

# Poboljšan Blind Decision Feedback Ekvalizator QAM signala

(Improved Blind Decision Feedback Equalizer for QAM signals)

Vladimir R. Krstić  
Institut »Mihajlo Pupin«  
E-mail: vladimir.krstic@pupin.rs

Miroslav L. Dukić  
Elektrotehnički fakultet u Beogradu

31. avgust 2013.

## SADRŽAJ

U ovom radu prikazano je poboljšano rešenje blind DFE (*blind decision feedback equalizer*) šeme koja sprečava pojavu propagacije grešaka tako što istovremeno optimizira i strukturu i kriterijumsku funkciju. U cilju poboljšanja robustnosti ekvalizatora u odnosu na naglu promenu strukture i kriterijuma u uslovima povećane kompleksnosti signala sa 16- i 32-QAM na 64-QAM, izvršena je modifikacija rekursivnog dela ekvalizatora koji u početnoj fazi ekvalizacije deluje kao neuron klase Bell-Sejnovski sa zadatkom da kompenzira efekte dubokih nula u spektru prijemnog signala. Efikasnost inoviranog algoritma za dekorrelaciju prijemnog signala kao i efektivne performanse ekvalizatora sa 64-QAM verifikovani su metodom simulacija.

**Ključne reči:** blind decision feedback ekvalizator, parametarski neuron Bell-Sejnovski klase.

## ABSTRACT

In this paper is presented the improved solution of blind DFE scheme which specifically optimizes both the structure and the cost criterion to prevent error propagation effects. Aiming to improve a structure-criterion switching robustness to the increased signal complexity from 16- and 32-QAM signals to 64-QAM, the improvement deals with the recursive part of DFE which in the initial phase of equalization acts as a single-neuron unit of Bell-Sejnovski class. The efficiency of the innovated decorrelation algorithm combating with deep spectral nulls of the received 64-QAM signal as well as the effective convergence characteristics of the DFE are verified via simulations.

**Key words:** blind decision feedback equalizer, parametric neuron of Bell-Sejnovski class.

## 1. Uvod

*Blind* ili *unsupervised* ekvalizacija je specifična tehnika poništavanja efekata linearnih izobličenja telekomunikacionog kanala koja se izvršava bez primene bilo kakve trening sekvence odakle i potiče naziv »blind«. Razvoj blind ekvalizacije motivisan je praktičnim potrebama da se poveća efektivni protok sistema i/ili ostvari sinhronizacija ekvalizatora (prijemnika) kada primena ekvalizatora sa klasičnim treningom nije moguća [1], [2], [3]. U teoriji, blind ekvalizacija je inverzan proces u odnosu na proces konvolucije impulsnog odziva nepoznatog kanala i sekvence simbola podataka čija funkcija raspodele gustine verovatnoće ima formu sub-Gaussove raspodele. Generalno, u sistemu sa kanalom neminimalne faze blind ekvalizator estimira impulsni odziv kanala ili, ekvivalentno, simbole podataka, tako što rekonstruiše statistiku signala generisanog na strani predaje [4].

U sistemima prenosa koje karakterišu visoki nivoi intersimbolske interferencije (ISI) nelinearni DFE (*decision feedback equalizer*) ekvalizatori postižu, generalno, bolje performanse u odnosu na linearne (LE) konkurente zato što njihov nelinearno-rekurzivni deo, koji filtrira prethodno detektovane simbole, efikasno kompenzira izobličenja u spektru prijemnog signala i pri tome ne pojačava šuma kanala [5]. S druge strane, ključni nedostatak DFE je fenomen propagacije grešaka koji mogu da aktiviraju pogrešno detektovani simboli i na taj način prouzrokuju prestanak rada (ispad) ekvalizatora. Kod klasičnih DFE ekvalizatora ovaj nedostatak delimično je ublažen periodičnim slanjem trening sekvence, dok je kod blind ekvalizatora on inherentno prisutan u smislu da efekti masivne propagacije grešaka nastaju na samom startu, tj. u fazi početne aktivacije ekvalizatora.

Blind DFE zasnovan na tehnici istovremene optimizacije i strukture i kriterijumske funkcije u zavisnosti od kvaliteta signala i stanja konvergencije parametara ekvalizatora predstavlja jednu od metoda koja se uspešno bori sa fenomenom propagacije grešaka [6], [7]. Poznata kao *self-optimized* DFE, ova šema sprečava pojavu propagacije grešaka tako što kompleksan zadatak blind ekvalizacije deli na više jednostavnijih podzadataka koji se izvršavaju po principu »korak-po-korak« od jednostavnijeg ka složenijem. U osnovi ideje o dekompoziciji blind DFE nalazi se linearan ekvalizator optimalan u smislu minimalne srednje kvadratne greške (MSE) koji se metodom faktorizacije spektra može dekomponovati na linearne (kanonične) filtre sa minimalnom i maksimalnom fazom. Manipulacijom ovih filtara u zavisnosti od stanja konvergencije ekvalizatora vrši se transformacija LE u DFE i obrnuto sa ciljem da se ublaže efekti propagacije grešaka [6]-[12].

