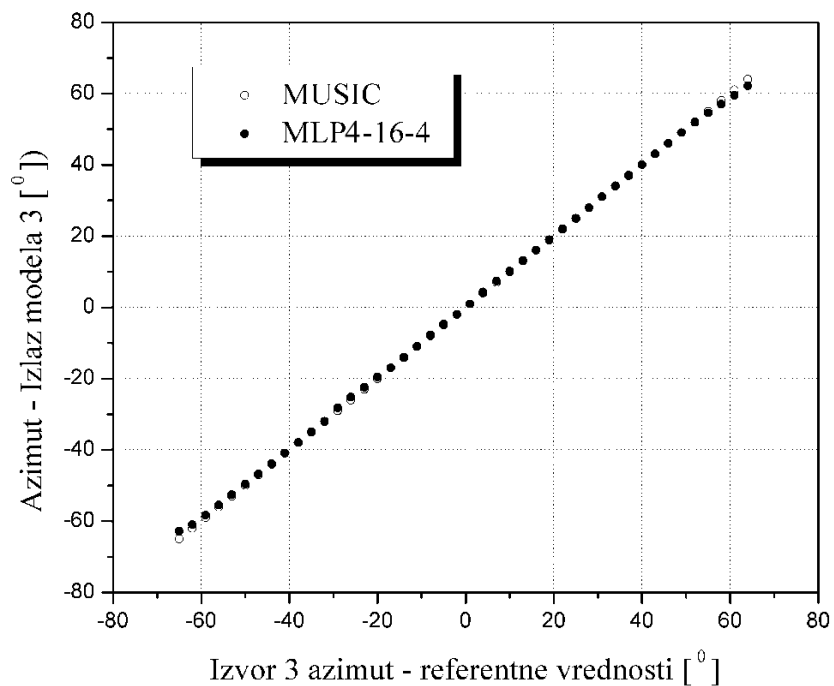
Testiranje svakog MLP modela izvršeno je skupom koji je sadržao 44 uniformno raspodeljenih uzoraka koji nisu korišćeni u procesu obuke. Glavni kriterijum za ocenu uspešnosti obuke je bila vrednost prosečne relativne greške testiranja (*ACE* [%]) [36,43,44]. U cilju poređenja rezultata testiranja modela u Tabeli 5.13 su prikazani rezultati testiranja za šest MLP modela koji su na istom skupu za testiranje imali najmanje prosečne relativne greške testiranja [86]. Takođe, u cilju poređenja modela u tabeli je data i vrednost maksimalne relativne greške testiranja (*WCE* [%]) za svaki neuronski model ponaosob.



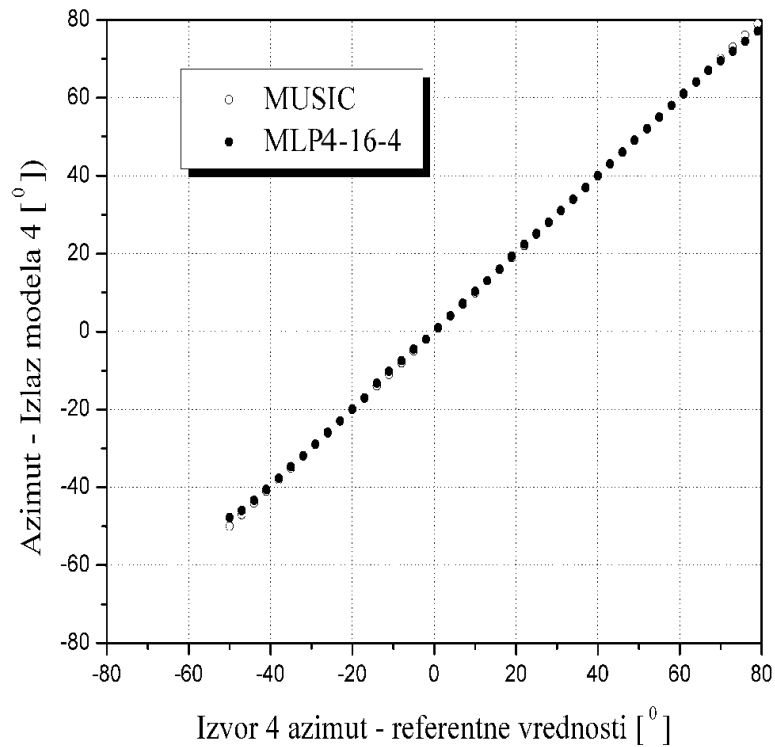
Slika 5.28. Poređenje izlaza 1 MLP4-16-4 neuronskog modela (stohastički izvor 1) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela



Slika 5.29. Poređenje izlaza 2 MLP4-16-4 neuronskog modela (stohastički izvor 2) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela



Slika 5.30. Poređenje izlaza 3 MLP4-16-4 neuronskog modela (stohastički izvor 3) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela



Slika 5.31. Poređenje izlaza 4 MLP4-16-4 neuronskog modela (stohastički izvor 4) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela

Tabela 5.13 Rezultati testiranja šest MLP modela sa najboljom prosečnom greškom testiranja [86]

MLP model	WCE [%]	ACE [%]
MLP4-16-4	1.70	0.28
MLP4-10-10	1.18	0.30
MLP2-16-10	1.20	0.33
MLP4-13-13	1.10	0.34
MLP4-12-12	1.25	0.36
MLP4-18-14	1.22	0.39

Kao reprezentativni model za DoA estimaciju zračenja stohastičkog izvora izabran je model MLP4-16-4. Sposobnost neuralnog modela da tačno i efikasno odredi lokacije stohastičkih izvora ilustrovana je na Sl. 5.28-5.31 [86]. Prikazan je dijagram rasipanja koji je ovaj model iskazao u fazi testiranja za svaki izlaz mreže odnosno za svaki stohastički izvor koji je pridružen jednom izlazu mreže ponaosob. Može se videti da su izlazi neuronskog modela u visokom stepenu korelacije sa očekivanim (referentnim) vrednostima. Na ovim slikama je radi poređenja takođe dato i rasipanje MUSIC modela za svaki stohastički izvor ponaosob. Odziv izabranog modela za sve test uzorke (ukupno 44 uzoraka) je bio ispod jedne sekunde i to na hardverskoj platformi Pentium IV 1.4 GHz i 1GB RAM što govori o velikoj simulacionoj brzini izabranog neuronskog modela.

