

# 3-BOYUTLU UZAYDA KAYNAK KONUM KESTİRİMİ İÇİN KOŞULSUZ EN BÜYÜK OLABİLİRLİK KESTİRİMCİSİ

Nihat KABAOĞLU<sup>1</sup>

Hakan A. ÇIRPAN<sup>2</sup>

Selçuk PAKER<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Kadir Has Üniversitesi, TBMYO, Elektronik ve Haberleşme Programı, Cibali-İstanbul

<sup>2</sup>İstanbul Üniversitesi, Elektrik-Elektrik Mühendisliği Bölümü, 34850 Avcılar-İstanbul

<sup>3</sup>İstanbul Teknik Üniversitesi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü, 80626, Maslak, İstanbul

<sup>1</sup>e-posta: [nihat@khas.edu.tr](mailto:nihat@khas.edu.tr)

<sup>2</sup>e-posta: [hcirpan@istanbul.edu.tr](mailto:hcirpan@istanbul.edu.tr)

<sup>3</sup>e-posta: [spaker@ehb.itu.edu.tr](mailto:spaker@ehb.itu.edu.tr)

*Anahtar sözcükler: Dizilim İşleme, En Büyük Olabilirlik, Beklenti Enbüyükleme, Kaynak Konum Kestirimi*

## ABSTRACT

*This paper presents a maximum likelihood estimator for localization of sources in 3-D space by using 2-D rectangular array. Sources can be far-field or near-field of the array. The proposed estimator has computational complexity. To get rid of computational complexity we adopt Expectation / Maximization algorithm to the problem at hand. The effectiveness of the proposed methods has been illustrated via simulation.*

## 1. GİRİŞ

İstatistiksel açıdan, işaretler, deterministik ya da stokastik dalga biçimine sahip olmalarına göre sınıflandırılabilir. Deterministik dalga biçimi ile genlik, gecikme ve ölçekleme gibi bazı parametreleri muhtemelen bilinmeyen, ama biçimi bilinen bir dalga formu kastedilmektedir. İletilen sinyalin dalga formunun alıcı tarafından bilindiği radar, aktif sonar ve veri haberleşmesi gibi uygulamalarda deterministik dalga şekilleri ile karşılaşmak mümkündür. Bir çok uygulamada iletilen sinyal bilinmez ya da tam dürtü cevabı ya bilinmeyen ya da zamanla ve uzayla değişen iletim ortamının etkisine maruz kalır. Böyle bir durumda dalga biçimi rasgeledir. Bu yüzden, bu çalışmada incelenen sinyallerin rasgele oldukları kabul edilmiştir.

Son yirmi yılda, dizilim işleme araştırmalarında temel ilgi, pasif algılayıcı dizilimleri yardımıyla, yayını yapan kaynakların yerleştirilmesi için algoritmalar geliştirmeye yönelmiştir. Bu tür problemler, radar, sonar, radyo astronomi, jeofizik, sismoloji, robotik ve biyomedikal gibi alanlarda bir çok uygulama bulmaktadır. Ancak, bu alanda uzak alan ya da yakın alan varsayımı altında yapılan çalışmaların neredeyse tamamı, konumları belirlenecek kaynaklar ile verilerin toplandığı anten diziliminin aynı düzlemde olduğu

esasına dayanmaktadır. Bu tür çalışmalar için geniş bir kaynak listesi [1]' de bulunabilir.

Gerçek hayata uygulanabilirliği daha fazla olan, anten dizilimi ile aynı düzlemde olmayan kaynakların konumlarının belirlenebilmesi için, hem uzak alan hem de yakın alan varsayımları altında çeşitli çalışmalar da yapılmıştır[2-5]. Ancak, bu çalışmalarda kullanılan kestirim yöntemleri çözünürlük, işlemsel yoğunluk, dizilim kalibrasyonu gereksinimi, dizilim yapısındaki değişmezlikler gibi çeşitli kısıtlamalara sahiptirler.

