

Adaptivna ekvalizacija »na slepo«: od neurona Bell-Sejnowski tipa do Soft-DFE rešenja

Vladimir R. Krstić, *Member, IEEE* i Miroslav L. Dukić, *Member, IEEE*

Sadržaj — Ovaj rad prikazuje najznačajnije rezultate istraživanja problema DFE ekvalizacije »na slepo«, tj. bez trening sekvence. Posebno, predmet ovog rada je rekurzivni deo DFE ekvalizatora zasnovan na principima učenja neurona Bell-Sejnowski tipa koji maksimizira entropiju sopstvenog izlaza. Performanse novog rekurzivnog filtra kao i kompletnog DFE ekvalizatora, koji je označen kao Soft-DFE, verifikovane su metodom softverskih simulacija u ambijentu QAM sistema sa višestrukom propagacijom.

Ključne reči — Ekvalizacija na slepo, blind ekvalizacija DFE ekvalizacija, neuron Bell-Sejnowski tipa.

I. UVOD

ADAPTIVNA ekvalizacija »na slepo« ili blind ekvalizacija, kako se uobičajeno zove u anglosaksonskoj literaturi, označava metode i algoritme za ekvalizaciju telekomunikacionog kanala sa neminimalnom fazom bez primene bilo kakve posebne trening sekvence koja je poznata na strani prijemnika. Generalno, prednost ekvalizacije na slepo u odnosu na klasičnu ekvalizaciju sa eksplicitnim treningom je u tome što sekvenca za trening ne nosi koristan informacioni sadržaj pa kao takva degradira efektivan protok sistema. Posebno, ekvalizacija na slepo dolazi do izražaja kod sistema gde primena trening sekvence nije moguća [1].

Ovaj rad prikazuje najznačajnije rezultate istraživanja blind DFE ekvalizacije (*decision feedback equalization* – DFE) primenom takozvane »self-optimized« DFE šeme [2] i algoritama zasnovanih na teoriji informacija (*information theoretic approach* - IT) [3], [4]. Pojedinačni rezultati ovih istraživanja objavljeni su u većem broju radova u periodu 2003-2009, a zatim sublimirani u doktorskoj disertaciji prvog autora ovog rada [5].

IT princip blind dekonvolucije/ekvalizacije prvi su definisali Bell i Sejnowski 1995 u radu »*An information-maximisation approach to blind separation and blind deconvolution*« [3]. Nešto kasnije, Principe sa saradnicima [4] je postavio generalni teorijski okvir za identifikaciju nepoznatih parametara sistema zasnovan na teoriji

informacija. Ukratko, IT princip razmatra ekvalizaciju kanala sa neminimalnom fazom kao proces redukcije redundanse u zajedničkoj informaciji $I(y_1, \dots, y_N)$ vremenski-diskretnog niza slučajno promenljivih y_n na izlazu iz ekvalizatora. Metod koji su predložili Bell i Sejnowski (B-S) vrši redukciju ove redundanse kroz proces iterativne maksimizacije Shannon-ove združene entropije izlaza ekvalizatora, a onda i redukciju intersimbolske interferencije (ISI).

Kao što je poznato, dominantan problem blind DFE ekvalizacije je fenomen propagacije grešaka koji se inherentno javlja odmah posle detekcije prijemnog signala i na taj način obstruira početak stabilne konvergencije nelinearnog *decision feedback* (FBF) filtra, a onda i kompletnog DFE ekvalizatora. Jedna od nekoliko poznatih metoda [6]-[8] kako da se izbegne, tj. »preskoči«, efekat propagacije grešaka je primena »self-optimized« DFE šema [2] koja uspešno kombinuje Gadard-ev *constant modulus* (CMA) algoritam [9] i tradicionalne algoritme LMS tipa sa DFE strukturom koja se adaptira u zavisnosti od uslova propagacije signala (u daljem tekstu SO-DFE). Mada SO-DFE funkcioniše korektno, efektivne performanse ekvalizacije ostvarene na ovaj način nisu tako impresivne zbog toga što FBF filter, koji se adaptira pomoću LMS algoritma, ne uspeva da kompenzira duboke nule u spektru prijemnog signala. To praktično znači da metod optimizacije FBF filtra zasnovan na kriterijumu minimalne srednje kvadratne greške (MMSE) ne predstavlja adekvatan izbor kod sistema koje karakteriše izražena frekvencijska selektivnost kanala. Opisan nedostatak FBF filtra može se značajno ublažiti primenom odgovarajuće entropijske mere izlaza FBF filtra, tj. primenom kriterijuma koji maksimizira združenu entropiju (*joint entropy maximization*-JEM) sekvence na izlazu. Dosadašnji rezultati istraživanja Soft-DFE sa FBF filtrom entropijskog tipa (*soft decision feedback* -SFBF) potvrdili su superiornost novih stohastičko-gradijentnih algoritama JEM tipa u odnosu na odgovarajuće LMS algoritme [10], [5].

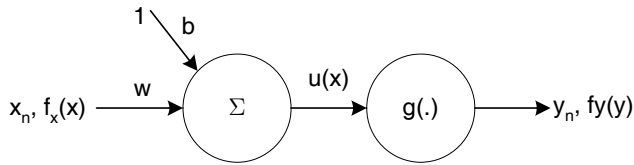
Ovaj rad pored uvoda ima 5 sekcije. U sekciji II su opisani principi funkcionisanja SO-DFE šeme kao i struktura i metod optimizacije novog Soft-DFE ekvalizatora. U sekciji III je opisan B-S metod učenja sigmoidalne neuronske jedinice, a zatim je u sekciji IV dat prikaz ključnih karakteristika novih algoritama JEM tipa. Sekcija V prikazuje analizu eksperimentalnih rezultata optimi-

Rad je podržan od strane Ministarstva za nauku i tehnološki razvoj Republike Srbije, projekat TR-11040.