S obzirom da neuralni model ne koristi intenzivne i vremenski zahtevne proračune, on je podesniji od konvencionalnih prilaza za primene u realnom vremenu. U ovom trenutku razvijeni su neuronski modeli za DoA estimaciju do 4 stohastička izvora koja pri kretanju zadržavaju isto međusobno ugaono rastojanje. Istraživanja u narednom periodu daće odgovor i na složeniji i realniji scenario istovremenog prisustva većeg broja stohastičkih izvora (više od 4 izvora).

5.2.5.2 Scenario u kome stohastički izvori pri kretanju mogu menjati međusobno rastojanje

Obuka neuronskog modela (Sl.5.18) je sprovedena za slučaj četiri ekvidistantne tačke uzorkovanja na međusobnom ekvidistantnom rastojanju od $d = \lambda/2$ u dalekoj zoni zračenja dva stohastička EM izvora. Podaci za razmatrani scenario su date u Tabeli 5.14. Cilj je obučiti

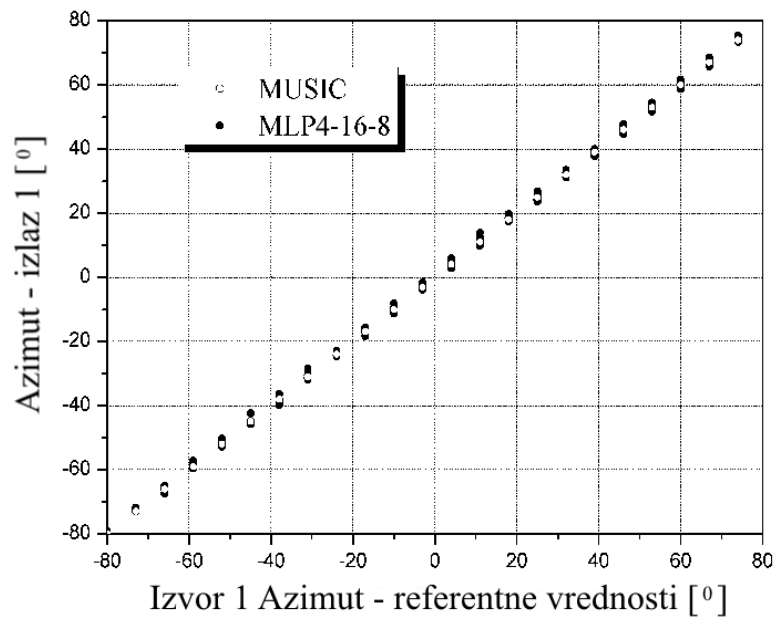
Tabela 5.14 Vrednosti parametara antenskog niza i oblasti uzorkovanja [88]

Frekvencija	$f = 7.5 \text{ GHz}$
Broj izvora	$S = 2$
Broj elemenata antenskog niza po izvoru	$N = 4$
Rastojanje između trajektorije izvora i tačaka uzorkovanja	$r_0 = 100 \text{ m}$
Broj tačaka uzorkovanja	$M = 4$
Međusobno rastojanje tačaka uzorkovanja	$s = \lambda/2 (0.02 \text{ m})$

Tabela 5.15 Rezultati testiranja za šest neuronskih modela sa najboljim rezultatima [88]

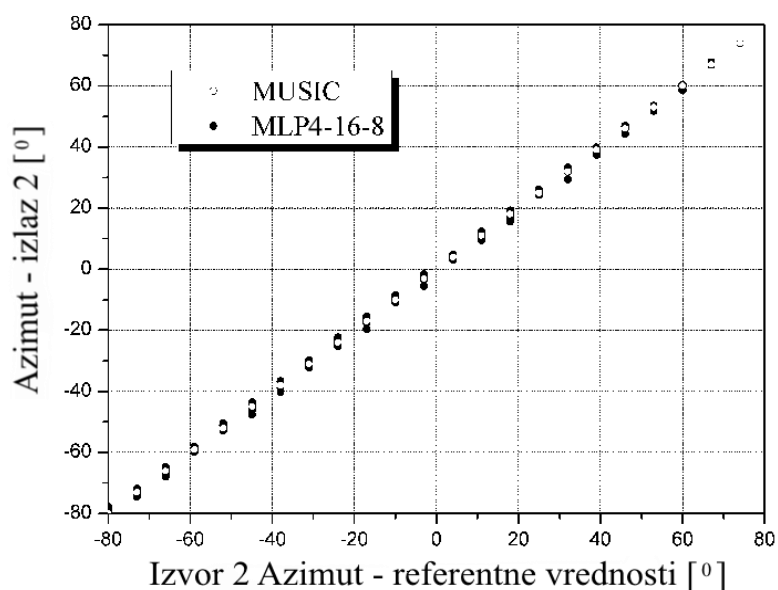
MLP model	WCE [%]	ACE [%]
MLP4-16-8	1.81	0.42
MLP4-14-14	2.26	0.42
MLP4-18-14	2.67	0.39
MLP4-20-10	2.71	0.38
MLP4-16-16	3.27	0.39
MLP4-16-11	3.76	0.41

neuronsku mrežu tako da omogući određivanje ugaonog položaja u azimutnoj ravni za dva ($S=2$) mobilna korisnika (stohastička izvora) [88].