Bu çalışmada, anten dizilimi ile aynı düzlem üzerinde bulunmayan, stokastik sinyaller yayan dar bantlı uzak alan ve yakın alan kaynakların konumlarının kestirimleri amaçlanmıştır. Kestirimci olarak ise, gerek kaynak sinyallerinin az sayıda ve yüksek ilintili olduğu durumlarda, gerekse SGO' nun düşük olduğu durumlarda, bu tür çalışmalarda kullanılmış diğer kestirim yöntemlerinden daha üstün bir çözünürlük performansına sahip En Büyük Olabilirlik(EBO) kestirimcisi seçilmiştir. Bu üstünlüklerinin yanında, kararlılık, asimptotik yansızlık, asimptotik minimum değışinti özelliklerine de sahip olması, ayrıca, anten dizilimi üzerinde herhangi bir kısıtlama getirmemesi de yapılan tercihi belirleyen diğer etkenler olmuştur. Ancak, EBO kestirimcisi, bütün bu üstünlüklerine karşılık, işlemsel yoğunluğu olan bir kestirimcidir. Ele alınan çalışmadaki çok boyutlu arama probleminin neden olduğu bu olumsuzluk, özyineli Beklenti Enbüyükleme(BEB) algoritması yardımıyla daha düşük boyutlu arama problemlerine dönüştürülerek ortadan kaldırılmıştır. İlgilenilen problem bu algoritma için yeniden formüle edilmiş ve böylece özyineli BEB algoritması probleme uyarlanmıştır. Tekrardan kaçınmak amacı ile uzak alan ve yakın alan parametrelerini temsilen tek bir

parametre kullanılmıştır. Kullanılan  $\mathbf{\kappa}$  parametresi, uzak alan kaynakları için  $\{\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\varphi}\}$ ' yi, yakın alan kaynaklar içinse  $\{\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\varphi}, \mathbf{r}\}$  parametre takımlarını temsil etmektedir.

## 2. SİNYAL MODELİ

$k, 1 \leq k \leq N$  olmak üzere,  $K \times L$  adet algılayıcıdan oluşan 2-boyutlu anten diziliminde gözlemlenen

$\mathbf{x}(k) = [\mathbf{x}^T_{L_{min}}(k) \dots \mathbf{x}^T_{L_{max}}(k)]^T$  sinyal vektörü,

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{H}(\boldsymbol{\kappa})\mathbf{s}(k) + \mathbf{W}(k) \quad (1)$$

formunda yazılabilir. Burada,  $\mathbf{x}(k)$  vektörü dizilimi oluşturan yalnızca bir kolona ilişkin  $\mathbf{x}_l(k) = [x_{K_{min},l}(k) \dots x_{K_{max},l}(k)]^T$  vektörlerinden

oluşmaktadır.  $\mathbf{s}(k) = [s_1(k) \dots s_d(k)]^T$ , 2-boyutlu anten dizilimine ulaşan  $d$  adet dar-bandlı sinyallere ait vektörü,  $\mathbf{n}(k) = [\mathbf{n}^T_{L_{min}}(k) \dots \mathbf{n}^T_{L_{max}}(k)]^T$  ise her bir elemanı

$$\mathbf{n}_l(k) = [n_{K_{min},l}(k) \dots n_{K_{max},l}(k)]^T$$

vektörlerinden oluşan, sıfır ortalamalı ve uzamsal kovaryans matrisi  $\sigma^2 \mathbf{I}$  olan karmaşık toplam Gauss gürültü vektörünü,  $\mathbf{H}(\boldsymbol{\kappa}) = [\tilde{\mathbf{H}}(\boldsymbol{\kappa}_1) \dots \tilde{\mathbf{H}}(\boldsymbol{\kappa}_d)]$  ise, her bir elemanı yalnızca bir kaynağı temsil eden

$\tilde{\mathbf{H}}(\boldsymbol{\kappa}_i) = [\mathbf{h}^T_{K_{min}}(\boldsymbol{\kappa}_i) \dots \mathbf{h}^T_{K_{max}}(\boldsymbol{\kappa}_i)]^T$  vektörlerinden

oluşan,  $\boldsymbol{\kappa} = [\boldsymbol{\kappa}_1 \dots \boldsymbol{\kappa}_d]^T$  bilinmeyen parametre

takımının işlevi olan, 2-boyutlu dizilime ait yönlendirme matrisini temsil etmektedir.  $\mathbf{h}_l(\boldsymbol{\kappa}_i)$ ' ler

ise,  $\mathbf{h}_l(\boldsymbol{\kappa}_i) = [h_{K_{min},l}(\boldsymbol{\kappa}_i) \dots h_{K_{max},l}(\boldsymbol{\kappa}_i)]$  vektör