V. R. Krstić, Institut Mihajlo Pupin, Volgina 15, 11060 Beograd, Srbija; (e-mail: vladak@kondor.imp.bg.ac.rs).

M. L. Dukić, Elektrotehnički fakultet u Beogradu, Bulevar kralja Aleksandra 73, 11120 Beograd, Srbija; (e-mail: dukić@etf.rs).

transfer informacija (od ulaza do izlaza) sa maksimalnim učinkom, tj. da maksimizira informaciju.



3. B-S model neurona sa jednim ulazom i jednim izlazom

Ovu ideju o maksimizaciji transfera informacije pomoću sigmoidalnog neurona, koja je poznata kao InfoMax princip [3], Bell i Sejnowski su implementirali metodom iterativnog učenja neurona. Ukratko, rezultati njihovih istraživanja mogu se sumirati na sledeći način:

1. Kriterijum maksimalnog transfera informacija kroz neuron ekvivalentan je kriterijumu maksimalne entropije izlaza neurona.
2. Podešavanje parametara w i b može se izvršiti metodom stohastičko gradijentne adaptacije koja maksimizira Shannon-ovu entropiju izlaza neurona.
3. Proces maksimizacije entropije istovremeno je i proces redukciju međusobne informacije $I(y_1, \dots, y_N)$ izlaza neurona y_n , a onda i redukcije ISI.

Za diferencijalnu entropiju izlaza neurona $H_E(w, b)$, koja je data sa

$$H_E(w, b) = E \left[\ln \left| \frac{\partial y}{\partial x} \right| \right] - E[\ln f_x(x)] \quad (3)$$

stohastičko-gradijentno pravilo adaptacije parametara neurona definisano je rekursivnim relacijama

$$w_{n+1} = w_n + \mu_w \Delta w_n \quad (4)$$

$$b_{n+1} = b_n + \mu_b \Delta b_n \quad (5)$$

gde su μ_w i μ_b mali pozitivni brojevi i Δw i Δb su gradijenti dati sa

$$\Delta w \propto \frac{\partial H_E}{\partial w} = \frac{\partial}{\partial w} \left(\ln \left| \frac{\partial y}{\partial x} \right| \right) = \left(\frac{\partial y}{\partial x} \right)^{-1} \frac{\partial}{\partial w} \left(\frac{\partial y}{\partial x} \right) \quad (6)$$

$$\Delta b \propto \frac{\partial H_E}{\partial b} = \frac{\partial}{\partial b} \left(\ln \left| \frac{\partial y}{\partial x} \right| \right) = \left(\frac{\partial y}{\partial x} \right)^{-1}. \quad (7)$$

Efektivno, B-S pravilo učenja definisano relacijama (4) – (7) deluje na sledeći način:

1. Relacija (4) podešava nagib funkcije mapiranja tako da se njen prvi izvod prilagodi pdf funkciji ulaza u smislu definicije (2).
2. Relacija (5) podešava bias b tako da se delovi funkcije mapiranja sa najvećim nagibom poklope sa delovima pdf funkcije ulaznog procesa sa najvećom gustinom.

Treba zapaziti da je B-S pravilo adaptacije neurona izvedeno pod pretpostvkom da postoji delimično poznavanje pdf ulaznog procesa čime je praktično olakšan izbor funkcije mapiranja $g(\cdot)$. Međutim, u praksi to nije uvek moguće. Generalno, jedan od principa IT učenja je upravo pretpostavka o nepostojanju bilo kakvog *a priori* modela pdf ulaznog procesa [4]. To praktično znači da neuron uči na osnovu raspoloživih podataka na svom ulazu bez

prethodnog poznavanja njihove pdf funkcije. Ova okolnost, generalno, otežava primenu B-S neurona. Problem izbora odgovarajuće funkcije mapiranja posebno dolazi do izražaja kod procesiranja signala čiji su odmerci kompleksne promenljive kao što je to slučaj kod dvodimenzionalnih telekomunikacionih signala [12], [13], [5].

IV. NOVI ALGORITMI JEM TIPA

A. SFBF filter realizovan primenom B-S neurona

Posmatrajmo model telekomunikacionog sistema sa SFBF filtrom (ekvalizatorom) na prijemu koji je realizovan primenom B-S neurona kao na slici 2b (osnovni model). Pretpostavimo da je sistem definisan na sledeći način:

- $\{a_n\}$ je izvor podataka simbola koji predstavljaju vremenski niz i.i.d. slučajno promenljivi koje su generisane u intervalima $t = nT$,
- $\{h_i\}$ je impulsni odziv nepoznatog vremenski-invarijantnog kanala koji je definisan vektorom $\mathbf{h}_n = [1, h_1, \dots, h_L]^T$,
- filter u rekursivnoj grani SFBF ekvalizatora je striktno kauzalan FIR filter definisan vektorom koeficijetima

$\mathbf{b}_n = [b_1, \dots, b_N]^T$,

- $g(\cdot)$ je kontinualno-diferencijabilna nelinearnost čiji su ulaz i izlaz definisani sa z_n i $r_n = g(z_n)$, respektivno, i

gde z_n predstavlja funkciju mreže ekvalizatora koja je data sa

$$z_n = a_n + \sum_{i=1}^L h_i a_{n-i} + \sum_{j=1}^N b_j g(z_{n-j}). \quad (8)$$

U gornjoj relaciji prva dva člana predstavljaju izlaz

kanala, gde su a_n i $\sum_{i=1}^L h_i a_{n-i}$ željeni simbol i signal

postcursor ISI interferencije za $t = nT$, respektivno, dok je treći član estimirana vrednost postcursor ISI na osnovu prethodno detektovanih simbola.

Ako SFBF filter posmatramo na klasičan način, tj. kao detektor simbola sa povratnom petljom, onda je $g(\cdot)$ estimator/detektor simbola $g(z_n) = r_n$ generisanih na predaji. Dalje, ako pretpostavimo da su detektovane vrednosti simbola na izlazu korektna, tj. $r_{n-j} = a_{n-j}$, $j = 1, \dots, N$, onda se može pokazati da je Shannon-ova združena entropija na izlazu SFBF [14] data sa

$$J_{EM}(\mathbf{b}_n) = E \left[\ln \left| \frac{\partial r_n}{\partial z_n} \right| \right] \quad (9)$$

gde je E operator statističkog očekivanja. Relacija (9) predstavlja JEM kriterijumsku funkciju za SFBF filter.