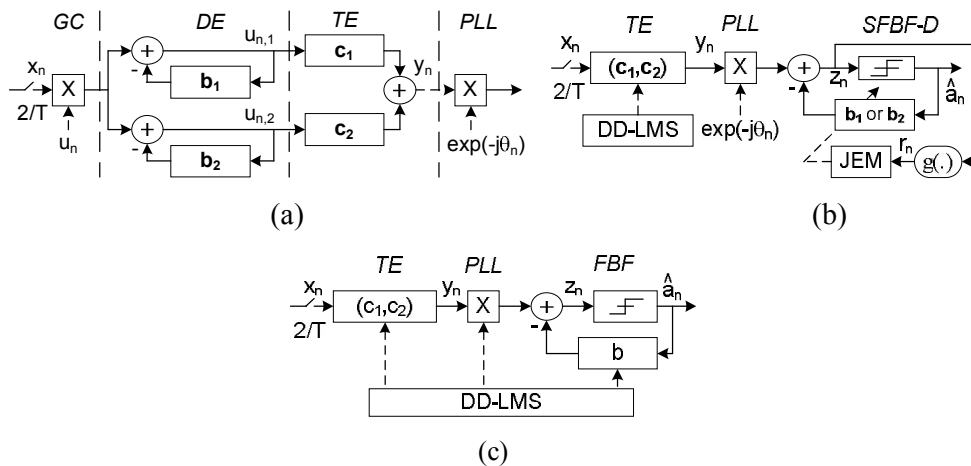
Blind DFE predložen u [10] (Soft-DFE), uvodi u *self-optimized* DFE šemu novi *soft feedback filter* (SFBF) utemeljen na teoriji neurona Bell-Sejnowski klase sa stohastičko-gradijentnim pravilom učenja koje maksimizira Shannon-ovu diferencijalnu entropiju [13]. Rezultati testiranja Soft-DFE sa 16- i 32-QAM (*quadrature amplitude modulation*) signalima potvrdili su superiornost Soft-DFE šeme u odnosu na originalno rešenje u prisustvu dubokih nula u spektru prijemnog signala. Efektivno, ova inovacija unosi značajno povećanja brzine konvergencije i smanjenje rezidualne MSE za minimalno povećanje kompleksnosti implementacije ekvalizatora. Međutim, dalja istraživanja sa kompleksnijim QAM konstalacijama, kao što je na primer 64-QAM, pokazala su da Soft-DFE nije dovoljno robustan u odnosu na nestabilnost konvergencije izazvanu naglom promenom režima rada, tj. svičovanjem i strukture i kriterijuma iz blind režima u režim praćenja.

Ovaj rad razmatra problem nestabilnosti promene režima rada Soft-DFE u kontekstu nedovoljne robusnosti rekurzivnog dela ekvalizatora u odnosu na povećanu kompleksnost signala i kao rešenje predlaže poboljšanu varijantu stohastičko-gradijentnog algoritma za dekorelaciju prijemnog signala. Analiza nestabilnosti kao i provera efikasnosti inoviranog algoritma zasnovani su na Monte Karlo simulacijama.

## 2. OPIS RADA SOFT-DFE

Soft-DFE kombinuje nekoliko kriterijuma optimizacije koeficijenata u toku tri režima rada. U blind režimu, Soft-DFE deluje efektivno kao linearni T/2-FSE (T/2 *fractionally spaced equalizer*, T je simbolički interval) ekvalizator koji se sastoji od četiri adaptivna transformatora signala – kola za kontrolu pojačanja (GC), dekorelatora (DE), frakcionog ekvalizatora (TE) i estimatora faze nosioca (PLL) – gde DE i TE vrše najznačajnije zadatke blind ekvalizacije, slika 1a. Dekorelator DE, koji se sastoji od dva nezavisna (*all-pole*) rekurzivna filtra sa vektorima koeficijenata  $\mathbf{b}_i$ ,  $i=1,2$ , kompenzira izobličenja amplitudske karakteristike kanala dok ekvalizator TE, koji je definisan vektorima koeficijenata  $\mathbf{c}_i$ , kompenzira efektivno fazno izobličenje kanala i dekorelatora zajedno. Ekvalizatori DE i TE adaptiraju se nezavisno primenom *joint entropy maximization* (JEM) [11] i *constant modulus* (CMA) algoritma [2], respektivno. U sledećoj fazi adaptacije, koja je označena kao meki prelazni režim, jedan od dva filtra dekorelatora – selektovan na osnovu energije signala – postaje *SFBF-D* filter (ekvalizator) koji nastavlja da se adaptira pomoću algoritma JEM tipa, dok TE menja blind CMA sa *decision-directed* LMS (DD-LMS), slika 1b. Konačno, kada se »oko« signala otvori dovoljno dobro, *SFBF* se transformiše u klasičan *FBF* koji se zajedno sa TE adaptira pod kontrolom DD-LMS algoritma što odgovara režimu praćenja, slika 1c. Opisanoj promenu režima rada vrši sam Soft-DFE tako što sve vreme observira MSE na svom izlazu i za unapred definisane vrednosti greške (pragove svičivanja) menja režim rada na sledeći način: za  $MSE \leq M_{TL1}$  prelazi iz blind u meki prelazni režim i za  $MSE \leq M_{TL2}$  ( $M_{TL2} < M_{TL1}$ ) u režim praćenja.

Automatska regulacija pojačanja GC realizovana je kao u [6], dok se estimacije faze nosioca vrši se pomoću fazne petlje drugog reda [11] koja je inovirana za potrebe Soft-DFE šeme. Specifično, u blind i mekom prelaznom režimu PLL koristi redukovan 64-QAM signal koji obuhvata 12 simbola (po tri u svakom uglu konstalacije) sa najvećom energijom u prostoru signala. Na ovaj način povećan je kvalitet estimacije faze nosioca i eliminisani uslovi za pojavu efekta nekontrolisane rotacije (*spin-a*) konstalacije koja se tipično javlja kod CMA za konstalacije sa povećanim ( $m \geq 64$ ) brojem simbola.



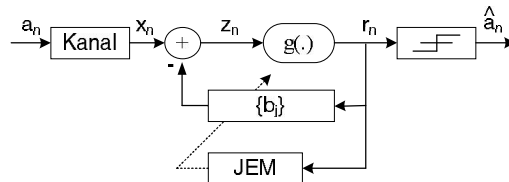
Slika 1. Adaptacija Soft-DFE kroz tri režima rada: (a) blind režim, (b) meki prelazni režim i (c) režim praćenja.

### 3. *SFBF* ekvalizator

#### 3.1. Teorijska osnova i algoritmi

Rekurzivni deo Soft-DFE funkcioniše na principima teorije informacija i posebno u skladu sa metodom blind dekonvolucije signala koji su ustanovili A. J. Bell i T. J. Sejnowski u [13]. U osnovi ove metode je: (1) Neuronska jedinica sa sigmoidalnom aktivacionom funkcijom koja transformiše ulaznu sekvencu slučajno promenljivih sa nepoznatom funkcijom raspodele gustine verovatnoće (pdf) u sekvencu sa maksimalnom združenom entropijom, tj. u sekvencu čija pdf teži uniformnosti u ograničenom opsegu vrednosti promenljive, i (2) Stohastičko-gradijentno pravilo učenja adaptivnih parametara neurona na osnovu tekućih vrednosti ulazno-izlaznih podataka. U ovom neuronskom modelu, poništavanje ISI sagledano je kao rezultat minimizacije međusobne informacije (redundanse) između izlaza neurona ili ekvivalentno maksimizacije njihove entropije.