takımlarından oluşan,  $i$ ' inci kaynak için dizilimi oluşturan  $l$ ' inci kolona ilişkin yönlendirme vektörünü temsil etmektedir. Dizilim yönlendirme matrisini oluşturan en küçük vektör olan  $\mathbf{h}_l(\boldsymbol{\kappa}_i)$  ise, uzak alan

ya da yakın alan varsayımı yapılmasına bağlı olarak, elde edilen  $\Phi_{i,k,l}$  faz bilgisine göre, en genel halde

$$\mathbf{h}_l(\boldsymbol{\kappa}_i) = \begin{bmatrix} e^{-j\Phi_{i,K_{min},l}} \\ \vdots \\ 1 \\ \vdots \\ e^{-j\Phi_{i,K_{max},l}} \end{bmatrix} \quad (2)$$

olarak yazılır. Kestirim probleminde amaç, verilen  $\mathbf{X}$  dizilim verilerinden kaynak konumlarının elde edilmesidir. Diğer bir deyişle,  $\{\boldsymbol{\kappa}\} = \{(\boldsymbol{\kappa}_1) \dots (\boldsymbol{\kappa}_d)\}$

parametrelerinin kestirimidir. Burada dizilim verileri  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}^T(1) \mathbf{x}^T(2) \dots \mathbf{x}^T(N)]^T$  olarak ve kaynak sinyalleri ise  $\mathbf{s} = [\mathbf{s}^T(1) \mathbf{s}^T(1) \dots \mathbf{s}^T(N)]^T$  olarak tanımlanmıştır.

## 3. KOŞULLU EBO KESTİRİMİ

Hem uzak alan hem de yakın alan varsayımları altında, bu çalışmada incelenen problemin çözümünde kullanılacak koşulsuz EBO kestirimcisini elde edebilmek ve bu kestirimcinin her iki varsayım altında da başarımını inceleyebilmek amacıyla, veri modelindeki kaynak sinyallerinin zamansal ve uzamsal olarak ilintisiz, sıfır ortalamalı, tersi alınabilir ve bilinmeyen  $\mathbf{K}_s$  ortak deęişinti matrisine sahip dairesel karmaşık Gauss süreçleri oldukları kabul edilmiştir. Şöyle ki;

$$E\{\mathbf{s}(k_1)\mathbf{s}^H(k_2)\} = \mathbf{K}_s\delta(k_1 - k_2)$$

$$E\{\mathbf{s}(k_1)\mathbf{s}^T(k_2)\} = \mathbf{0} \text{ tüm } k_1 \text{ ve } k_2 \text{ ' ler için } (3)$$

Arka plan ve alıcı gürültüleri de, çok sayıda bağımsız kaynaktan yayılıyorymuş gibi düşünülmüştür. Bu durumda, toplamsal gürültü vektörü  $\mathbf{W}(k)$ , uzamsal ve zamansal olarak ilintisiz, sıfır ortalamalı, standart sapması  $\sigma^2$  olan dairesel karmaşık rasgele Gauss süreci olarak modellenmiştir. Şöyle ki;

$$E\{\mathbf{W}(k_1)\mathbf{W}^H(k_2)\} = \sigma^2\mathbf{I}\delta(k_1 - k_2)$$

$$E\{\mathbf{W}(k_1)\mathbf{W}^T(k_2)\} = \mathbf{0} \text{ tüm } k_1 \text{ ve } k_2 \text{ ' ler için } (4)$$

Son olarak da, bütün  $k_1$  ve  $k_2$ ' ler için  $\mathbf{s}(k_1)$  kaynak sinyalleri ile toplamsal ürültü olarak tanımlanan

$\mathbf{W}(k_2)$  gürültülerinin ilintisiz oldukları kabul edilmiştir.

Yukarıda yapılan varsayımlar ışığında,  $\mathbf{X}$  gözlem vektörü sıfır ortalamalı ve ortak deęişinti matrisi

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_x(\boldsymbol{\kappa}, \mathbf{K}_s) &= E\{\mathbf{X}(k_1)\mathbf{X}^H(k_2)\} \\ &= \mathbf{H}(\boldsymbol{\kappa})\mathbf{K}_s\mathbf{H}^H(\boldsymbol{\kappa}) + \sigma^2\mathbf{I} \end{aligned} \quad (5)$$

olan bir Gauss dağılımı gösterir.