U vezi sa relaciom (9) treba zapaziti sledeće:

1. $J_{EM}(\mathbf{b}_n)$ ne zavisi direktno od primenjene nelinearnosti $g(\cdot)$ već od njenog izvoda g' .

2. $J_{EM}(\mathbf{b}_n)$ je realna funkcija apsolutne vrednosti argumenta.

Komentar u vezi sa tačkom 2: Kriterijum (9) je izveden za realne promenljive (ulazni signal, parametre mreže i nelinearnost) [14], međutim, on se može primeniti i u kompleksnom domenu zato što je kriterijum $J_{EM}(\mathbf{b})$ realna funkcija apsolutne vrednosti argumenta. Dakle, ako $J_{EM}(\mathbf{b})$ razmatramo u kompleksnom domenu onda imamo problem optimizacije SFBF filtra za slučaj gde su simboli podataka a_n , ulazni signal x_n , koeficijenti $\{b_j\}$ i nelinearnost $g(\cdot)$ kompleksne veličine. Drugim rečima, pred nama je problem proširenja SFBF ekvalizatora u domen kompleksne slučajno promenljive što je od primarnog interesa za ekvalizaciju telekomunikacionog kanala.

B. Nova kompleksna funkcija mapiranja

Neka je kompleksna funkcija mapiranja SFBF filtra data sa

$$g(z) = z(1 + \beta|z|^2) \quad (10)$$

gde je β realna pozitivna konstanta. Razmotrimo karakteristična svojstva ove funkcije sa stanovišta mapiranja kružno-simetričnih konstalacija kao što su m-PSK i m-QAM signali:

1. Funkcija (10) mapira bilo koju tačku

$z = z_R + iz_I = (z_R, z_I)$ u kompleksnoj ravni u tačku

$g(z) = (z_R(1 + \beta|z|^2), z_I(1 + \beta|z|^2))$ koja ima isti fazni

ugao kao z ; indeksi R i I označavaju realne i imaginarne komponente kompleksne promenljive, respektivno.

2. Moduo funkcije (10) je paraboloid čije su projekcije horizontalnih preseka koncentrični krugovi sa središtem u tački $(0, 0)$.

3. U vezi sa 1., β varira ulazno-izlazno mapiranje tako što na isti način menja i realni i imaginarni deo funkcije.

Komentar karakteristika funkcije (10): 1) Ova funkcija niti favorizuje niti vrši diskriminaciju bilo kog simbola u konstalaciji. 2) Moduo je lociran u tački $(0, 0)$, tj. središtu konstalacije tako da nije potreban bias parametar u funkciji mreže. 3) Parametar β ima osobinu da menja formu (nagib) nelinearnosti. Ova osobina funkcije mapiranja u strukturi SFBF predstavlja svojstvo neurona da menja karakteristiku transformacije pdf funkcije ulaza. Zbog toga je parametar β iskorišćen kao »alat« za optimizaciju karakteristika konvergencije algoritama JEM tipa.

C. Kompleksni algoritmi JEM tipa

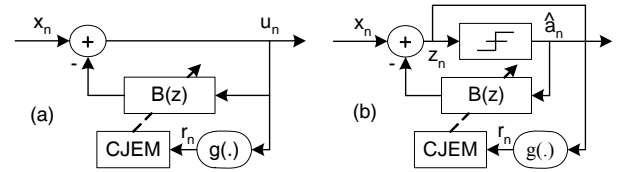
Kompleksan stohastičko gradijentan algoritam JEM tipa izveden za funkciju (10) [15] dat je sa

$$b_{j,n+1} = b_{j,n} - \mu_{JEM} z_n (1 - \beta|z_n|^2) r_{n-j}^*, \quad j = 1, \dots, N \quad (11)$$

gde je korak adaptacije μ_{JEM} mali pozitivan broj koji praktično ne zavisi od β . Ovaj algoritam, koji je

označen sa CJEM, predstavlja osnovno pravilo adaptacije SFBF filtra.

Specifičnost algoritma (11) je prisustvo parametra β koji ima zadatak da menja karakteristike konvergencije algoritma. Ako član $\varepsilon_n = z_n(1 - \beta|z_n|^2)$ posmatramo kao tekuću vrednost signala greške izlaza SFBF ekvalizatora onda je jasno da se promenom β može menjati kvalitet greške, a onda i karakteristike konvergencije vektora \mathbf{b}_n . Ova mogućnost parametarskog podešavanja karakteristika konvergencije CJEM algoritma jasno ukazuje da parametar β treba posebno optimizirati da bi se ostvario maksimalan učinak ekvalizatora.



Sl. 4. Dve modifikacije SFBF filtra: (a) CJEM-W prediktor i (b) DD-CJEM feedback ekvalizator.

Dve varijante CJEM algoritma. Kao što je istaknuto na početku, SFBF filter je ključna komponenta našeg Soft-DFE ekvalizatora koja se adaptira u zavisnosti od uslova propagacije kanala: u blind režimu SFBF se transformiše u linearan dekorelator prijemnog signala, a zatim, kada Soft-DFE pređe u meki prelazni režim odnosno režim praćenja, SFBF se transformiše nazad u nelinearan ekvalizator za poništavanje postcursor ISI. Ova situacija bila je motiv da se osnovni model SFBF filtra na slici 2b, a zatim i njegov algoritam CJEM (11) modifikuju na način koji će obezbediti mek i pouzdan prelaz ekvalizatora iz stanja blind akvizicije u stacionarno stanje. Na slici 4 je prikazana modifikacija osnovnog modela SFBF filtra u dekorelator odnosno nelinearan ekvalizator. U slučaju dekorelatora, koji predstavlja linearni rekurzivni *all-pole* filter, funkcija mapiranja je ispuštena kao posledica linearizacije filtra, dok je u slučaju ekvalizatora ona zamenjena kolom za klasičnu « tvrdu » detekciju simbola.