Na slici 2 prikazan je osnovni model *SFBF* ekvalizatora u pojednostavljenom sistemu prenosa gde je  $\{a_n\}$  sekvenca simbola koji su nezavisne slučajno promenljive sa srednjom vrednošću nula i sub-Gausovom raspodelom i  $x_n$  je izlaz kanala sa neminimalnom fazom čija je pdf nepoznata. Formalno, ulazno-izlazna transformacija *SFBF* ekvalizatora data je relacijom  $z_n = x_n + \sum_{j=1}^N b_{n,j} r_{n-j}$  gde su  $r_{n-j}$ ,  $j=1, \dots, N$ , izlazi neurona čija se entropija maksimizira i  $\{b_j\}$  koeficijenti ekvalizatora. Nelinearnost  $g(\cdot)$  je monotono rastuća funkcija odabrana tako da je  $g(z) \approx \int_{-\infty}^z p(u) du$  gde je  $p(z)$  pdf slučajno promenljive  $z$ . S obzirom da  $p(z)$  nije poznata, u praksi se traži takva  $g(z_n)$  koja dovoljno dobro aproksimira nagib pretpostavljene kumulativne raspodele verovatnoće promenljive  $z_n$ . Pod pretpostavkom da je  $g(z_n)$  dovoljno dobra kao i da su prethodno detektovani simboli korektni, tj.  $r_{n-k} = a_{n-k}$ ,  $k=1, \dots, N$ , Shenonn-ova združena entropija izlaza *SFBF* data je relacijom  $J_{EM}(\mathbf{b}_n) = E \left\{ \ln \left| \frac{\partial r_n}{\partial z_n} \right| \right\}$  [14] gde je  $\mathbf{b}_n = [b_{n,1}, \dots, b_{n,N}]^T$  vektor koeficijenata i  $E\{\cdot\}$  je operator očekivanja.



Slika 2. *SFBF* ekvalizator sa nelinearnom neuronskom jedinicom: osnovni model.

U želji da se praktično integriše u blind DFE dvodimenzionalnih signala, *SFBF* model je prvo proširen u domen kompleksne promenljive za pogodno odabranu kontinualno-diferencijabilnu parametarsku funkciju kompleksne promenljive  $z_n$  koja je data sa

$$g(z_n, \beta) = z_n \left( 1 + \beta |z_n|^2 \right) \quad (1)$$

i izveden osnovni stohastičko-gradijentni algoritam za maksimizaciju entropije  $J_{EM}(\mathbf{b})$

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

a zatim je (heuristički) dekomponovan u dve varijante rekurzivnog ekvalizatora:

(1) dekorelator *DE* prijemnog signala (slika 1a) sa algoritmom JEM-W

$$b_{n+1,j,i} = b_{n,j,i} - \mu_W u_{n,i} \left(1 - \beta_W |u_{n,i}|^2\right) u_{n-j,i}^*, \quad i \quad (3)$$

(2) *decision-directed* ekvalizator *SFBF-D* (slika 1b) sa algoritmom JEM-D

$$b_{n+1,j} = b_{n,j} - \mu_D z_n \left(1 - \beta_D |z_n|^2\right) \hat{a}_{n-j}^*, \quad j = 1, \dots, N, \quad (4)$$

gde su  $\{\mu_W, \mu_D\}$  koraci adaptacije i  $\{\beta_W, \beta_D\}$  faktori nagiba neurona [11]. Na ovaj način je zadatak rekurzivne ekvalizacije u Soft-DFE podeljen na dva podzadatka, koji se izvršavaju sukcesivno (u blind i mekom prelaznom režimu), sa namerom da se eliminiše pojava propagacije grešaka koju izaziva nagla promena strukture i kriterijuma u fazi prelaza ekvalizatora iz blind u meki prelazni režim.

### 3.2. Nestabilnost promene režima rada

Nestabilnosti konvergencije Soft-DFE ekvalizatora u fazi promene režima rada posledica je postojanja inherentne razlike između rešenja vektora koeficijenata  $\{\mathbf{b}_i, \mathbf{c}_i\}$  koje ostvaruje linearni T/2-FSE na kraju blind režima i očekivanih rešenja ovih vektora u režimu praćenja, tj. stacionarnom režimu. Ova razlika vektora postaje veća sa porastom kompleksnosti signala i posebno je kritična u odnosu na vektor  $\mathbf{b}_i$  zbog prirode transformacije rekurzivnog dela ekvalizatora. Naime, u blind režimu *DE* je linearan ekvalizator nezavistan od *TE* i *PLL* (vidi sliku 1) koji, posle promene režima rada, menja poziciju u Soft-DFE kaskadi i postaje nelinearan *SFBF-D* čvrsto spregnut sa *TE* i *PLL*. Ovakva transformacija rekurzivnog dela generiše snažan diskontinuitet u procesu adaptacije vektora  $\mathbf{b}_i$  koji se manifestuje kao nestabilnost konvergencije ekvalizatora usled nagle promene strukture i kriterijuma. U tom smislu cilj unapređenja Soft-DFE je povećanje robusnosti *SFBF* ekvalizatora u odnosu na prisustvo diskontinuiteta u njegovoj adaptaciji.