$\{\boldsymbol{\kappa}\}$  ve  $\mathbf{K}_s$  verildiğinde  $\mathbf{X}$  gözlem verileri için ortak olasılık yoğunluk işlevi

$$\begin{aligned} f(\mathbf{X}; \boldsymbol{\kappa}, \mathbf{K}_s) &= 2\pi^{-NKL/2} (\det[\mathbf{K}_x])^{-N/2} \\ &\times \exp\left(-\frac{1}{2} \text{tr}[\mathbf{K}_x^{-1} \sum_{k=1}^N \mathbf{x}(k)\mathbf{x}^H(k)]\right) \end{aligned} \quad (6)$$

olarak yazılır. Gereksiz terimler dikkate alınmadığında negatif logaritmik olabilirlik işlevi

$$L(\mathbf{X}; \boldsymbol{\kappa}, \mathbf{K}_s) = -\ln \det[\mathbf{K}_x] - \frac{1}{N} \text{tr} \left[ \mathbf{K}_x^{-1} \sum_{k=1}^N \mathbf{x}(k) \mathbf{x}^H(k) \right] \quad (7)$$

olarak elde edilir.  $\boldsymbol{\kappa}$  ve  $\mathbf{K}_s$ ' nin EBO kestirimleri (7)' yi en büyükleme değerlerdir. Ayrıca,  $\mathbf{x}(k)$  ikinci dereceden ergodik olduğu için

$$\mathbf{K}_x = \lim_{N \rightarrow \infty} \hat{\mathbf{K}}_x = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mathbf{x}(k) \mathbf{x}^H(k) \quad (8)$$

olarak yazılabilir. Yukarıdaki ifadede yer alan  $\hat{\mathbf{K}}_x$  terimi örnek ortak değişinti matrisi olarak adlandırılır ve

$$\hat{\mathbf{K}}_x = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mathbf{x}(k) \mathbf{x}^H(k) \quad (9)$$

olarak ifade edilir.

Sonuçta, (7)' deki negatif olabilirlik işlevi

$$L(\mathbf{X}; \boldsymbol{\kappa}, \mathbf{K}_s) = -\ln \det[\mathbf{K}_x] - \frac{1}{N} \text{tr} \left[ \mathbf{K}_x^{-1} \hat{\mathbf{K}}_x \right] \quad (10)$$

olarak bulunur.

### 3. KOŞULSUZ BEB ALGORİTMASI

Beklenti / Enbüyükleme algoritması tam veri ve bu veriye ilişkin logaritmik olabilirlik işlevine gereksinim duyar. Bağımsız olma varsayımına dayalı gözlemler için gelen her bir dalgaya ilişkin tam veri deterministik durumdakine benzer şekilde

$$\mathbf{y}_i(k) = \tilde{\mathbf{H}}(\boldsymbol{\kappa}_i) s_i(k) + \mathbf{W}_i(k) \quad (11)$$

olarak seçilebilir.  $\mathbf{W}_i(k)$ ,  $i$ ' inci sinyale ait Gauss gürültü vektörüdür. Bu seçimdeki amaç şudur: Eğer, herhangi bir şekilde gelen dalgalar ayrı ayrı gözlemlenebiliyorsa, yakın alan parametrelerine ilişkin kestirim,  $d$  adet paralel en büyükleme yapılmasıyla gerçekleştirilebilir. Burada, eksik veriyi gözlemlerin kendisi temsil etmektedir.

Kaynak sinyalleri üzerinde yapılan varsayım nedeniyle,  $\mathbf{K}_s$  ortak değişinti matrisi diyagonal bir yapıda olacaktır:

$$\mathbf{K}_s = \text{diag}[v_1 v_2 \cdots v_d] \quad (12)$$

Bu durumda,  $\mathbf{y}_i(k)$  tam verisi sıfır ortalamaya sahip, ortak değişinti matrisi de

$$\mathbf{K}_{y_i}(\boldsymbol{\kappa}_i, v_i) = v_i \tilde{\mathbf{H}}(\boldsymbol{\kappa}_i) \tilde{\mathbf{H}}^H(\boldsymbol{\kappa}_i) + \frac{\sigma^2}{d} \mathbf{I} \quad (13)$$

olan bir Gauss sürecidir.