Ovu modifikaciju strukture SFBF filtra prati sledeća modifikacija CJEM algoritma:

1. CJEM-W je algoritam prilagođen strukturi dekorelatora na slici 4a

$$b_{j,n+1} = b_{j,n} - \mu_W u_n (1 - \beta_W |u_n|^2) u_{n-j}^*, \quad j = 1, \dots, N \quad (12)$$

2. DD-CJEM je algoritam prilagođen strukturi ekvalizatora na slici 4b

$$b_{j,n+1} = b_{j,n} - \mu_D z_n (1 - \beta_D |z_n|^2) \hat{a}_{n-j}^*, \quad j = 1, \dots, N \quad (13)$$

gde μ_W i μ_D označavaju odgovarajuće korake adaptacije, dok su β_W i β_D parametri koji su iskorišćeni za optimizaciju njihovih karakteristika konvergencije.

Ako članove $\varepsilon_n(\beta_W) = u_n(1 - \beta_W |u_n|^2)$ i $\varepsilon_n(\beta_D) = z_n(1 - \beta_D |z_n|^2)$ u (12) i (13), respektivno,

posmatramo kao odgovarajuće signale greške, onda je jasno da kvalitet ovih grešaka direktno zavisi od izbora parametara $\beta = \{\beta_W, \beta_D\}$. To znači da se kod primene parametarskih funkcija mapiranja, kao što je funkcija (10), prirodno javlja problem optimizacije parametara.

Metod optimizacije $\beta = \{\beta_W, \beta_D\}$. Generalno, parametri $\beta = \{\beta_W, \beta_D\}$ mogu biti predmet adaptivnog podešavanja koje će garantovati optimalnost njihovih vrednosti. S druge strane, primena dodatnih algoritama sa njihovo podešanje usporava proces adaptacije SFBF filtra i povećava kompleksnost implementacije kompletnog ekvalizatora. Zbog toga je u razvoju Soft-DFE rešenja primenjen koncept selekcije fiksnih vrednosti $\beta = \{\beta_W, \beta_D\}$ koje u statističkom smislu maksimiziraju entropiju izlaza SFBF za primenjenu konstalaciju signala. U cilju realizacije ove ideje razvijen je poseban metod optimizacije parametara $\beta = \{\beta_W, \beta_D\}$ koji je u potpunosti realizovan primenom softverskih simulacija. Ukratko, metod optimizacije parametra β_W može se opisati na sledeći način: uticaj β_W je posmatran na izlazu FSE-CMA ekvalizatora (ekvalizator TE na slici 2a) koji maksimizira apsolutnu kurtosis vrednost promenljive y_n . U tom smislu, normalizovan kurtosis (njegova apsolutna vrednost) može se estimirati pomoću sledećih formula

$$K_s = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 K_i \quad \text{i} \quad K_i = \frac{K(y_{i,n})}{K(a_n)} = \left[\frac{\|\mathbf{c}_i\|_4}{\|\mathbf{c}_i\|_2} \right]^4 \quad \text{gde je}$$

$$\|\mathbf{c}_i\|_q = \left[\sum_{k=1}^L |c_{i,k}|^q \right]^{1/q} \quad (14)$$

Metod za estimaciju kurtosis vrednosti (14) zasnovan je na jedan-prema-jedan korespondenciji između stacionarnih tačaka u kompozitnom kanal+ekvalizator sistemu i odgovarajućih tačaka u sistemu koeficijenata ekvalizatora gde je L dovoljno veliko [16].

Uticaj parametra β_D na DD-CJEM algoritam i efektivno na konvergenciju Soft-DFE, ocenjen je na osnovu učestalosti pogrešno detektovanih simbola (*symbol error rate - SER*). Estimat *SER* indeksa je dobijen na osnovu broja pogrešno detektovanih simbola u mekom prelaznom režimu. Kao što je ranije istaknuto, meki prelazni režim karakteriše velik broj grešaka, a onda i velika verovatnoća pojave fenomena propagacije grešaka. Zbog toga *SER* indeks predstavlja dobru meru kako β_D utiče na propagaciju grešaka u prelaznom režimu.

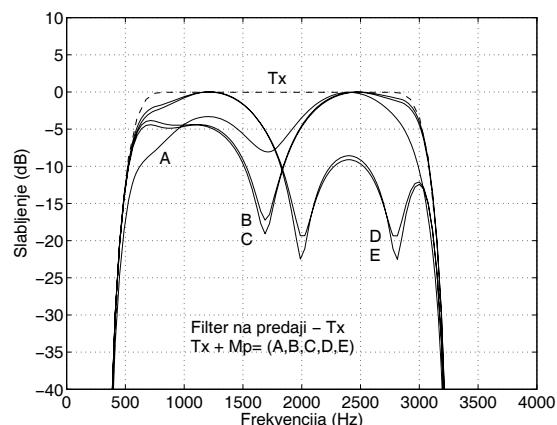
V. EKSPERIMENTALNI REZULTATI: OPTIMIZACIJA I PERFORMANSE

Rezultati eksperimentalnih istraživanja organizovani su formi nekoliko testova koji obuhvataju merenje K_s indeksa, *SER* i efektivne konvergencije MSE izlaza ekvalizatora. Takođe, izvršeno je uporedno testiranje MSE konvergencije Soft-DFE i SO-DFE (koji je označen kao Hard-DFE). Jedina razlika između ova dva rešenja

ekvalizatora je metod adaptacije njihovih rekurzivnih delova: Soft-DFE koristi algoritme JEM tipa a Hard-DFE algoritme LMS tipa [2]. Simulacije su izvršene za feding kanale sa šumom gde je odnos signal-šum 25 dB. Kanal je dizajniran na osnovu modela kanala sa tri putanje [17] i integrisan je u filter na predaji, čiji je impulsni odziv $p(t)$ kvadratni koren podignutog kosinusa sa faktorom zaobljenja 0.12. Impulsni odziv kompozitnog kanala (filter + kanal) dat je sa