Sl.5.32 Poređenje izlaza 1 MLP4-16-8 neuronskog modela (stohastički izvor 1) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela [88]

U procesu generisanja skupa za obuku (862 tačka) i skupa za testiranje (276 tačaka) neuronske mreže u opsegu azimutnog ugla $[-80^{\circ}, 80^{\circ}]$ korišćeni su izrazi (4) i (5) za $N=4$ i $M=4$ i $f=7.5$ GHz. Svaki stohastički izvor signala je modelovan linearnim antenskim nizom sa četiri ($N=4$) vertikalna dipola. Struje napajanja su međusobno nekorelisane, tako da je korelaciona matrica \mathbf{c}^l jedinična dijagonalna matrica. U procesu obuke korišćen je Levenberg-Marquardt



Sl.5.33 Poređenje izlaza 2 MLP4-16-8 neuronskog modela (stohastički izvor 2) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela [88]

metod sa zahtevanom tačnošću od 10^{-4} . Rezultati testiranja za šest MLP modela sa najnižim vrednostima srednjih grešaka su prikazani u Tabeli 5.15, a model MLP4-16-8 je odabran kao reprezentativan neuronski model. Rezultati simulacije ovog modela za vrednosti iz skupa za testiranje pokazuju dobru saglasnost između izlaznih vrednosti neuronske mreže i referentnih ugaonih vrednosti za oba stohastička izvora (Sl. 5.32, 5.33). Pored toga zapaža se dobra saglasnost sa vrednostima koji daje MUSIC algoritam.

Obuka neuronskog modela je sprovedena za slučaj 4 ekvidistantne tačke uzorkovanja na međusobnom ekvidistantnom rastojanju od $d = \lambda/2$ u dalekoj zoni zračenja dva stohastička EM izvora. Podaci za razmatrani scenario su date u Tabeli 5.16. Cilj je obučiti neuronsku mrežu tako da omogući određivanje ugaonog položaja u azimutnoj ravni za tri ($S=3$) mobilna korisnika (stohastička izvora). [89]

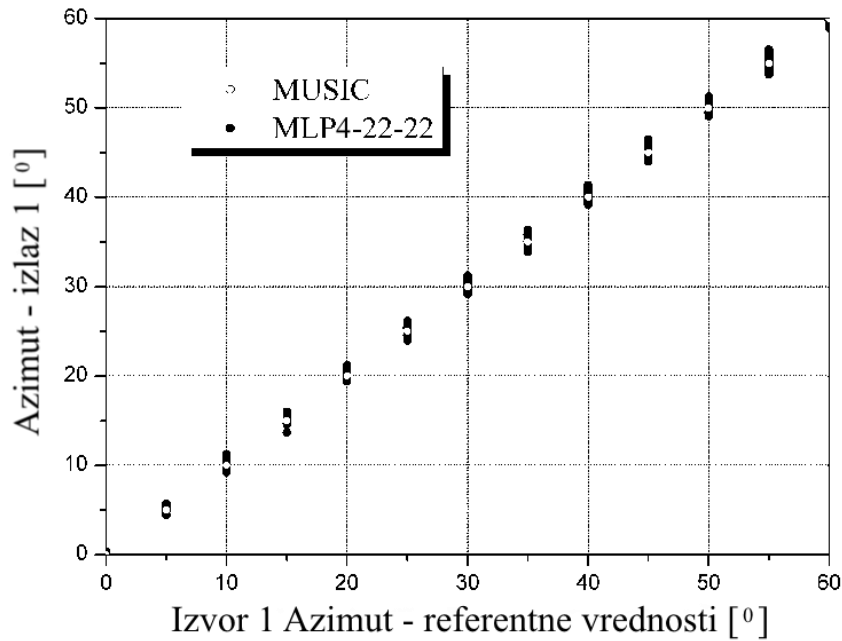
U procesu generisanja skupa za obuku (816 tačka) i skupa za testiranje (455 tačaka) neuronske mreže u opsegu azimutnog ugla $[0^\circ, 60^\circ]$ korišćeni su izrazi (4) i (5) za $N=4$ i $M=4$ i $f=7.5$ GHz. Svaki stohastički izvor signala je modelovan lineranim antenskim nizom sa četiri ($N=4$) vertikalna dipola. Struje napajanja su međusobno nekorelisane, tako da je korelaciona matrica \mathbf{c}^l jedinična dijagonalna matrica. U procesu obuke korišćen je Levenberg-Marquardt metod sa zahtevanom tačnošću od 10^{-4} . Rezultati testiranja za osam MLP modela sa najnižim vrednostima srednjih grešaka su prikazani u Tabeli 5.17, a model MLP4-22-22 je odabran kao reprezentativan neuronski model. Rezultati simulacije ovog modela za vrednosti iz skupa za testiranje pokazuju dobru saglasnost između izlaznih vrednosti neuronske mreže i referentnih

Tabela 5.16 Vrednosti parametara antenskog niza i oblasti uzorkovanja

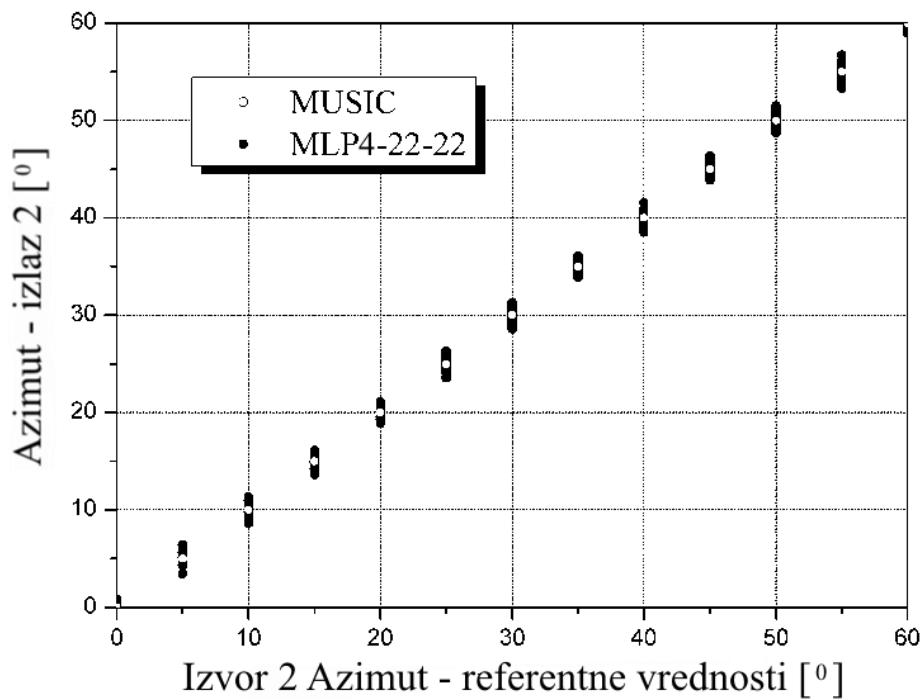
Frekvencija	$f = 7.5 \text{ GHz}$
Broj stohastičkih izvora	$S = 3$
Broj elemenata antenskog niza po izvoru	$N = 4$
Rastojanje između trajektorije izvora i tačaka uzorkovanja	$r_0 = 100 \text{ m}$
Broj tačaka uzorkovanja	$M = 4$
Međusobno rastojanje tačaka uzorkovanja	$s = \lambda/2 (0.02 \text{ m})$

