

# Çok Girişli Çok Çıkışlı (MIMO) Sistemler İçin Bulanık Mantık Esaslı Uyarlanabilir Bir Kanal Denkleştirici

A. Özen<sup>1</sup>, B. Soysal<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü  
Karadeniz Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Trabzon  
<sup>2</sup> Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü  
Atatürk Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Erzurum  
aliozen@ktu.edu.tr, bsoysal@atauni.edu.tr

## Özet

*Bu bildiride, Çok Girişli Çok Çıkışlı (MIMO) sistemler için frekans seçici Rayleigh sönümlü kanallarda kullanılan kanal denkleştiricilerin başarımları incelenmiştir. MIMO sistemlerde LMS algoritmasının kanal denkleştirme başarımı istenen başarımlar için yeterli olmadığından, Bulanık Mantık uyarlanabilir başarımların artırılması hedeflenmiştir. Benzetim sonuçları, önerilen Bulanık Mantık esaslı LMS (B-LMS) algoritmasının LMS algoritmasından hızlandırdığını ve RLS algoritması ile elde edilen başarımdan daha iyi başarımlar sağladığını göstermiştir.*

## 1. Giriş

Semboller arası girişime (ISI) sahip MIMO kanal örnekleri, yayılı-spektrum çok kullanıcı haberleşme sistemleri, dual (çift) olarak polarize edilmiş (kutuplanmış) radyo kanalları ve çok sensörlü radar/sonar sistemlerini içeren çoğu uygulamalarda ortaya çıkar. Bu kanallar için gauss gürültüsünün varlığında hem dizi hem de sembol-sembol denkleştiriciler daha önce incelendi [1, 2]. En Büyük Olabilirlik Dizi Kestirimi (MLSE) algoritması gibi dizi kestirim algoritmalarının başarımları çok iyidir, ancak sembol-sembol denkleştirme yöntemlerinden daha çok bellek ve hesaplama karmaşıklığı gerektirir. Bu çalışmada, basitliği nedeniyle RLS ve Viterbi algoritmalarına tercih edilen LMS algoritmasını kullanan sembol-sembol denkleştiriciler üzerine yoğunlaşıldı. Ancak, denkleştirmede ters kanal katlama problemi nedeniyle LMS algoritmasının öğrenme başarımı ve hızı oldukça zayıf kalmaktadır. Ayrıca, LMS algoritmasında kullanılan adım büyüklüğü parametresi sabit olup, küçük değerli olduğunda algoritma kararlı duruma daha yavaş ulaşmakta, büyük olduğunda ise kararsızlığa neden olmaktadır. Bu nedenle her adımda hata değişimi dikkate alınarak adım büyüklüğünün sürekli olarak değiştirilmesi gerekmektedir. Bu problemi çözmek, işlem karmaşıklığını arttırmadan LMS algoritmasının başarımını yükseltmek için son 20 yıldır N-LMS, M-LMS ve VSS-LMS gibi pek çok teknik önerildi. Bu çalışmada, sistemin doğasından bağımsız olarak çalışan Bulanık Mantık esaslı bir dış çevrim denetleyici ile adım büyüklüğü uyarlanmış, öğrenme başarımı ve yakınsama hızı artırılmış B-LMS algoritması kullanılarak, MIMO sistemlerin başarımlarının artırılması amaçlanmıştır.

## 2. Kanal Modeli

m verici ve n alıcı antenden oluşan bir MIMO sistemi ele alalım. MIMO kanalın zamanla değişmeyen, frekans seçici, Rayleigh sönümlü kanal olduğu kabul edilirse, alıcıda j. antendeki işaret (1) nolu denklemle verilebilir [2].

$$y_j(k) = \sum_{i=1}^m x_i(k) * h_{j,i}(k) + v_j(k) \quad (1)$$

Burada,  $y_j(k)$  k. zaman diliminde j. alıcı antenin ayrık çıkışını,  $x_i(k)$  i. verici antenin ayrık girişini,  $h_{j,i}(k)$  k. zaman diliminde i. verici antenden j. alıcı antene ayrık kanal vuruş tepkesini, \* katlama operatörünü ve  $v_j(k)$  k. zaman diliminde j. alıcı antenin çıkışındaki toplanır beyaz gauss gürültüsünü (AWGN) göstermektedir. Karar Geribeslemeli Denkleştirici (DFE)'nin i. çıkışı (2) nolu denklemle verilebilir.

$$\hat{x}_i(k) = \sum_{j=-L_f}^0 y_j(k) * w_{i,j}(k) + \sum_{j=1}^{L_b} \tilde{x}_j(k) * w_{i,j}(k) \quad (2)$$