$$h(t) = p(t)W(t) + a_1 p(t-d_1)W(t-d_1) + a_2 p(t-d_2)W(t-d_2) \quad (15)$$

gde je $W(t)$ pravougaoni prozor širine $\{-16T, 16T\}$ koji definiše trajanje impulsnog odziva filtra, i a_i i d_i su faktori propagacije i -tog kanala, $i = 1, 2$; a_i je konstanta slabljenja i d_i je konstanta kašnjenja propagacije. Set vrednosti parametara propagacije za kanale Mp-(A,B,C,D,E) na slici 5 selektovan je tako da se ostvari postepeno pojačanje fedinga, a onda i povećanje nivoa ISI. Na primer, kanal Mp-A je umeren dok su kanali Mp-(D, E) ekstremno oštri. Oba ekvalizatora, Soft-DFE i Hard-DFE, imaju iste dužine impulsnog odziva i to $L = 22$ i $N = 6$ u TE i DE delu, respektivno. Inicijalna vrednost vektora koeficijenata TE filtra ima sve komponente jednake nuli osim centralne (referentne) koja ima jediničnu vrednost, $c_{1,r} = c_{2,r} = 1$. Simulacije su realizovane primenom Monte Karlo testova sa 200 odnosno 1000 nezavisnih prolaza.



Sl. 5. Karakteristike slabljenja MP kanala

Prag za koji ekvalizatori menjaju režim rada dat je u formi MSE izlaza; estimacija ovog praga definisana je rekurzivnom relacijom koja je data u [18]. Soft-DFE prelazi iz blind u meki preazni režim za vrednost praga 1.5 dB i onda počinje prelazni režim koji traje 2000 simbolskih intervala. Procena trajanja ovog vremenskog intervala izvršena je tako da se »oko« konstalacije signala otvori uspešno sa velikom verovatnoćom. Posle toga, SFBF adaptacija menja DD-CJEM algoritam za DD-LMS algoritam. S druge strane, Hard-DFE za vrednost gornjeg praga direktno prelazi iz režima blind akvizicije u konvencionalni DD-LMS režim praćenja; Hard-DFE nema prelazni režim.

Test 1: Kurtosis indeks K_S na kraju blind režima.

Promena kurtosis indeksa observirana je na izlazu FSE-CMA ekvalizatora na kraju blind akvizicije prijemnog signala sa ciljem da se proceni učinak CJEM-W algoritma, tj. uticaj parametra β_W . Na slici 6 su prikazane normalizovane kurtosis vrednosti $K_{S,JEM}$ koje su ostvarene sa 16-QAM odnosno 32-QAM signalima za različite vrednosti β_W . Da se potsetimo, rast kurtosis indeksa pokazuje sposobnost JEM-W algoritma da kompenzira efekte frekvencijski-selektivnog fedinga. Na taj način se postiže kondicioniranje korelacione matrice signala na ulazu u FSE-CMA ekvalizator. Ovi rezultati pokazuju nekoliko bitnih karakteristika CJEM-W algoritma koje zaslužuju sledeći komentar :

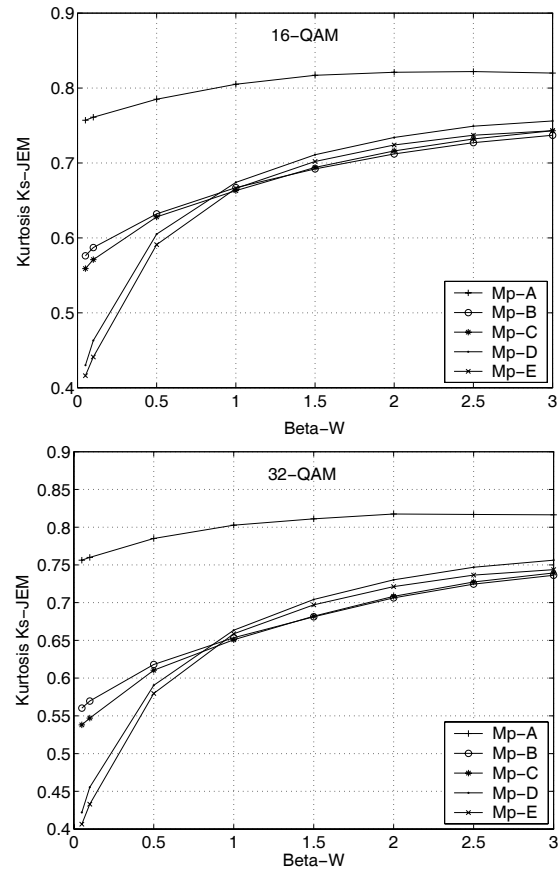
1. Kurtosis krive $K_{S,JEM}(\beta_W)$ za 16-QAM i 32-QAM signale praktično su jednake. Ova situacija je logična zato što ova dva signala imaju jednake (normalizovane) vrednosti statističke konstante za CMA algoritam [9], tj. $R_{C,16} = R_{C,32} = 1.32$.

2. Za vrednosti $\beta_W < 0.8$ promena kurtosis vrednosti pokazuje izrazitu zavisnost od kanala. To znači da kod kanala sa veoma dubokim nulama u spektru (Mp-D,E) treba primeniti veće vrednosti parametra β_W da bi se postiglo željeno kondicioniranje kanala. Za vrednosti $\beta_W > 0.8$ promene kurtosis vrednosti postaju male i praktično nezavisne od kanala. Drugim rečima, za $\beta_W > 0.8$ kondicioniranje je uspešno završeno kod svih kanala i dalje povećavanje β_W ne utiče bitno na porast kurtosis vrednosti. Konačno, može se proceniti da za $\beta_W > 2.0$ kurtosis indeks ulazi u neku vrstu zasićenja.