Tabela 5.17 Rezultati testiranja za osam neuronskih modela sa najboljim rezultatima [89]

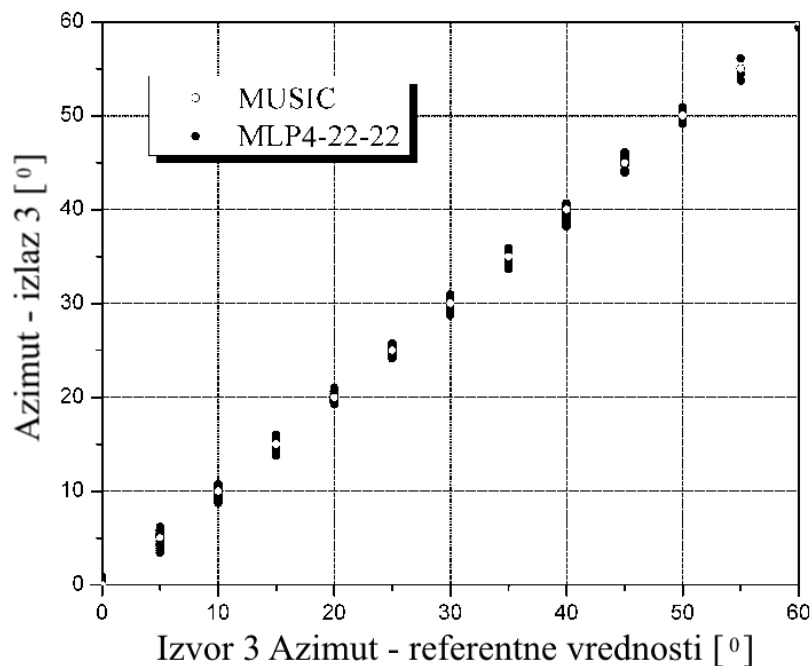
MLP model	WCE [%]	ACE [%]
MLP4-22-22	2.96	0.73
MLP4-23-23	3.20	0.77
MLP4-20-10	3.33	0.82
MLP4-18-18	3.44	0.83
MLP4-18-16	3.56	0.85
MLP4-18-14	3.61	0.84
MLP4-22-20	4.03	0.81
MLP4-16-11	4.23	0.90



Sl. 5.34 Poređenje izlaza 1 MLP4-22-22 neuronskog modela (stohastički izvor 1) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela [89]



Sl.5.35 Poređenje izlaza 2 MLP4-22-22 neuronskog modela (stohastički izvor 2) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela [89]



Sl.5.36 Poređenje izlaza 3 MLP4 -22-22 neuronskog modela (stohastički izvor 3) sa referentnim vrednostima azimuta i sa vrednostima azimuta dobijenim primenom MUSIC modela [89]

ugaonih vrednosti za sve stohastičke izvore (Sl.5.34, Sl.5.35 i Sl.5.36). Pored toga zapaža se dobra saglasnost sa vrednostima koji daje MUSIC algoritam. Odziv izabranog modela za sve test uzorke (ukupno 455 uzoraka) je bio ispod jedne sekunde i to na hardverskoj platformi Pentium IV 1.4 GHz i 1GB RAM što govori o velikoj simulacionoj brzini izabranog neuronskog modela.

S obzirom da neuralni model ne koristi intenzivne i vremenski zahtevne proračune, on je podesniji od konvencionalnih prilaza za primene u realnom vremenu. U ovom trenutku razvijeni su neuronski modeli za DoA estimaciju do 3 stohastička izvora na proizvoljnoj ugaonoj lokaciji. Istraživanja u narednom periodu daće odgovor i na složeniji i realniji scenario istovremeno prisustva većeg broja stohastičkih izvora (više od 3 izvora) na proizvoljnoj ugaonoj lokaciji.

6

ZAKLJUČAK

Predmet disertacije je modelovanje šuma i interferencije u bežičnim komunikacionim sistemima korišćenjem neuronskih mreža. Radi se o aktuelnoj temi koja je u fokusu velikog broja istraživača širom sveta. Do sada je razvijen veći broj pristupa i algoritama za rešavanje navedenih problema koji su detaljno opisani u poglavlju 1. UVOD ove disertacije. Glavni problem se ispoljava u kompromisu između tačnosti rezultata i brzine izračunavanja. Iz navedenog razloga, u ovoj disertaciji razvijen je pristup zasnovan na veštačkim neuronskim mrežama. Najznačajniji naučno-stručni doprinosi izloženi u okviru ove disertacije se mogu sistematizovati na sledeći način.

- Razvoj novog postupka za procenu uticaja šuma na prijemnom mestu mikrotalasnog bežičnog komunikacionog sistema. Prikazani su efikasni neuronski modeli za modelovanje faktora eksternog šuma i temperature osvetljaja prijemne antene.
- Razvoj neuronskog modela za projektovanje štampanog pentagonalnog dipola. Korišćeni model daje mogućnost efikasnog projektovanja štampanog dipola kao elementa antenskog niza koji se zahvaljujući malim nivoima bočnih listova dijagrama zračenja može koristiti u postupku oblikovanja dijagrama zračenja (beamforming) za smanjenje uticaja interferencije i povećanja kvaliteta servisa,
- Razvoj novog postupka za određivanje pravaca dolaska EM zračenja stohastičkih izvora (DoA estimacija stohastičkih signala) zasnovanog na upotrebi veštačkih neuronskih mreža koji daje polaznu osnovu za naknadno oblikovanje karakteristike zračenja adaptivnog antenskog sistema u realnom vremenu sa ciljem da se umanjí uticaj šuma i interferencije
- Razvoj novih neuronskih modela za DoA estimaciju istovremenog prisustva više stohastičkih izvora zračenja za dva scenarija:
 - a) Stohastički izvori pri kretanju zadržavaju međusobno rastojanje
 - b) Stohastički izvori pri kretanju mogu menjati međusobno rastojanje, tj. pri proizvoljnoj ugaonoj poziciji u azimutnoj ravni.
- Razvoj proceduralnog okruženja i softverske osnove za dalji proces automatizacije alata za karakterizaciju šuma i interferencije kod bežičnih komunikacionih sistema i za podršku razvoju i unapređenju adaptivnih antenskih sistema.