Bu şartlar altında,  $\mathbf{y}_i(k)$  verisine ilişkin logaritmik olabilirlik işlevini

$$L(\mathbf{y}_i; \boldsymbol{\kappa}, \mathbf{K}_s) = -\ln \det[\mathbf{K}_{y_i}] - \frac{1}{N} \text{tr} \left[ \mathbf{K}_{y_i}^{-1} \sum_{k=1}^N \mathbf{y}_i(k) \mathbf{y}_i^H(k) \right] \quad (14)$$

şeklinde yazmak mümkün olacaktır.

İlgilenilen problemin  $(p+1)$ ' inci adımında önerilen BEB algoritması şu iki adımdan oluşur:

#### Beklenti Adımı:

Tam veriye ait logaritmik olabilirlik işlevinin, yeterli istatistiği olan koşullu beklentisi hesaplanır. Bu yeterli istatistik, tam veri  $\mathbf{y}_i(k)$ ' ya ilişkin örnek ortak değişinti matrisinin kendisidir:

$$\hat{\mathbf{K}}_{y_i} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mathbf{y}_i(k) \mathbf{y}_i^H(k) \quad (15)$$

$(p+1)$ ' inci özyineleme adımında  $\mathbf{K}_x^p$  ve  $\mathbf{K}_{y_i}^p$  verildiğinde  $\hat{\mathbf{K}}_{y_i}^{p+1}$ ' in beklenen değeri

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{K}}_{y_i}^{p+1} &= E \left\{ \hat{\mathbf{K}}_{y_i} \mid \mathbf{K}_{y_i}^p, \mathbf{K}_x^p, \hat{\mathbf{K}}_x \right\} \\ &= \mathbf{K}_{y_i}^p \left( \mathbf{K}_x^p \right)^{-1} \hat{\mathbf{K}}_x \left( \mathbf{K}_x^p \right)^{-1} \mathbf{K}_{y_i}^p \\ &\quad + \mathbf{K}_{y_i}^p - \mathbf{K}_{y_i}^p \left( \mathbf{K}_x^p \right) \mathbf{K}_{y_i}^p \end{aligned} \quad (16)$$

dir[6]. Yukarıdaki ifadede yer alan  $\mathbf{K}_x^p$  ve  $\mathbf{K}_{y_i}^p$  ortak değişinti matrisleri  $p$ ' inci özyinelemede kestirilen  $\{\boldsymbol{\kappa}^p\}$  uzak alan veya yakın alan parametrelerinden elde edilir. Şöyle ki;

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_x^p &= \mathbf{H}(\boldsymbol{\kappa}^p) \mathbf{K}_s^p \mathbf{H}^H(\boldsymbol{\kappa}^p) + \sigma^2 \mathbf{I} \\ \mathbf{K}_{y_i}^p &= v_i^p \tilde{\mathbf{H}}(\boldsymbol{\kappa}_i^p) \tilde{\mathbf{H}}^H(\boldsymbol{\kappa}_i^p) + \frac{\sigma^2}{d} \mathbf{I} \end{aligned} \quad (17)$$

### En Büyükleme Adımı:

Beklenti adımından elde edilen yeterli istatistiğe sahip koşullu beklenti (14)' de yerine konur ve eksiksiz veriye ait logaritmik olasılık işlevi kestirilecek olan parametrelere göre en büyüklendir:

$$\{\kappa_i^{p+1}, \mathbf{K}_{y_i}^{p+1}\} = \arg \max_{\{\kappa, \mathbf{v}\}} \left\{ -\ln \det[\mathbf{K}_{y_i}] - \text{tr}[\hat{\mathbf{K}}_{y_i}^p \mathbf{K}_{y_i}^{-1}] \right\} \quad (18)$$

$\mathbf{K}_{y_i}$  ' nin determinanı spektral ayrıştırma ile elde edilir.  $\mathbf{K}_{y_i}$  ' nin bir özvektörü  $\tilde{\mathbf{H}}(\kappa_i) / |\tilde{\mathbf{H}}(\kappa_i)|$  ' dir ve diğer  $K \times L - 1$  ortak ortogonal özvektör  $\tilde{\mathbf{H}}(\kappa_i)$  ' nin ortogonal tümleyeninden seçilebilir. Farklı olan özdeğer  $\nu_i |\tilde{\mathbf{H}}(\kappa_i)|^2 + \sigma^2/d$  ' dir ve geri kalan  $K \times L - 1$  özdeğerin hepsi  $\sigma^2/d$  ' ye eşittir.