Na osnovu ovih rezultata definisan je koristan opseg vrednosti $\beta_W = \{0.8, 2.0\}$ za koji algoritam CJEM-W ostvaruje najveći učinak. Može se reći da ovaj test predstavlja prvu iteraciju u proceni korisnog opsega parametra β_W s obzirom da će definisan opseg biti predmet još jedne provere.

U cilju poređenja Soft-DFE i Hard-DFE rešenja, ovde su date odgovarajuće kurtosis vrednosti $K_{S,LMS}$ za Hard-DFE. Za 16-QAM signal, ove vrednosti iznose (0.76, 0.59, 0.57, 0.47, 0.45) za Mp-(A,B,C,D,E) kanale, respektivno. Ako se ovi rezultati uporede sa rezultatima na slici 6 onda se može videti da su $K_{S,LMS}$ vrednosti približno jednake sa odgovarajućim $K_{S,JEM}$ vrednostima za $\beta_W = 0.15$. Ovaj rezultat jasno pokazuje da LMS algoritam nema sposobnost (snagu) da kompenzira duboke nule u spektru signala. To znači da on nije u stanju da kondicionira korelacionu matricu signala na ulazu u FSE-CMA zbog čega FSE-CMA ne može da izvrši svoj zadatak u okviru Hard-DFE rešenja.

Test 2: Mek prelazni režim i SER indeks. Performanse Soft-DFE u mekom prelaznom režimu dominantno determinišu DD-CJEM algoritam. Procena učinka ovog



Sl. 6. Normalizovan kurtosis indeks na izlazu FSE-CMA za Mp-(A,B,C,D,E), SNR=25 dB.

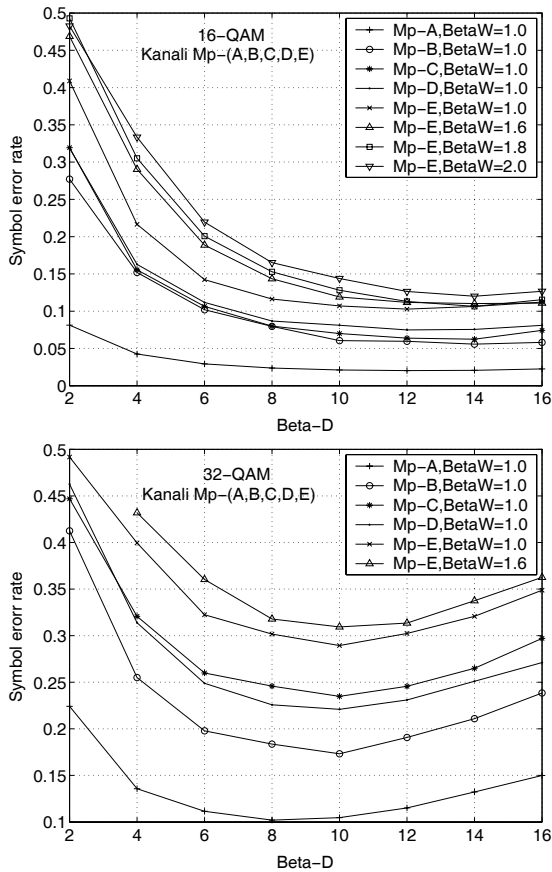
algoritma izvršena je na osnovu uticaja parametra β_D na SER indeks. Prelaz ekvalizatora iz blind u mek prelazni režim karakteriše pojava velikog broja grešaka kao i mogućnost njihove propagacije. Zbog toga je SER indeks dobra mera uticaja parametra β_D . Na slici 7 su prikazane $SER(\beta_D)$ krive čija je svaka tačka dobijena merenjem broja grešaka u toku 2000 simbolskih intervala i usrednjavanjem ovih rezultata kroz 200 nezavisnih aktivacija ekvalizatora; to odgovara jednom Monte Karlo testu sa 200 prolaza. Praktično, ove krive pokazuju kako DD-CJEM algoritam i njegov parametar β_D utiču na efekte propagacije grešaka. Rezultati ovog testa su pokazali dve bitne karakteristike DD-CJEM algoritma:

1. Performanse algoritma DD-CJEM mogu da se optimiziraju pomoću parametra β_D . Optimalne vrednosti parametra β_D odgovaraju minimalnim vrednostima $SER(\beta_D)$ indeksa i mogu se, nezavisno od kanala, grubo proceniti kao $\beta_{D,16} = 12$ i $\beta_{D,32} = 10$ za 16-QAM i 32-QAM signale, respektivno.

2. $SER(\beta_D)$ krive su skalirane u zavisnosti od primenjenog kanala, međutim njihov karakter (forma) ne zavisi od primenjenog kanala već od primenjenog signala.

Test 3: MSE konvergencija u zavisnosti od $\{\beta_W, \beta_D\}$.

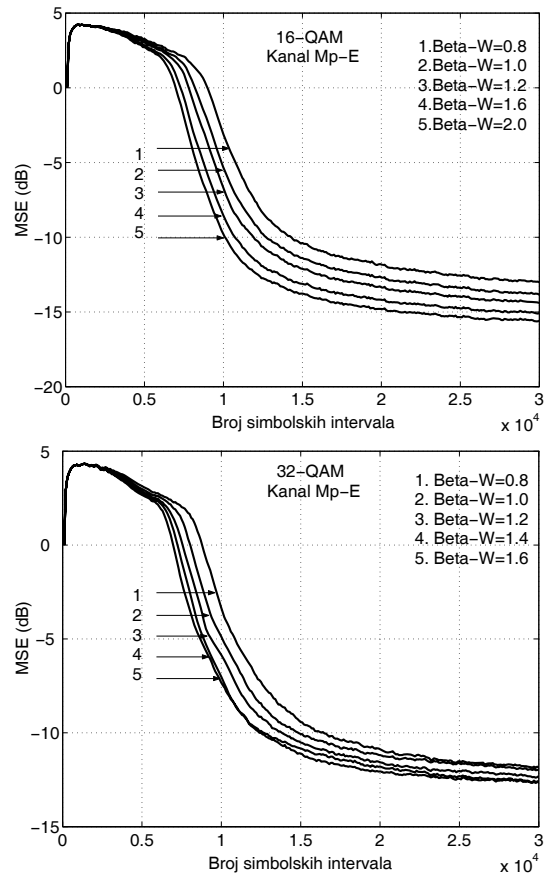
Sada, kada imamo u rukama optimalne vrednosti β_D za razmatrane signale, mi možemo da ostvarimo dublje