Predloženi neuronski modeli su efikasni, obezbeđuju podatke o pravcima za nekoliko

milisekundi (Pentium 4, 1GB RAM) i kao takvi, veoma su pogodni za primenu u realnom vremenu. Performanse navedenih modela verifikovane su poređenjem sa rezultatima pristupa koji koriste visokorezolucijske algoritme. Prednost predloženih neuronskih modela ogleda se u povećanoj brzini procene pravaca (DoA estimacija) pri zadovoljavajućoj tačnosti. Pored toga, neuronski modeli mogu se obučiti tako da uključe dodatne karakteristike signala (njihov broj, odnos signal/šum, stepen korelacije), fizičke karakteristike prijemnog niza i karakteristike okruženja.

Naučno-stručni rezultati koji su obuhvaćeni ovom doktorskom disertacijom su prezentirani naučno-stručnoj javnosti saopštavanjem na međunarodnim i domaćim naučnim konferencijama i publikovanjem u međunarodnim naučnim časopisima. Konkretno, iz problematike koja je u vezi sa temom doktorske disertacije kao autor/koautor doktorant je objavio: 1 rad u kategoriji M21, 1 rad u kategoriji M23, 2 rada u kategoriji M52, 11 radova u kategoriji M53 i 6 radova u kategoriji M63.

Pravci budućih istraživanja u ovoj oblasti se mogu odnositi na:

- razvoj neuronskih modela za 2D DoA estimaciju stohastičkih izvora, tj. za održavanje dve ugaone koordinate (azimut i elevaciju) pravca dolaska EM talasa

- istraživanje mogućnosti primene neuronskih mreža na procenu pravaca većeg broja izvora stohastičkog signala. U ovom slučaju je neophodno razviti nove neuronske modele za dva scenarija:

- a) Scenario u kome stohastički izvori (više od 4) pri kretanju zadržavaju međusobno rastojanje

- b) Scenario u kome stohastički izvori (više od 3) pri kretanju mogu menjati međusobno rastojanje, tj. pri proizvoljnoj ugaonoj poziciji u azimutnoj ravni.

- razvoj hijerarhijskog modela zasnovanog na neuronskim mrežama koji bi u prvom koraku vršio procenu pravaca, a u drugom beamforming, odnosno oblikovanje karakteristike zračenja antenskog niza kako bi se glavni list i bočni listovi usmerili prema željenim korisnicima, a nule zračenja prema interferentnim signalima.

7

LITERATURA

- [1] C. A. Balanis, *Advanced Engineering Electromagnetics*, John Wiley & Sons, Inc., New York, 1989.
- [2] *Microwave Components & Measurements*, Degem Systems note, Inter Training Systems Ltd, New York, 1985.
- [3] R. Collin, *Foundations for Microwave Engineering, Microwave Components, Devices and Active Circuits*, McGraw-Hill.Kogakusha, Great Britain, 1966.
- [4] D. M. Pozar, *Microwave Engineering*, John Wiley & Sons, Inc, USA, 1998.
- [5] T. Manning, *Microwave Radio Transmission Design Guide*, Artech House, 1999.
- [6] Allan W. Scott, *Understanding Microwaves*, John Wiley and Sons, 2005.
- [7] M. Golio, *The RF and Microwave Handbook*, CRC Press, 2001.
- [8] M. Dragović, *Antene i prostiranje radio talasa*, Beopres, Beograd 1996
- [9] John S. Seybold, *Introduction to RF Propagation*, John Wiley and Sons, 2005.
- [10] P. F. Combes, *Microwave Transmission for Telecommunications*, John Wiley and Sons, 1988.
- [11] E. Zentner, *Antene i radiosustavi*, Graphis, Zagreb 1999.
- [12] S. Haykin, *Communications Systems*, John Wiley and Sons, 1994.
- [13] W. Egan, *Practical RF System Design*, John Wiley & Sons, Inc., 2000.
- [14] E. Wolff, R. Kaul, *Microwave Engineering and System Applications*, John Wiley & Sons, Inc., 1988.
- [15] J. Schiller, *Mobile Communications*, Addison-Wesley, 2000.
- [16] M. Khader, W. Barnes, *Telecommunications Systems and Technology*, Prentice Hall, 2000.
- [17] L. C. Godara, *Handbook of Antennas in Wireless Communications*, CRC Press, 2002.
- [18] A. F. Molisch, *Wireless Communications*, John Wiley and Sons, 2006.
- [19] H. R. Anderson, *Fixed Broadband Wireless System Design*, John Wiley and Sons, 2003.
- [20] J. Doble, *Introducing to Radio Propagation for Fixed and Mobile Communications*, Artech House, 1996.
- [21] R. L. Freeman, *Telecommunication Transmission Handbook*, John Wiley and Sons, 1991.
- [22] Roger L. Freeman, *Radio System Design for Telecommunications*, John Wiley and Sons, 1997.
- [23] G. C. Hess, *Hanbook of Land-Mobile Radio System Coverage*, Artech House, 1998.
- [24] Pozar, *Microwave and RF Design of Wireless Systems*, John Wiley & Sons, Inc., 2000.
- [25] A. Hussain, *Advanced RF Engineering for Wireless Systems and Networks*, John Wiley & Sons, Inc., 2005.
- [26] Carlos Salema, *Microwave Radio Links from Theory to Design*, John Wiley and Sons, 2003.
- [27] Recommendation ITU-R P.372-10, *Radio Noise*, objavljena 10/2009.
- [28] C. Ho, S. Slobin and K. Gritton, *Atmospheric Noise Temperature Induced by Clouds and Other Weather Phenomena at SHF Band (1-45 GHz)*, California Institute of Technology Pasadena, 2005.
- [29] R. Schmidt, *Multiple emitter location and signal parameter estimation*, IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1986, vol. 34, no. 3, p. 276-280.