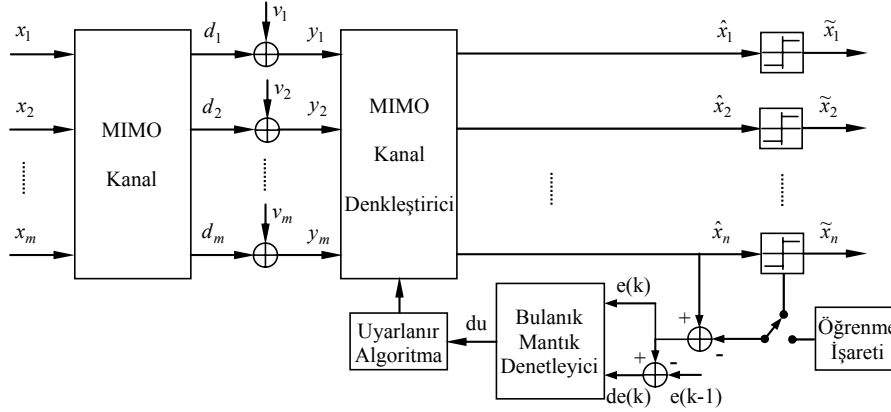
Burada,  $\hat{x}_i(k)$   $x_i(k)$ 'nin kestirimini,  $\tilde{x}_j(k)$  denkleştirici çıkışında karar verilmiş semboller,  $(L_f+1)$  ileri beslemeli filtrenin dal sayısını,  $L_b$  ise geri beslemeli filtrenin dal sayısını ve  $w_{i,j}$  denkleştirici katsayılarını göstermektedir. i. DFE çıkışı için hata (3) nolu denklemle tanımlanabilir.

$$e_i(k) = \hat{x}_i(k) - x_i(k) \quad (3)$$

Uyarlanabilir denkleştiricilerde  $e_i(k)$  hata değerini sifıra yaklaştırmak için  $w_{i,j}(k)$  denkleştirici katsayıları her öz yinelemede bir kestirim algoritmasıyla hesaplanır. MIMO-DFE için LMS, RLS ve önerilen B-LMS kestirim yöntemlerinin başarımları 4. Bölümde karşılaştırılmaktadır.

### 3. Bulanık Mantık Esaslı Uyarlanırlar MIMO Kanal Denkleştirici

MIMO sistemlerin zaman bölgesi kanal denkleştirilmesine bulanık mantığın uyarlanması Şekil 1’de verilmektedir. Burada, kestirilen işaret ile denkleştirici çıkışından alınan işaret arasındaki fark kestirim hatası  $e(k)$  ve bu hatadaki değişim  $de(k)$  bulanık mantık denetleyiciye giriş işaretleri olarak uygulanır.



Şekil 1. MIMO sistemler için bulanık mantık esaslı uyarlanırlar bir kanal denkleştirici blok diyagramı

Bulanık mantık esaslı bir denetleyici genel olarak üç kısımdan oluşur. Bunlar sırasıyla, üyelik işlevlerinin bulunduğu **Bulanıklaştırma Ara Birimi**, kural atama tablosunun bulunduğu **Bulanık Mantık Denetim Kuralları** ve Alanların Merkezi (Center of Area, COA) Yönteminden yararlanarak çıkış işareti  $du$ 'nun üretildiği **Durulaştırma Ara Birimi**'dir [3].

Algoritmaların birbirine karşı avantaj ve dezavantajlarını inceleyebilmek için her bir yineleme zamanında hesaplama karmaşıklıklarının bilinmesi gerekir. Bu çalışmada hesaplama karmaşıklığı, istenilen ağırlık vektörünü bulmak için gerekli veriyi işlemede harcanan kayan noktalı işlem sayısı olarak tanımlanır. LMS algoritmasının en büyük avantajı, RLS algoritmasına göre hesaplama karmaşıklığının çok daha düşük olmasıdır. Tek Girişli Tek Çıkışlı (SISO) sistemler için LMS, RLS ve önerilen B-LMS-DFE algoritmalarının hesaplama karmaşıklıklarının karşılaştırılması Tablo 1’de verilmektedir [3]. Tablodaki M dal sayısını göstermektedir.

Tablo 1. LMS, RLS ve B-LMS-DFE Algoritmasının hesaplama karmaşıklıklarının karşılaştırılması [3].