Sl. 7. SER indeks u mekom prelaznom režimu za 16-QAM i 32-QAM signale, SNR=25 dB.

sagledavnije uticaja parametra β_W na efektivnu konvergenciju Soft-DFE. Slika 8 prikazuje MSE karakteristike konvergencije za različite vrednosti β_W i fiksne vrednosti β_D , $\beta_{D,16} = 12$ i $\beta_{D,32} = 10$. Ove krive potvrđuju postepeno poboljšanje obe karakteristike konvergencije, brzine i rezidualne greške, za opsege $\beta_{W,16} = \{0.8, 2.0\}$ i $\beta_{W,32} = \{0.8, 1.4\}$ za 16-QAM i 32-QAM, respektivno; opseg za 32-QAM malo je manji zato što $\beta_W \geq 1.6$ izaziva povećanje rezidualne greške.

U cilju provere uticaja parametra β_W , tj. algoritma CJEM-W na SER indeks u prelaznom režimu, izvršeno je dopunsko snimanje ovog indeksa za nekoliko različitih vrednosti β_W iz opsega $\{0.8, 2.0\}$. Ovi rezultati su pokazali da pozicije minimuma SER indeksa ostaju nepromenjene za razmatran opseg vrednosti parametra β_W . Na slici 7, za 32-QAM i kanal Mp-E, treba zapaziti da je vrednost indeksa $SER(\beta_D) \approx 0.31$ za $\beta_W = 1.6$. Ovaj rezultat pokazuje da svako povećanje $\beta_W > 1.6$ generiše tako velike vrednosti indeksa SER koje degradiraju efektivnu konvergenciju Soft-DFE (vidi sliku 8). Drugim rečima, vrednost $\beta_W = 1.6$ predstavlja gornju graničnu vrednost za 32-QAM signal. Na ovaj način je završena druga iteracija u proceni korisnog opsega parametra β_W i njegovog uticaja na performanse Soft-DFE ekvalizatora. Dakle, na osnovu ovih rezultata



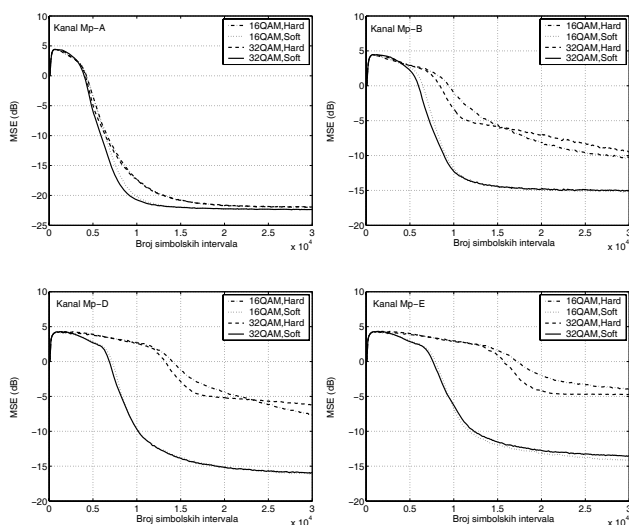
Sl. 8. Soft-DFE sa 16-QAM i 32-QAM: konvergencija MSE u zavisnosti od β_W za $\beta_{D,16} = 12$ i $\beta_{D,32} = 10$, SNR=25 dB.

možemo konstatovati da CJEM-W algoritam ostvaruje optimalne performanse kada parametar β_W uzima vrednosti iz opsega $\beta_{W,16} = \{1.0, 2.0\}$ i $\beta_{W,32} = \{1.0, 1.4\}$ za 16-QAM i 32-QAM, respektivno.

Na osnovu prikazanog postupka optimazacije algoritama CJEM-W i DD-CJEM, kao i brojnih testova Soft-DFE šeme, možemo zaključiti sledeće:

1. Algoritam CJEM-W dominantno utiče na performanse ekvalizacije u blind režimu. Pored toga, on ima produžen uticaj na kompletan proces konvergencije ekvalizatora (slika 8). Ovaj produžen uticaj rezultat je delovanja parametra β_W koji, dok traje blind režim, utiče na formiranje efektivne površine performansi ekvalizatora. To znači da globalnu konvergenciju u blind režimu determinišu C-JEM dekorelator i CMA. Za optimazaciju performansi CJEM-W algoritma raspoloživ je relativno širok opseg vrednosti parametra β_W koji ne zavisi od primenjenog kanala.
2. Algoritam DD-CJEM dominantno utiče na meki prelazni režim i na režim praćenja. Optimazacija DD-CJEM može se izvršiti pomoću parametra β_D na osnovu $SER(\beta_D)$ kriva. Optimalna vrednost parametra β_D ne zavisi od primenjenog kanala već samo od primenjene konstalacije signala.

Test 4 : Uporedni test konvergencije Soft-DFE i Hard-DFE ekvalizatora. Rezultati uporednog testa konvergencije dva rešenja ekvalizatora, Soft-DFE i Hard-DFE, prikazani su na slici 9. Na osnovu prethodnog razmatranja optimizacije CJEM algoritama za Soft-DFE, izvršena je sledeća selekcija vrednosti parametra β : $\beta_W = 1.2$ za 16-QAM i 32-QAM, i $\beta_{D,16} = 12$ i $\beta_{D,32} = 10$. Na osnovu rezultata na slici 9 možemo konstatovati da oba ekvalizatora ostvaruju sličnu konvergenciju u slučaju umerenog kanala Mp-A. Međutim, u slučaju kanala Mp-(D,E) sa ekstremnom ISI, Hard-DFE je potpuno inferioran u odnosu na Soft-DFE.