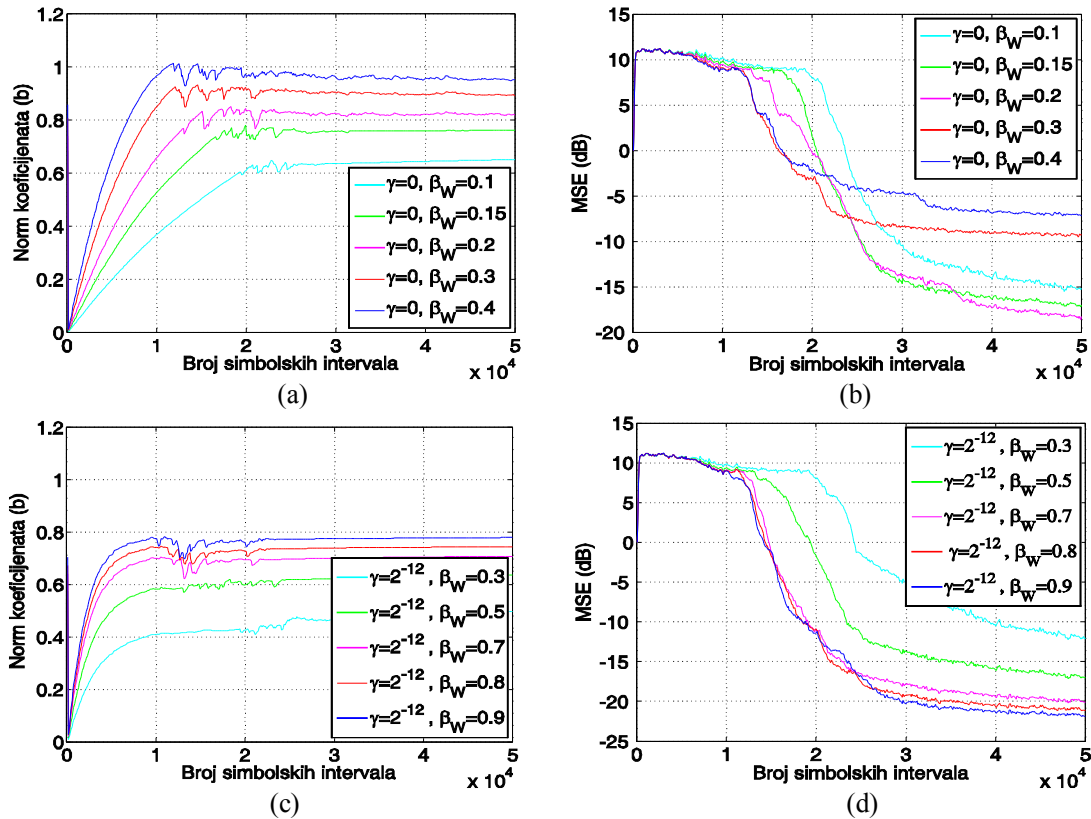
Eksperimentalni rezultati su pokazali da optimalni nagibi JEM algoritama dominantno zavise od statistike primenjenog signala i da je ta zavisnost u saglasnosti sa teorijom optimizacije neurona Bell-Sejnowski klase na način da je optimalan nagib funkcije  $g(z_n, \beta)$  obrnuto proporcionalan sa varijansom signala  $z_n$  [10]. Tako su za 16-, 32- i 64-QAM signale, čije su respektivne kurtosis vrednosti 1.32, 1.32 i 1.381, dobijene sledeće vrednosti nagiba  $\{\beta_{W,16} = 1.2, \beta_{D,16} = 12\}$ ,  $\{\beta_{W,32} = 1.0, \beta_{D,32} = 10\}$  i  $\{\beta_{W,64} = 0.13, \beta_{D,64} = 2\}$  koje očigledano opadaju sa porastom varijanse (kompleksnosti) primenjene kostalacije. U vezi sa ovim rezultatima potrebno je naglasiti da je primenjen metod selekcije nagiba u slučaju  $\beta_D$  relativno jednostavan i da dobijene vrednosti jednoznačno optimiziraju performanse *SFBF-D* ekvalizatora u toku trajanja mekog prelaznog režima (vidi sliku 6). S druge strane, metod selekcije optimalnih nagiba  $\beta_W$  nešto je kompleksniji zato što JEM-W algoritam pored uspešne dekorelacije prijemnog signala treba da obezbedi takvo rešenje vektora  $\mathbf{b}_i$  koje neće generisati nestabilnost u trenutku promene režima rada. Zbog toga su u postupku optimizacije nagiba  $\beta_W$  prvo definisani odgovarajući opsezi za koje ima smisla varirati  $\beta_W$  a onda selektovane optimalne vrednosti tako da se ostvari najbolji kompromis između brzine konvergencije i uspešnosti ekvalizacije. U slučaju 16- i 32-QAM signala dobijeni su relativno široki opsezi nagiba  $\beta_{W,16} = (0.8 - 2.0)$  i  $\beta_{W,32} = (0.8 - 1.4)$  čime je obezbedena željena fleksibilnost optimizacije performansi ekvalizatora. Međutim, u slučaju 64-QAM opseg  $\beta_{W,64} = (0.1 - 0.15)$  je uzak a same vrednosti nagiba male što predstavlja dodatni problem. Naime,

za ovako male vrednosti nagiba uticaj člana  $(1 - \beta_W |u_n|^2)$  u (3), koji determiniše entropijski karakter JEM-W algoritma, postaje zanemarljiv tako da se njegova efikasnost redukuje se na nivo efikasnosti LMS algoritma [10].

Slika 3 ilustruje uticaj nagiba  $\beta_W$  na konvergenciju ekvalizatora u slučaju kanala Mp-D sa oštrm ISI (vidi sliku 4). Za JEM-W sa nagibima  $\beta_W = \{0.1, 0.15, 0.3, 0.4\}$ , slika 3a prikazuje konvergenciju rekurzivnog dela ekvalizatora kroz tri režima rada u formi konvergencije norma vektora koeficijenata datog sa

$$\|\mathbf{b}_{n,B}\| = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \|\mathbf{b}_{n,B,i}\|, \quad \|\mathbf{b}_{n,B,i}\| = \left[ \sum_{j=1}^N |b_{n,j,i}|^2 \right]^{1/2} \quad \text{and} \quad \|\mathbf{b}_{n,D}\| = \left[ \sum_{j=1}^N |b_{n,j}|^2 \right]^{1/2} \quad (5)$$