Bu bilgilerden sonra  $\mathbf{K}_{y_i}$  ' nin determinanı

$$\det[\mathbf{K}_{y_i}] = \left( \nu_i |\tilde{\mathbf{H}}(\kappa_i)|^2 + \frac{\sigma^2}{d} \right) \left( \frac{\sigma^2}{d} \right)^{K \times L - 1} \quad (19)$$

şeklinde yazılabilir.

(18) ifadesinde  $\mathbf{K}_{y_i}$  ' nin tersi gerektiğinden matris tersi önermesi kullanılarak bu matrisin tersi

$$\mathbf{K}_{y_i}^{-1} = \frac{d}{\sigma^2} \mathbf{I} - \frac{\tilde{\mathbf{H}}(\kappa_i) \tilde{\mathbf{H}}^H(\kappa_i)}{|\tilde{\mathbf{H}}(\kappa_i)|^2} \left( \frac{d}{\sigma^2} - \frac{1}{\frac{\sigma^2}{d} + \nu_i |\tilde{\mathbf{H}}(\kappa_i)|^2} \right) \quad (20)$$

olarak elde edilir.

Kaynak parametrelerini elde etmek için, özdeğerler ve  $\mathbf{K}_{y_i}^{-1}$ , (18) ifadesinde yerine konur ve bu ifade  $\nu_i > 0$  için en büyüklendirse,

$$\{\kappa_i^{p+1}\} = \arg \max_{\{\kappa_i\}} \frac{\tilde{\mathbf{H}}^H(\kappa_i) \hat{\mathbf{K}}_{y_i}^{p+1} \tilde{\mathbf{H}}(\kappa_i)}{|\tilde{\mathbf{H}}(\kappa_i)|^2}; \nu_i^{p+1} > 0 \quad (21)$$

$$\nu_i^{p+1} = \frac{1}{|\tilde{\mathbf{H}}(\kappa_i^{p+1})|^2} \left( \frac{\tilde{\mathbf{H}}^H(\kappa_i^{p+1}) \hat{\mathbf{K}}_{y_i}^{p+1} \tilde{\mathbf{H}}(\kappa_i^{p+1})}{|\tilde{\mathbf{H}}(\kappa_i^{p+1})|^2} - \frac{\sigma^2}{d} \right) \quad (22)$$

elde edilir[7].

Elde edilen bu sonuçlar esas alındığında, sunulan stokastik EBO algoritması aşağıdaki gibi özetlenebilir:

1.  $\{\kappa_i^0\}$  ve  $\nu_i^0$ ,  $p = 0$  için verilmekte
2.  $p = p + 1$ 
  - (16) ifadesinden  $\hat{\mathbf{K}}_{y_i}^{p+1}(t)$  ' yi elde et
  - $\hat{\mathbf{K}}_{y_i}^{p+1}$  ' yi (21)' de yerine koy ve (21)' i  $\{\kappa_i^{p+1}\}$  'lere göre çöz
  - $\{\kappa_i^{p+1}\}$  kestirimlerini (22)' de yerine koy ve  $\nu_i^{p+1}$  'i hesapla
3.  $\{\kappa_i\}$  ve  $\nu_i$  yakınsayana kadar işlemlere devam et
4. (1-3) adımlarını diğer kaynaklar ( $d-1$  adet) için tekrar et

### 4. BENZETİM ÖRNEĞİ

Geliştirilen bu yöntem şöyle bir uzak alan senaryosuna uygulanmıştır:

$\{\theta_1, \varphi_1\} = \{10^0, 70^0\}$  ve  $\{\theta_2, \varphi_2\} = \{80^0, -75^0\}$  olarak konumlanmış iki kaynaklı uzak alan senaryosu ele alınmıştır. Kaynaklar tarafından yayılan sinyallerin algılanması için, elemanlar arası uzaklığı  $\Delta = 0.5\lambda$ ,  $K=L=3$  olan 9 elemanlı düzgün doğrusal bir anten dizilimi kullanılmıştır. Her bir sinyal için veri sayısı 100 olarak seçilip, önerilen BEB algoritması bağımsız olarak, 0 ile 30 dB arasında değişen farklı Sinyal Gürültü Oran' ları(SGO' ları) için 100 defa denenmiştir. Bu denemelerden sonra, her iki kaynak için kestirilen azimut açısı ve yükseklik açısına ait Ortalama Karesel Hatanın Karekökü(OKHK) ve Cramer Rao Sınırları(CRS) hesaplanarak, verilen SGO' lar ile değişimleri Şekil 1, Şekil 2, Şekil 3 ve Şekil 4' de sunulmuştur.