Sl.9. Uporedni test MSE konvergencije Soft-DFE ($\beta_W = 1.2$, $\beta_{D,16} = 12$, $\beta_{D,32} = 10$) i Hard-DFE ekvalizatora za Mp-(A,B,D,E) i SNR=25 dB. MSE konvergencija za Mp-C je veoma slična sa konvergencijom za Mp-B.

Komentar eksperimentalnih rezultata u odnosu na B-S neuron. Menjajući β_D u gore opisanim eksperimentima mi podešavamo nagib nelinearnosti $g(z)$ koja transformiše nepoznatu pdf funkciju ulaznog procesa tako da pdf njenog sopstvenog izlaza postane što je moguće više ravna, tj. teži uniformnoj raspodeli. Povezano sa ovom osobinom SFBF filtra, odnos između optimalnih vrednosti $\beta_{D,32} < \beta_{D,16}$ ukazuje da ISI koja potiče od 16-QAM signala ima oštriju (*more peaked*) pdf funkciju od odgovarajuće funkcije za 32-QAM. Ovaj rezultat je u saglasnosti sa osobinom neurona da je optimalan nagib nelinearnosti koja maksimizira entropiju obrnuto proporcionalan sa varijansom ulaznog procesa [3].

LITERATURA

[1] Proceedings of the IEEE, *Blind System Identification and Estimation*, Oct., 1998.
 [2] J. Labat, O. Macchi and C. Laot, "Adaptive Decision Feedback Equalization: Can You Skip the Training Period?," IEEE Trans. Commun. vol. 46, pp. 921-930, July, 1998.

[3] A. J. Bell and T. J. Sajnowski, "An information-maximisation approach to blind separation and blind deconvolution," Neural Computation, vol.7, pp.1129-1159, 1995.
 [4] J. C. Principe, D. Xu and J. W. Fisher, "Information-Theoretic Learning". In S.Haykin, Ed., *Unsupervised adaptive filtering, Vol 1 Blind source separation* (pp. 265-320). New York: John Wiley & Sons, Inc., 2000.
 [5] V. R. Krstić, Doktorska disertacija, "Novi algoritmi za adaptivnu ekvalizaciju telekomunikacionog kanala zasnovani na statističkim karakteristikama signala", Elektrotehnički fakultet Univerziteta u Beogradu, 2009.
 [6] S. Marcos, S. Cherif. and M. Jaidane, "Blind cancellation of intersymbol interference in decision feedback equalizers," in Proc. ICASSP'95, pp.1073-1076, 1995.
 [7] C. B. Papadias and A. J. Paulraj, "Decision-Feedback Equalization and Identification of Linear Channels Using Blind Algorithms of the Bussgang type," Proc. of Asilomar-29, pp.335-340, 1996.
 [8] L. He, R. Malkemes, C. Reed, and M. G. Amin, "A Comparison of Two Blind Equalization Algorithms for Broadband Indoor Wireless Communications," International Symposium on Signal Processing and its Applications (ISSPA), Malaysia, Aug., pp. 505-508., 2001.
 [9] D. N. Godard, "Self-Recovering Equalization and Carrier Tracking in Two- Dimensional Data Communication Systems," IEEE Trans. Commun. vol. COM-28, pp. 1867-1875, Nov., 1980.
 [10] V. R. Krstić and M. L. Dukić, "Blind DFE With Maximum-Entropy Feedback," IEEE Signal Processing Lett., vol. 16, pp.26-29, Jan., 2009.
 [11] J. M. Cioffi, G. P. Dudevior, M. V. Eyuboglu and G. D. Forney, "MMSE Decision-Feedback Equalizers and Coding – Part I : Equalization Results," IEEE Trans. Commun., vol. 43, pp. 2582-2594, Oct., 1995.
 [12] S. Haykin, *Adaptive filter theory*, Fourth Ed., Prentice-Hall, New Jersey, 2002.
 [13] T. Kim and T. Adali, "Approximation by Fully Complex Multilayer Perceptron," Neural Computation, 15, 1641-1666, 2003 The MIT Press.
 [14] Y. Kim and H. S. Shamsunder, "Adaptive Algorithms for Channel Equalization with Soft Decision Feedback," IEEE J. Sel. Areas Commun. vol. 16, pp. 1660-1669, Dec., 1998.
 [15] V. R. Krstic and Z. Petrovic, "Complex-Valued Maximum Joint Entropy Algorithm for Blind Decision Feedback Equalizer", In *Proc. 8th International Conference on Telecommunications in Modern Satellite Cable and Broadcasting Services (IEEE-TELSIKS 2007)*, Serbia, pp. 601-604, 2007.
 [16] G. J. Foschini, "Equalizing Without Altering or Detecting Data," AT&T Technical Journal, vol. 64, pp.1885-1911, Oct.,1985.
 [17] Y. Li and Z. Ding, "Global Convergence of Fractionally Spaced Godard (CMA) Adaptive Equalizers," IEEE Trans. Signal Processing, vol. 44, pp.818-826, Apr., 1996.
 [18] V. R. Krstic and Z. Petrovic, "Decision Feedback Blind Equalizer with Maximum Entropy," In *Proc. The international Conference on »Computer as a Tool« (IEEE-EUROCON 2005)*, Belgrade, Serbia and Montenegro, Nov., 2005.

ABSTRACT

This paper presents the most important research results of the blind DFE equalization based on an information theoretic principle. Specially, in this paper we consider the recursive part of the DFE which is, in fact, the maximum-entropy single-unit neuron model of the Bell-Sejnowski class. The performance of a new recursive filter as well as the complete solution of DFE, which is denoted as Soft-DFE, have been evaluated using software simulations of the QAM system with multipath propagation.

Blind adaptive equalization: from the neuron of Bell-Sejnowski class to the Soft-DFE solution

Vladimir R. Krstić and Miroslav L. Dukić