gde indeksi B i D označavaju, respektivno, blind i *decision-directed* (soft + tracking) režim rada, dok slika 3b prikazuje uticaj datih nagiba na MSE konvergenciju Soft-DFE izlaza. Kao što se vidi, Soft-DFE za male vrednosti nagiba u opsegu  $\beta_W = \{0.1 - 0.15\}$  postiže relativno sporu i stabilnu konvergenciju, dok za veće nagibe brzina konvergencije raste ali, nažalost, ovo poboljšanje prati pojava nestabilnosti svičovanja ekvalizatora. Ova nestabilnost se manifestuje porastom broja ispada ekvalizatora i kvantifikovana je indeksom uspešnosti ekvalizacije (*equalization success index* – ESI) koji je definisan kao odnos broja uspešnih i ukupnog broja prolaza ekvalizatora u Monte Karlo testu. U posmatranom eksperimentu dobijeni su ESI (%) indeksi 93, 94, 93, 55 i 40, respektivno, za  $\beta_W$  jednako 0.1, 0.15, 0.2, 0.3 i 0.4. Ovakvo ponašanje ekvalizatora čvrsto je korelisano sa porastom norma dekorelatora  $\|\mathbf{b}_{n,B}\|$  gde treba zapaziti da za vrednosti  $\|\mathbf{b}_{n,B}\|$  bliske jedinice ESI indeks naglo pada i pored činjenice da je sam *DE* stabilan na način da polovi njegovih filtara ne napuštaju unutrašnjost jediničnog kruga lociranog u središtu kompleksne ravni.



Slika 3. Konvergencija norma vektora koeficijenata rekurzivnog dela ekvalizatora i efektivne MSE.

Analiza ponašanja *SFBF* ekvalizatora pokazuje da je za 64-QAM moguće selektovati optimalan par nagiba  $\{\beta_W, \beta_D\}$  na sličan način kao za 16- i 32-QAM signale, ali isto tako da je u tom slučaju fleksibilnost optimizacije ekvalizatora redukovana na relativno uzak opseg vrednosti nagiba: za male vrednosti nagiba  $\beta_W$  algoritam JEM-W gubi snagu entropijske dekorelacije signala dok za veće vrednosti *SFBF* postaje nestabilan u trenutku promene režima rada. U cilju otklanjanja ovog ograničenja *SFBF* modela izvršena je modifikacija JEM-W algoritma.

### 3.3. Unapređena dekorelacija metodom curenja koeficijenata

Metoda curenje koeficijenata (*coefficients leakage*) adaptivnih filtara standardna je praksa u brojnim aplikacijama procesiranja signala koja se primenjuje sa ciljem ograničavanja rasta koeficijenata filtra i očuvanja njegove stabilnosti [15]. U svojoj izvornoj verziji, metod je realizovan tako što je kriterijum minimalne MSE,  $J_{MSE}(c_k)$ , za FSE ekvalizator, proširen članom  $\gamma \sum_{k=1} |c_k|^2$ , gde je  $\gamma$  mali pozitivan broj, sa ciljem da se obezbedi stabilnost koeficijenata digitalno implementiranog ekvalizatora u stacionarnom režimu rada [16]. Dodavanjem ovog člana, odnosno njegovog negativnog gradijenta  $\gamma c_k$  u DD-LMS algoritam, postignuto je »curenje« (smanjivanje) modula koeficijenata. Efektivno, gradijent curenja deluje kao virtuelni aditivni šum koji, u zavisnosti od veličine faktora curenja  $\gamma$ , može istovremeno i da degradira rezidualnu MSE ekvalizacije.

U slučaju JEM-W, odgovarajuća *leakage* varijanta (JEM-L) data je sa

$$b_{n+1,j,i} = (1-\gamma)b_{n,j,i} - \mu_W u_{n,i} \left(1 - \beta_W |u_{n,i}|^2\right) u_{n-j,i}^* \quad (6)$$

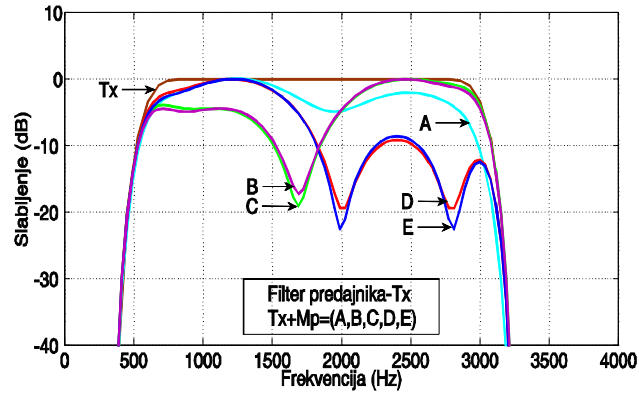
gde član  $\gamma b_{n,j,i}$  vrši sistematsko curenje modula koeficijenata brzimom koja je deteminisana faktorom curenja  $\gamma$ . Algoritam JEM-L dat u (6) može se dobiti ponavljanjem postupka optimizacije *SFBF* modela u odnosu na modifikovani kriterijumom  $J'_{EM}(\mathbf{b}) = J_{EM}(\mathbf{b}) - \gamma \sum_{j=1}^N |b_j|^2$  pod uslovom da je  $\gamma \sum_{j=1}^N |b_j|^2 \ll J_{EM}(\mathbf{b})$ , kao i  $\gamma = 0$  za njegov *SFBF-D* deo.

Efikasnost JEM-L proverena je na isti način kao sa JEM-W. Slika 3c pokazuje povećanu efikasnost JEM-L algoritma u odnosu na JEM-W za proširen opseg vrednosti nagiba  $\beta_W = (0.5 - 0.9)$  i faktor curenja  $\gamma = 2^{-12}$ . Kao što se može videti, sačuvana je brzina konvergencije norma  $\|\mathbf{b}_{n,B}\|$  originalnog algoritma i istovremeno limitiran njegov rast do vrednosti koje su znatno manje od jedinice. Na slici 3d prikazan je odgovarajući uticaj JEM-L na konvergenciju MSE ekvalizatora gde se može uočiti da brzina konvergencije raste a rezidualna greška opada sa povećanjem nagiba  $\beta_W$ . Ovi rezultati su potvrdili pretpostavku da član koji vrši curenje koeficijenata u (6) pored toga što direktno limitira rast koeficijenata dekorelatora u toku blind akvizicije signala, on efektivno vrši snažan produžen uticaj na čitav tok procesa adaptacije ekvalizatora.