- [30] *IEEE Standard for Local and Metropolitan area Networks (2003) System Profiles for 10-66 GHz*, 15 January, IEEE, New York, NY.
- [31] J. Surutka, *Elektromagnetika*, Gradjevinska knjiga, Beograd, 1965
- [32] Chew, W.C., Jin, J-M., Michielssen, E. and Song, J., *Fast and Efficient Algorithms in Computational Electromagnetics*, Artech House Publishers, Norwood, MA, 2001.
- [33] Kolundzija, B. and Djordjevic, A. , *Electromagnetic Modeling of Composite Metallic and Dielectric Structures*, Artech House, Norwood, MA, 2002.
- [34] S. Haykin, *Neural Networks*, New York, IEEE, 1994.
- [35] J. J. Hopfield, *Artificial Neural Networks*, IEEE Circuits and Devices Magazine, pp. 3-10, September, 1988.
- [36] P. C. Bressloff and D. J. Weir, *Neural Networks*, The GEC Journal of Research, vol. 8, no. 3, pp. 151-169, 1991.
- [37] S. Milenković, *Veštačke neuronske mreže*, Zadužbina Andrejević, Beograd 1997.
- [38] Fausett, L.V. (1993) *Fundamentals Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- [39] Galushkin, A.I. (2007) *Neural Networks Theory*, Springer, Berlin.
- [40] J. Hertz, A. Krogh, R. Palmer, *Introduction to the Theory of Neural Computation*, Addison-Wesley, 1991.
- [41] Q. J. Zhang, K. C. Gupta, *Neural Networks for RF and Microwave Design*, Artech House, 2000.
- [42] C. Christodoulou, M. Georgiopoulos, *Applications of Neural Networks in Electromagnetics*, Artech House, 2001.
- [43] J. W. Bandler, M. A. Ismail, *Neuromodeling of Microwave Circuits Exploiting Space-Mapping Technology*, IEEE Trans., Microwave Theory Tech., vol. 47, no. 12, pp. 2417-2423, 1999.
- [44] P. Watson, K. C. Gupta, *EM-ANN Models for Microstrip Vias and Interconnects*, IEEE Trans., Microwave Theory Tech., vol. 44, no. 12, 1996, pp. 2395-2503.
- [45] G. L. Creech, B. J. Paul C. D. Lesniak, T. J. Jenkins, and M. C. Calcaterra, *Artificial neural networks for fast and accurate EM-CAD of microwave circuits*, IEEE Trans., Microwave Theory Tech., vol. 45, no. 5 pp. 794-802, 1997.
- [46] Marija Milijić, Zoran Stanković, Ivan Milovanović, *Neuronski model za procenu snage eksternog šuma kod prijemnika bežičnih komunikacionih sistema*, ("Neural model for estimation of external noise power of receiver in wireless communication system"), 19th Telecommunications Forum (TELFOR), Belgrade, Serbia, November, 22-24, 2011, Telecommunications Society, pp.437-450, ISBN: 978-1-4577-1498-6.
- [47] Ivan Milovanović, Zoran Stanković, Marija Milijić, *Procena nivoa eksternog šuma na mestu prijema u bežičnim komunikacijama pomoću neuronskih mreža*, 18th Conference and Exhibition, Yu INFO 2012, Kopaonik, Srbija, 29.02.-03.03. 2012.
- [48] Ivan Milovanović, Zoran Stanković, Marija Milijić, *Efficient Estimation of the Antenna Noise Level Using Neural Networks*, XLVII International Scientific Conference Information, Communication And Energy Systems And Technologies, Veliko Tarnovo, Bulgaria, June 28-30 2012, <http://www.icestconf.org>

- [49] Ivan Milovanović, Zoran Stanković, Marija Agatonović and Marija Milijić, *Efficient Neural Model for Estimation of the Microwave Antenna Noise Temperature*, Konferencija ICEST 2013, Ohrid, Proceedings, pp.
- [50] A. Nešić, Z. Micić, S. Jovanović, I. Radnović, “*Millimeter wave printed antenna array with high side lobesuppression*”, Antennas and Propagation Society International Symposium (ISAP) 2006, IEEE Conference Publications: Proceedings of Papers, Page(s): 3051 – 3054.
- [51] A. Nešić, I. Radnović, Z. Mičić, *Printed Antenna Arrays with High Side Lobe Suppression*, Hindawi Publishing Corporation, Active and Passive Electronic Components, Volume 2008, Article ID 542929
- [52] A. Nešić, I. Radnović, Z. Mičić and S. Jovanović, *Side Lobe Suppression of Printed Antenna Arrays for Integration with Microwave Circuits*, Microwave Journal, Vol. 53, No. 10, Page 72-83, October 2010.
- [53] Maja Sarevska, Bratislav Milovanović, Zoran Stanković, *Antenna array synthesis for triangle amplitude distribution*, - ICIST 2012 Conference Proceedings, Kopaonik, Serbia, February 29 - March 3, 2012, pp.200-204, 2012.
- [54] Marija Milijić, Bratislav Milovanović, Aleksandar Nešić, *Štampane antenske strukture sa velikim slabljenjem bočnih lobova i velikim dobitkom*, ETRAN 2013 Zbornik radova, Zlatibor, 3.-6. Juna 2013, str. MT.1.2-1-4
- [55] A. Nešić, *Printed Antenna Arrays with Side Lobe Supression*, Invited paper, 12-th Microcol Conference, Budapest, May, 2007.
- [56] A.J. Paulraj, *Space-time processing for wireless communications*, IEEE Signal Processing Mag., vol. 14, pp. 49–83, Nov. 1997.
- [57] B. Allen, M. Ghavami, *Adaptive Array Systems: fundamentals and applications*, Wiley, 2005.
- [58] Frank B. Gross, *Smart Antennas for Wireless Communications*, McGraw-Hill, 2005.
- [59] R. Roy, T. Kailath, *ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques*, IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1989, vol. 37, no. 7, p. 984 – 995.
- [60] B. Ottersten, M. Viberg, T. Kailath, *Performance analysis of the total least squares ESPRIT algorithm*. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991, vol. 39, no. 5, p. 1122-1134.
- [61] Wong, K-L., *Planar Antennas for Wireless Communications*, John Wiley & Sons, New Jersey, 2003.
- [62] Guha, D. and Antar, Y., *Microstrip and Printed Antennas: New Trends, Techniques and Applications*, John Wiley & Sons, Hoboken, NJ, 2001.
- [63] Milovanović, B., Milijić, M., Atanasković, A. and Stanković, Z., *Modeling of patch antennas using neural networks*, 7th International Conference TELSIKS 2005, 28–30 September, Niš, Serbia and Montenegro, pp.385–388.
- [64] Z. Stanković, B. Milovanović, M. Milijić, *Efficient Neural Model of Microwave Patch Antennas*, ICEST 2006 Conference Proceedings, Sofija, Bugarska, 29. Jun- 1. Jul 2006, pp. 49-52
- [65] Milovanović, B., Stanković, Z. and Milijić, M., *Hybrid empirical-neural model of microwave slotted patch antennas*, 8th Seminar NEUREL 2006, 25–27 September, Belgrade, pp.181–184.