Algoritmalar	Gerekli Kayan Noktalı İşlem Sayısı
LMS-DFE	$16M + 4$
RLS-DFE	$42M^2 + 22M + 5$
<b>Önerilen B-LMS-DFE</b>	<b><math>16M + 23</math></b>

Tablo 1’de de görüldüğü gibi, bulanık mantığın LMS-DFE algoritmasına getirdiği ilave hesaplama karmaşıklığı 19 kayan noktalı işlem sayısıdır. Bu çalışmada geliştirilen B-LMS-DFE algoritmasının hesaplama karmaşıklığı açısından RLS-DFE algoritmasına göre daha avantajlı olduğu açıkça görülmektedir.

### 4. Bilgisayar Benzetim Sonuçları

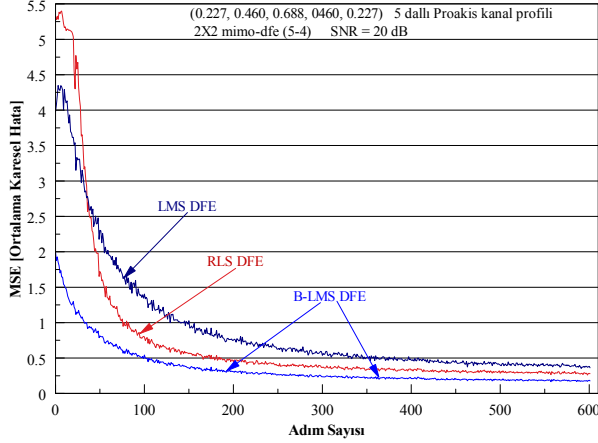
Bu çalışmada, Proakis kanal profili [4], ortalama dal ağırlık katsayıları (0.227, 0.460, 0.688, 0.460, 0.227) olan, 5 dallı Rayleigh kanal modeli ile 5 dallı ileri beslemeli süzgeç ve 4 dallı geribeslemeli süzgeçten oluşan kanal denkleştirici kullanılmıştır (Şekil 2, 3 ve 4 için). Ayrıca, Proakis kanal profili [4], ortalama dal ağırlık katsayıları (0.407, 0.815, 0.407) olan, 3 dallı Rayleigh kanal modeli ile 5 dallı ileri beslemeli süzgeç ve 2 dallı geribeslemeli süzgeçten oluşan kanal denkleştirici kullanılmıştır (Şekil 5 için). Benzetimler HIPERLAN/1 standardı test platformu olarak kullanılarak 1000 kanal üzerinden 2X2 ve 3X3 MIMO sistemlerinde karesel faz modülasyonlu sistemler için yapılmıştır. Bulanık mantık denetleyici tasarımında, hata için 3 ve hatanın değişimi için de 3 olmak üzere toplam 9 kurallı Gaussian dağılımlı üyelik fonksiyonu kullanılmıştır [3].

Şekil 2 incelendiğinde, 2X2 MIMO sistemde kanal denkleştirmede kullanılan RLS algoritması LMS algoritmasını geçmekte ve daha iyi MSE tabanına yakınsamaktadır. Buna karşılık önerilen B-LMS algoritması LMS ve RLS algoritmasını geçerek daha düşük MSE tabanına yakınsamaktadır.

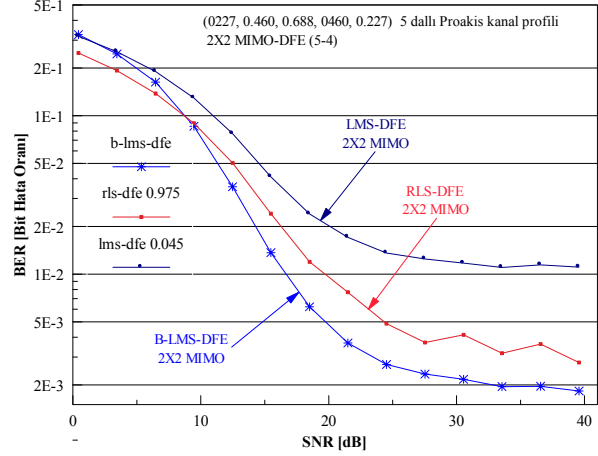
Şekil 3 incelendiğinde, 2X2 MIMO sistemde LMS algoritması  $1E-2$  BER tabanının üzerinde kalırken RLS algoritması LMS’i geçerek  $3E-3$  BER tabanına yakınsamaktadır. Önerilen B-LMS algoritması ise RLS algoritmasını geçerek  $2E-3$  BER başarımının altına inmektedir.

Şekil 4 incelendiğinde, 3X3 MIMO sistemde, LMS algoritması  $5E-2$  BER tabanının üzerinde kalırken RLS algoritması LMS'i geçerek  $2E-2$  BER tabanının bir miktar altına inmektedir. Buna karşılık önerilen B-LMS algoritması ise RLS algoritmasını geçerek  $5E-3$  BER başarımına yakınsamaktadır.