Povećanjem broja slobodnih parametara u algoritmu za dekorelaciju nije povećana kompleksnost postupka njegove optimizacije s obzirom da su faktori curenja  $\gamma$  i nagiba  $\beta_W$  međusobno zavisni na način da povećanom nagibu odgovara veći faktor curenja i obrnuto. Ova relacija između nagiba i curenja omogućava da se, na primer, posmatran opseg nagiba  $\beta_W = (0.5 - 0.9)$  podeli na nekoliko manjih podosega i svakom pridruži odgovarajući faktor curenja. Na ovaj način su za vrednosti  $\gamma = 2^{-14}$ ,  $\gamma = 2^{-13}$  i  $\gamma = 2^{-12}$  - koje imaju praktičan smisao za 64-QAM - respektivno selektovane sledeće optimalne vrednosti nagiba  $\beta_W = 0.3$ ,  $\beta_W = 0.5$  i  $\beta_W = 0.8$ .

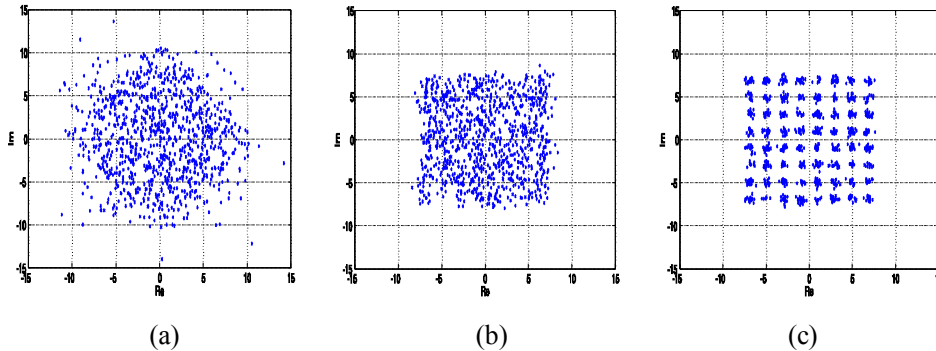
#### 4. Performanse unapređenog Soft-DFE

Rezultati istraživanja prikazani u ovom radu verifikovani su eksperimentalno pomoću softverskog simulatora 64-QAM sistema sa vremenski-invarijantnim kanalima i odnosom signal-šum 30 dB. Soft-DFE, koji predstavlja prijemnik sistema, dugačak je 25 i 5 T intervala u svom linearnom i rekurzivnom delu, respektivno, što znači da je  $TE$  realizovan sa 50 koeficijenata. Početne vrednosti elemenata vektora  $\mathbf{c}_i$  i  $\mathbf{b}_i$  jednake su nuli osim referentnih (centralnih) koeficijenata  $c_{r,i} = 0.707$ ,  $i = 1, 2$ . Estimator faze  $PLL$  u toku blind i mekog prelaznog režima koristi redukovani signala sa 12 simbola a u režimu praćenja kompletan signal sa 64 simbola. Kada je redukovani,  $PLL$  observira moduo estimata simbola podataka  $y_n$  i za  $|y_n|^2 \geq 72$  estimira fazu nosioca na osnovu tekuće fazne greške, dok za  $|y_n|^2 < 72$  forsira nultu faznu grešku.



Slika 4. Normalizovane karakteristike slabljenja amplitude MP kanala.

Set kanala Mp-(A,B,C,D,E), čije su karakteristike slabljenja prikazane na slici 4, dizajniran je tako da vrši propagaciju signala preko tri putanje sa različitim faktorima propagacije koji su selektovani tako da se ostvari postepeno povećanje nivoa ISI [11]; na primer, kanal Mp-A deklarisan je kao umeren dok je Mp-E ekstremno oštar.



Slika 5. 64-QAM signal na izlazu ekvalizatora za MSE u  $M_{TL}$  okolini (1000 T):  
(a)  $M_{TL-1}$ , (b)  $M_{TL-2}$  i (c)  $M_{TL-3}$ .

##### 4.1. Pragovi promene režima rada

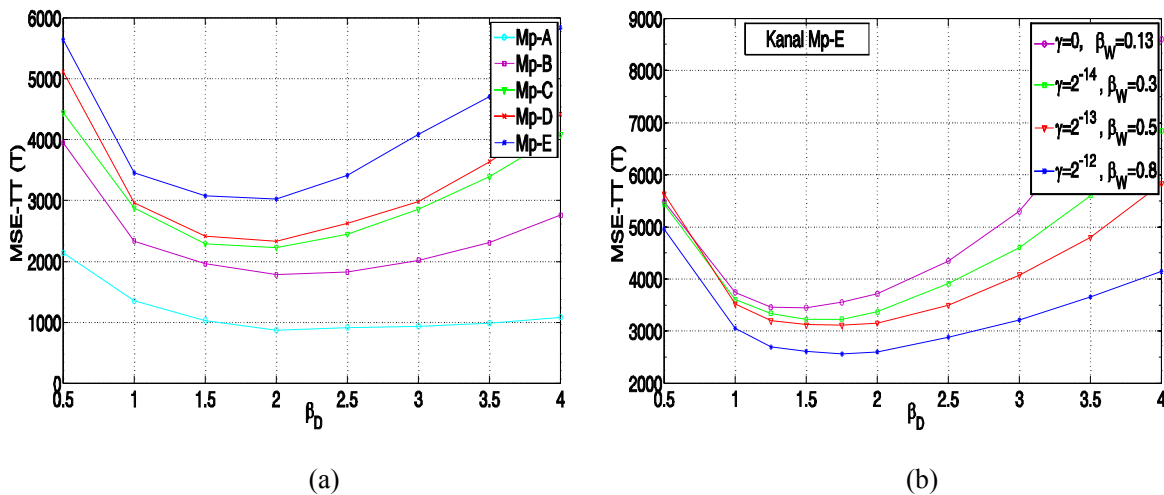
Pragovi promene režima rada  $M_{TL-1} = 8.0$  dB i  $M_{TL-2} = -2.1$  dB odabrani su tako da se ostvari najbolji kompromis između brzine konvergencije i uspešnosti ekvalizacije u posmatranom intervalu od 50000 T intervala. Pored ova dva praga, koji imaju operativnu funkciju, uveden je još jedan  $M_{TL-3} = -7.8$  dB u odnosu na koji se proglašava uspešnost ekvalizacije. Slika 5 ilustruje kvalitet 64-QAM signala u kritičnim fazama konvergencije ekvalizatora za kanal Mp-C. Karakteristično je da su estimati simbola



ravnomerno rasuti u zarotiranoj konstalaciji signala kada ekvalizator prelazi iz blind u mek prelazni režim (slika 5a), a onda skupljeni i skoro uniformno distribuirani u pravilno postavljenom ramu signala kada ekvalizator prelazi iz mekog u režim praćenja (slika 5b); kvalitet signala na slici 5b ilustruje stanje maksimalne entropije estimata simbola  $z_n$  na izlazu *SFBF-D*.