- [66] Milovanović, B., Milijić, M. and Stanković, Z., *Neural network approach in modeling microwave slotted patch antennas*, XLIV International Scientific ICEST 2009, 25–27 June, Veliko Tarnovo, Bulgaria, Vol. 1, pp.37–40.
- [67] Milijić, M., Stanković, Z. and Milovanović, B., *Neuronski model pentagonalnog štampanog dipola*, 55th Conference on ETRAN, 2011., CD Paper proceeding, 6–9 June, Banja Vrucica, Bosna and Hercegovina.
- [68] Marija Milijić, Zoran Stanković, Ivan Milovanović, Aleksandar Nešić, *Neural Network Based Software for Modeling Printed Pentagonal Dipole*, XLVI International Scientific Conference on Information, Communication, and Energy Systems and Technologies – ICEST 2011, Niš, Serbia, June 29-July 1 2011, Faculty of Electronic Engineering, Vol.3, pp. 689-692, 2011, ISBN: 978-86-6125-033-0.
- [69] Marija Milijić, Zoran Stanković, Ivan Milovanović, Aleksandar Nešić, *Software Module Pentagonal Dipole Based on Artificial Neural Networks*, International Journal of Reasoning-based Intelligent Systems, pp. 73-81, Vol. 4, No. ½, 2012, DOI: 10.1504/IJRIS.2012.046494, <http://www.inderscience.com>.
- [70] P. Russer, J. Russer, *Interference and Noise in Electromagnetics and Electromagnetic Compatibility*, ICEST 2011 Workshop, XLVI International Scientific Conference on Information, Communication, and Energy Systems and Technologies – ICEST 2011, Niš, Serbia, June 29-July 1 2011, Faculty of Electronic Engineering.
- [71] J.A. Russer and P. Russer, *An Efficient Method for Computer Aided Analysis of Noise Electromagnetic Fields*, IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest, Baltimore, USA, 2011, pp.1-4.
- [72] J.A. Russer, T. Asenov and P. Russer, *Sampling of Stochastic Electromagnetic fields*, IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest, Montreal, Canada, pp. 1-3, 2012.
- [73] A. H. El Zooghby, C. G. Christodoulou, M. Georgiopoulos, *A neural network-based smart antenna for multiple source tracking*, IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2000, vol. 48, no. 5, p. 768 – 776.
- [74] N. Jorge, G. Fonseca, M. Coudyser, J.-J. Laurin, J.-J. Brault, *On the design of a compact neural network-based DOA estimation syste.*, IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2010, vol. 58, no. 2, p. 357-366.
- [75] M. Sarevska, B. Milovanović, Z. Stanković, *Reliability of radial basis function - neural network smart antenna*, Proceedings of the 9th WSEAS International Conference on Communications, Athens (Greece), 2005.
- [76] M. Sarevska, B. Milovanović, Z. Stanković, *Antenna Array System Modeling Using RBF Neural Network*, 6th International Nikola Tesla Symposium Conference Proceedings, Belgrade, 18 -20 October 2006, pp.193-196.
- [77] M. Agatonović, Z. Stanković, B. Milovanović, N. Dončov, *DOA Estimation using Radial Basis Function Neural Networks as Uniform Circular Antenna Array Signal Procesor*, Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Telecommunications in Modern Satellite, Cable and Broadcasting Services, TELSIKS 2011, Niš, Serbia, Vol.2, pp.544-547, 2011
- [78] M. Agatonović, Z. Stanković, N. Dončov, L. Sit, B. Milovanović, T. Zwick, *Application of Artificial Neural Networks for Efficient High-Resolution 2D DOA Estimation*, Radioengineering, Brno University of Technology - Faculty of Electrical Engineering and Communication, 2012, Vol. 21, No. 4, pp. 1178-1186.