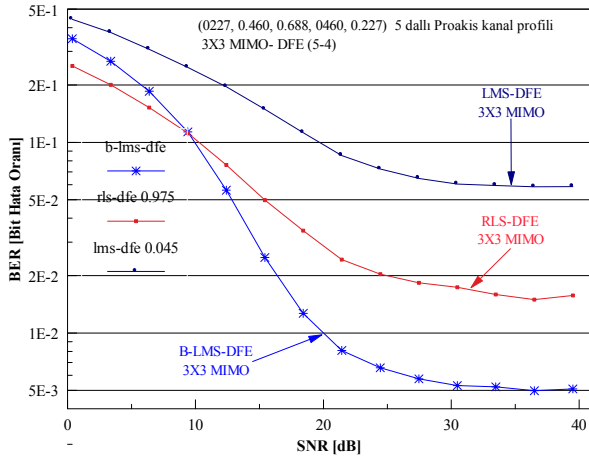
Şekil 5 incelendiğinde, 3 dallı Proakis kanal profilini kullanan 3X3 MIMO sistemde, LMS algoritması  $4E-3$  BER tabanına yakınsarken RLS algoritması LMS'i geçerek  $2E-3$  BER tabanının bir miktar üzerinde kalmaktadır. Önerilen B-LMS-DFE algoritması ise RLS-DFE algoritmasını geçerek  $1.5E-3$  BER başarımına yakınsamaktadır.



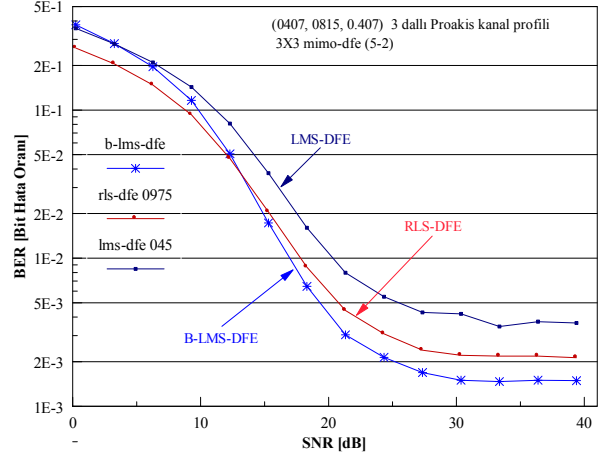
Şekil 2. 20 dB'de 2X2 MIMO sistemi için LMS, RLS ve önerilen B-LMS-DFE algoritmaları ile kanal denkleştirmeye ait MSE başarımları



Şekil 3. 2X2 MIMO sistemi için LMS, RLS ve B-LMS-DFE (5-4) algoritmaları ile elde edilen BER başarımları



Şekil 4. 3X3 MIMO sistemi için LMS, RLS ve B-LMS-DFE (5-4) algoritmaları ile elde edilen BER başarımları



Şekil 5. 3X3 MIMO sistemi için LMS, RLS ve B-LMS-DFE (5-2) algoritmaları ile elde edilen BER başarımları

## 5. Sonuçlar

Benzetim sonuçlarından görüldüğü gibi, klasik LMS algoritmasının yavaş yakınsama problemine bir çözüm olarak sunulan bulanık mantık esaslı denetleyici ile LMS algoritmasının adım büyüklüğü denetlenmiştir. Bulanık Mantık esaslı bu sistem HIPERLAN/1 standardını kullanan MIMO sistemlerde sistem başarımını doğrudan etkileyen zaman bölgesi kanal denkleştirmesi için kullanılmıştır. Sonuçta LMS kadar basit RLS'ten daha güçlü bir algoritma elde edilmiştir.

## 6. Kaynaklar

- [1]. A.Duel-Hallen, "Equalizers for Multiple Input / Multiple Output Channels and PAM Systems with Cyclostationary Input Sequences", IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Vol., 10, No, 3, April 1992, sayfalar: 630-639.
- [2]. A.Maleki-Tehrani, B., Hassibi ve J.M., Cioffi, "Adaptive Equalization of Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) Channels", ICC 2000 IEEE International Conference on Communications, Vol., 3, 18-22 June 2000, sayfalar: 1670-1674.
- [3]. A. Özen, "Sayısal Haberleşme Kanallarında Hızlı Parametre Kestirim Yöntemleri İçin Bulanık Mantık Esaslı Bir Dış Çevrim Denetleyicisi İle Hız ve Başarım Artırımı", Doktora Tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, KTÜ, Trabzon, Temmuz-2005.
- [4]. John. G. Proakis, Digital Communications, Fourth Edition, McGraw Hill International Editions, 2001.