#### 4.2. Selekcija nagiba $\beta_D$

*SFBF-D* ekvalizator je testiran u toku trajanja mekog prelaznog režima sa ciljem da se odredi optimalan nagib  $\beta_D$  za algoritam JEM-D i istovremeno proveri uticaj kanala i algoritma JEM-L, tj. faktora curenja, na njegove performanse. Kao mera performansi posmatrano je vreme tranzicije MSE (MSE-TT) između pragova  $M_{TL-1}$  i  $M_{TL-2}$ , tj. trajanje mekog prelaznog režima u zavisnosti od nagiba  $\beta_D$ . Slika 6a prikazuje vreme MSE-TT dato u T intervalima u zavisnosti od  $\beta_D$  gde je svaka vrednost rezultat 200 Monte Karlo ekvalizacija. Očigledno je da JEM-D minimizira trajanje mekog prelaznog režima a onda i konvergenciju Soft-DFE za vrednosti nagiba u opsegu  $\beta_D = (1.75 - 2.25)$  kao i da ova optimalnost veoma malo zavisi od primenjenog kanala. Pored toga, rezultati prikazani na slici 6b ukazuju da je selektovan opseg nagiba  $\beta_D$  praktično nezavistan od od faktora curenja. Ovi rezultati, kao i ranije dobijeni za 16- i 32-QAM u [10], potvrđuju stav da optimalnost JEM-D algoritma ne zavisi od kanala i *DE* već od statistike primnjenog signala. Imajući u vidu da su dobijene MSE-TT krive blago selektivne sam izbor optimalnog nagiba nije kritičan i dat je sa  $\beta_D = 2.0$ .

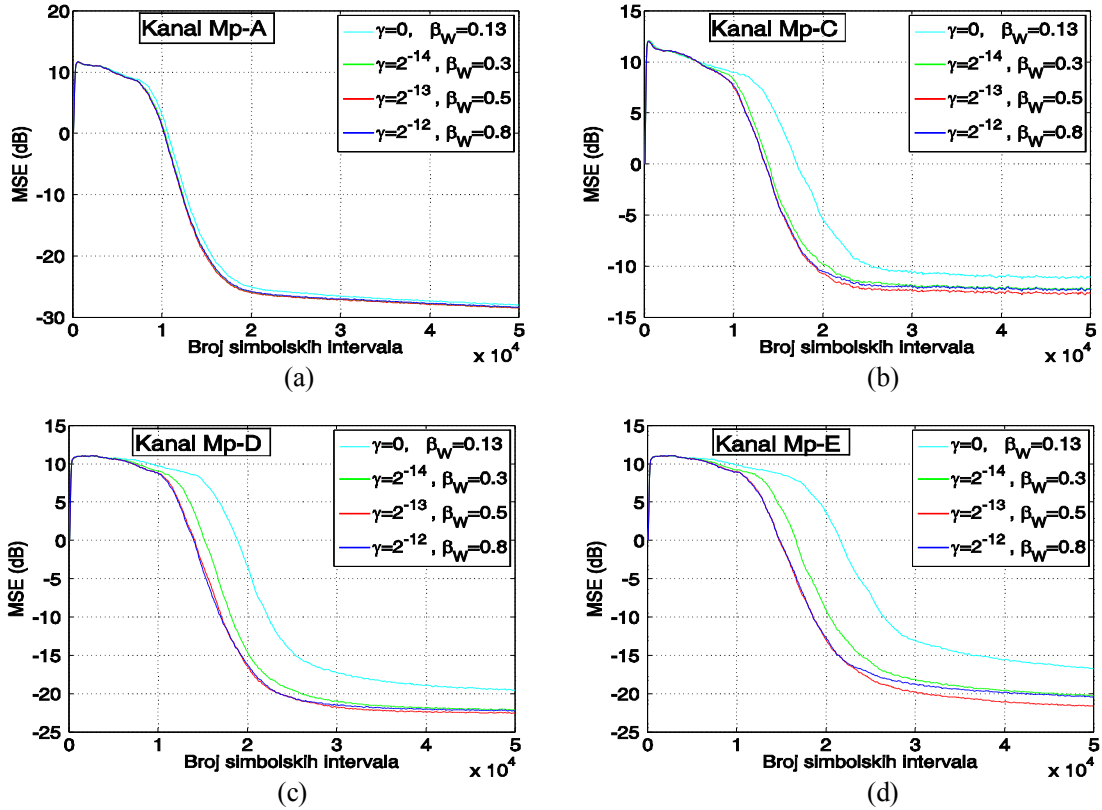


Slika 6. Vreme trajanja mekog prelaznog režima u zavisnosti od nagiba  $\beta_D$  : (a) za Mp-kanale i  $\gamma = 2^{-13}$ , i (b) za kanal Mp-E i set faktore curenja  $\gamma = \{0.0, 2^{-14}, 2^{-13}, 2^{-12}\}$ .

#### 4.3. Konvergencija Soft-DFE

Efektivna MSE konvergencija Soft-DFE testirana je uporedno za JEM-W i JEM-L algoritme. Slobodni parametri *SFBF* ekvalizatora selektovani su u odnosu na najoštrij kanal Mp-E tako da se postigne najbolji kompromis između brzine konvergencije i uspešnosti ekvalizacije. Optimalan nagib za JEM-W ima vrednost  $\beta_W = 0.13$ , dok je JEM-L optimiziran sa tri seta parametara  $\{\gamma, \beta_W\}$ :  $\{2^{-14}, 0.3\}$ ,  $\{2^{-13}, 0.5\}$  and  $\{2^{-12}, 0.8\}$ ; u oba slučaja  $\beta_D$  ima fiksnu vrednost 2. Slika 7 prikazuje MSE karakteristike konvergencije dobijene sa 100 Monte Karlo prolaza. Kao što se vidi, u slučaju kanala Mp-A dovoljano je primeniti mali faktor curenja  $\gamma = 2^{-14}$ , dok u slučaju Mp-(C,D,E) kanala, koje karakterišu visoki nivoi ISI, faktor curenja mora biti veći zbog povećane kompleksnosti prijmnog signala. Takođe, treba istaći da ovi rezultati demonstriraju povećanu fleksibinost parametarske optimizacije *SFBF*

ekvalizatora na način da je opseg vrednosti parametara  $\{\gamma, \beta_W\}$  za koje unapredeni Soft-DFE ostvaruje značajno bolje performanse proširen u odnosu na slučaj  $\gamma=0$ . Drugim rečima, *SFBF* sa curenjem koeficijenata pokazuje veću robusnost u odnosu na kompleksnost primenjenog signala za selektovan set parametara.