- [79] Marija Agatonović, Zoran Stanković, Bratislav Milovanović, Ivan Milovanović and Nebojsa Doncov, *2D DOA Estimation of Two Coherent Sources based on RBF Neural Networks*, Conference ICEST 2013, Ohrid, Proceedings, pp.
- [80] M. Agatonović, Z. Stankovic, I. Milovanovic, N. Doncov, L. Sit, T. Zwick, and B. Milovanovic, *Efficient Neural Network Approach for 2D DoA Estimation Based on Antenna Array Measurements*, Progress In Electromagnetics Research, vol. 137, pp. 741-758, 2013, ISSN: 1070-4698.
- [81] Marija Agatonović, Zoran Stanković, Ivan Milovanović, Nebojša Dončov and Bratislav Milovanović, *"Neural Network Model for 2D DOA Estimation of Two Coherent Sources"*, International Journal of Reasoning-based Intelligent Systems (IJRIS), ISSN (Online): 1755-0564 - ISSN (Print): 1755-0556, Vol. 6, No. 2, 2014 Issue, Inderscience Publishers, 2014 Vol. 6 No. 2, <http://www.inderscience.com/info/inarticletoc.php?jcode=ijris>
- [82] Marija Stoilković, Zoran Stanković, Ivan Milovanović, Nebojša Dončov, Bratislav Milovanović, Thomas Zwick, *Experimental Verification of an ANN Based Model for 2D DOA Estimation of Closely Spaced Coherent Sources*, Microwave and Optical Technology Letters, Vol. 56, No. 11, pp: 2558-2562, 2014, Online ISSN: 1098-2760. (M23, IF 2013, 0.623), <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mop.28635/abstract>
- [83] Zoran Stanković, Nebojša Dončov, Bratislav Milovanović, Ivan Milovanović, *Efikasna DoA estimacija stohastičkog izvora korišćenjem neuronskih mreža*, Konferencija YUINFO 2013, Kopaonik, Zbornik radova, str. 392-396.
- [84] Zoran Stanković, Nebojša Dončov, Ivan Milovanović, *Efikasni neuronski modeli za DoA estimaciju stohastičkog izvora*, ETRAN 2013, Zlatibor, Zbornik radova, str.
- [85] Z. Stanković, N. Dončov, J. Russer, I. Milovanović, M. Agatonović, *Neural networks based DOA estimation of multiple stochastic narrow-band EM sources*, 11th International Conference on Telecommunications in Modern Cable, Satellite and Broadcasting Services - TELSIXS 2013, Niš, Serbia, October 16-19 2013, IEEE and Faculty of Electronic Engineering.
- [86] Zoran Stanković, Ivan Milovanović, Nebojša Dončov, Bratislav Milovanović, *Pristup u DOA estimaciji stohastičkih izvora zasnovan na korišćenju neuronskih mreža*, Zbornik radova Konferencije YU INFO 2014, sekcija Računarske mreže i telekomunikacije, Društvo za informacione sisteme i računarske mreže, Kopaonik, Srbija, 9. - 13. mart, 2014, (http://www.yuinfo.org/zbornik_2014_WEB%20verzija.pdf), pp. 354-359, ISBN: 978-86-85525-13-1.
- [87] Zoran Stanković, Nebojša Dončov, Johannes Russer, Ivan Milovanović, Bratislav Milovanović, *Neural Network Approach for Efficient DOA Determination of Multiple Stochastic EM Sources in Far-field*, Proceedings of IEEE International Conference on Numerical Electromagnetic Modeling and Optimization for RF, Microwave, and Terahertz Applications - NEMO 2014, Pavia, Italy 14-16 May, 2014, http://nemo-ieee.org/04_confprogram/NEMO2014_FR2.html.
- [88] Z. Stanković, N. Dončov, I. Milovanović, B. Milovanović, M Stoilković, *Localization of Mobile Users Stochastic Radiation Nature by using Neural Networks*, XLIX International Scientific Conference on Information, Communication, and Energy Systems and Technologies – ICEST 2014, Faculty of Electronic Engineering, Niš, Serbia, June 25-27 2014, pp. 343-346.

- [89] Zoran Stanković, Nebojša Dončov, Ivan Milovanović, Bratislav Milovanović, *Neural Network Model for Efficient Localization of a Number of Mutually Arbitrary Positioned Stochastic EM Sources in Far-field*, 12th Symposium on Neural Network Applications in Electrical Engineering, NEUREL 2014, Belgrade, Serbia, November 25-27, 2014. pp. –
- [90] Ivan Milovanović, Zoran Stanković, Bratislav Milovanović, Nebojša Dončov, Ivan Mišić *Program MWAA-Beamformer za analizu rada adaptivnih antenskih nizova*, Konferencija YUINFO 2013, Kopaonik, Zbornik radova, str. 386-391.
- [91] Marija Milijić, Zoran Stanković, Ivan Milovanović, *Hybrid-Empirical Neural Model for Indoor/Outdoor Path Loss Calculation*, 10th International Conference on Telecommunications in Modern Cable, Satellite and Broadcasting Services - TELSIXS 2011, Niš, Serbia, October 5-7 2011, IEEE and Faculty of Electronic Engineering, Vol.2, pp.548-551, 2011, ISBN:978-1-4577-2016-1, <http://ieeexplore.ieee.org>
- [92] *WIPL-D High Frequency Electromagnetic Modelling and Simulation Software*. Available online at: www.wipl-d.com (accessed on 1 September 2011).
- [93] W. S. McCulloch and W. Pitts, *A Logical Calculus of the Ideas in Nervous Activity*, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, no. 5, pp. 115-133, 1943.
- [94] M. Minski and S. Pappert, *Perceptrons*, MA: MIT Press, 1969.
- [95] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, *Learning Internal Representation by Error Propagation, Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition*, D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, Eds., vol. I, pp. 318-362. MA: MIT Press, 1986.
- [96] <http://www.wpclipart.com/medical/anatomy/cells/neuron/neuron.png.html>
- [97] <http://www.psywww.com/selfquiz/ch02mcq.htm>
- [98] http://idid.essortment.com/anatomynervous_rmej.htm
- [99] F. Rosenblat, *Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms*, Spartan Books, Washington, D.C., 1962.
- [100] MATLAB, *Neural Network Toolbox*, PDF documentations: www.mathworks.com.
- [101] Z. Stankovic, "Novi pristupi u modelovanju mikrotalasnih rezonantnih aplikatora zasnovani na neuronskim mrežama", Doktorska disertacija, Elektronski fakultet, Niš, 2007.
- [102] <http://visualstudiomagazine.com/articles/2014/05/01/neural-network-dropout-training.aspx>
- [103] Vera Marković, Bratislav Milovanović, Nebojša Dončov, Zoran Stanković, *Bežični komunikacioni sistemi*, Elektronski fakultet, Niš, 2007 godine.
- [104] http://en.wikipedia.org/wiki/Side_lobe
- [105] <http://www.google.com/patents/US4631547>
- [106] <http://www.radartutorial.eu/06.antennas/Yagi%20Antenna.en.html>