Slika 7. MSE konvergencija Soft-DFE u 64-QAM sistemu sa Mp kanalima za različite  $\{\gamma, \beta_W\}$  parove i  $\beta_D = 2.0$ ; rezultati za Mp-B i Mp-C su slični.

Tabela 1: ESI indeks Soft-DFE ekvalizatora, [%].

Mp/JEM-W,-L	A	B	C	D	E
$\gamma = 0, \beta_W = 0.13$	99.90	99.30	98.50	98.85	95.90
$\gamma = 2^{-14}, \beta_W = 0.3$	99.95	99.65	99.25	99.35	98.35
$\gamma = 2^{-13}, \beta_W = 0.5$	99.95	99.80	99.65	98.90	98.05
$\gamma = 2^{-12}, \beta_W = 0.8$	100	99.85	99.65	99.15	98.35

Rezultati prikazani na slici 7 kompletirani su merenjem ESI indeksa za iste vrednosti parametara  $\{\gamma, \beta_W, \beta_D\}$ . Rezultati ovog testa dati su u Tabeli 1 u procentima u odnosu na 2000 nezavisnih prolaza. Poboljšanje ESI indeksa ostvareno sa JEM-L u slučaju Mp-A kanala je zanemarljivo, dok je za Mp-D kanal ono veće od 2 % i to za sve tri vrednosti faktora curenja. Imajući u vidu da Soft-DFE za  $\gamma = 2^{-12}$  i kanal Mp-E pokazuje povećanje rezidualne MSE (vidi sliku 7d) može se zaključiti da u slučaju 64-QAM signala faktor curenja  $\gamma = 2^{-13}$  sa pripadajućim nagibom  $\beta_W = 0.5$  obezbeđuje dobar kompromis između brzine konvergencije i uspešnosti ekvalizacije.

## 5. ZAKLJUČAK

U ovom radu pokazano je da se Soft-DFE blind ekvalizator, koji je prvobitno razvijen za 16- i 32-QAM signale, može uspješno primeniti i u slučaju 64-QAM signala. Za to je bilo dovoljno unaprediti entropijsku dekorelaciju prijemnog signala dodavanjem jednostavnog člana za curenje koeficijenata u originalni stohastičko-gradijentni algoritam. Efektivno, na ovaj način izvršena je dodatna regulacija kriterijumske funkcije *SFBF* modela koja je linearizacijom aktivacione funkcije postala inferiorna u odnosu na povećanu kompleksnost primenjenog signala. Izvršena modifikacija algoritma integrisana je u postojeći metod parametarske optimizacije *SFBF* filtra čime je očuvana jednostavnost implementacije originalnog rešenja ekvalizatora.

## LITERATURA

- [1] Y. Sato, "A Method of Self-Recovering Equalization for Multilevel Amplitude – Modulation Systems," *IEEE Trans. Commun.* vol. 23, pp.679-682, June 1975.
- [2] D. N. Godard, "Self-Recovering Equalization and Carrier Tracking in Two-Dimensional Data Communication Systems," *IEEE Trans. Commu.*, vol. 28, pp. 1867-1875, Nov. 1980.
- [3] Proceedings of the IEEE, *Blind System Identification and Estimation*, Oct., 1998.
- [4] Z. Ding, Y. G. Li, "Blind Equalization and Identification", Marcel Dekker, New York, 2001.
- [5] J. G. Proakis, "Digital Communications", McGraw-Hill, 1995.
- [6] J. Labat, O. Macchi, C. Laot, "Adaptive Decision Feedback Equalization: Can You Skip the Training Period?," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 46, pp. 921-930, July, 1998.
- [7] J. Labat, C. Laot, "Blind Adaptive Multiple-Input Decision-Feedback Equalizer with Self-Optimized Configuration," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 49, pp. 646-654, Apr. 2001.
- [8] R. Lopes-Valcarce, "Realizable Linear and Decision Feedback Equalizers: Properties and Connections," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 52, pp. 757-773, March 2004.
- [9] B. Xia, L. Zhang, "Blind Deconvolution in Nonminimum Phase Systems Using Cascade Structure," *EURASIP Journal on Advances in Signal Process.*, vol. 2007, Art. ID 48432, 10 pages.
- [10] V. R. Krstić and M. L. Dukić, "Blind DFE With Maximum-Entropy Feedback," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 16, pp. 26-29, Jan. 2009.
- [11] V. R. Krstić, "Novi algoritmi za adaptivnu ekvalizaciju telekomunikacionog kanala zasnovani na statističkim karakteristikama signala", Doktorska disertacija, Elektrotehnički fakultet Univerziteta u Beogradu, 2009.
- [12] A. Goupil, J. Palicot, "An Efficient Blind Decision Feedback Equalizer," *IEEE Commun. Letters*, vol. 14, pp. 462-464, May 2010.
- [13] 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.
- [14] Y. Kim, 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] J.C. Pesquet, O. Macchi, G. Tziritas, "Soft-constrained LMS algorithms for decoder stability in backward adaptive predictive systems," *Signal Processing* vol. 31, pp. 1-15, 1993.
- [16] R. G. Gitlin, H. C. Meadors, Jr. and S. B. Weinstein, "The Tap-Leakage Algorithm: An Algorithm for the Stable Operation of a Digitally Implemented Fractionally Spaced Equalizer." *Bell System Tech. J.* 1982; **60**(8): 1817-1839.