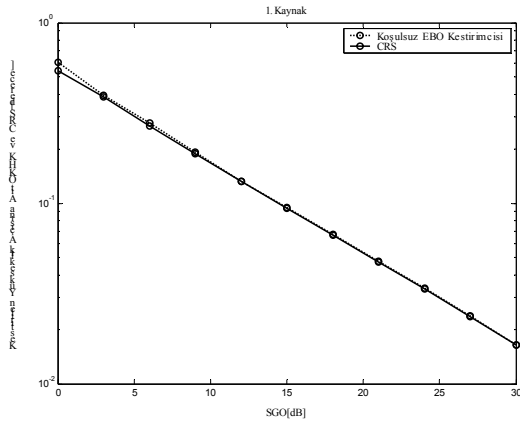
### 5. SONUÇ

Benzetim sonuçlarına bakıldığında, kestirimci özellikle yüksek SGO' larında CRS ile neredeyse üst üste geldiği, veri sayısı ve deneme sayısı az tutulduğunda bile önerilen kestirimci algoritmasının oldukça iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmektedir.

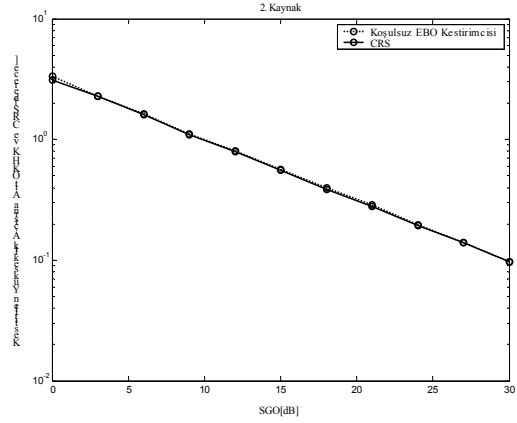
Ayrıca, bu sonuçlardan anlaşılmaktadır ki, eğer, yeterince fazla sayıda veri alınır, yeterince özyineleme yapılırsa ve yeterince iyi ilk değerler seçilirse, koşulsuz EBO kestirim yöntemleri tüm olası senaryolar için global minimuma yakınsamayı garanti eder. Veri sayısı ve özyineleme adım sayısı kullanıcı tarafından zaten uygun miktarda seçilebilir. Yeterince iyi ilk değerler ise, önerilen bu yöntemden çok daha hızlı, fakat doğru olmasa da yaklaşık sonuçlar verebilen algoritmalar kullanılarak elde edilebilir..

## KAYNAKLAR

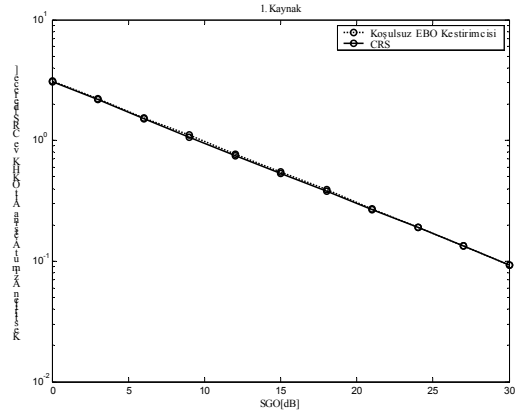
- [1] Krim H., Viberg M., Two decades of array processing research: The parametric approach, IEEE SIGNAL PROCESSING MAGAZINE, vol. 13, issue 4, July, pp.67-94, 1996.
- [2] Swindlehurst A.L., Kailath T., Azimuth/Elevation Direction Finding Using Regular Array Geometries, IEEE TRANSACTION ON AEROSPACE AND ELECTRONIC SYSTEMS, 29, January, pp.145-156, 1993.
- [3] Zoltowski M.D., Haardt M., Mathews C. P., Closed-form 2-D Angle Estimation with Rectangular Arrays in Element Space or BeamSpace via Unitary ESPRIT, IEEE Transaction on Signal Processing, February, vol.44, pp.316-328, 1996.
- [4] Hung H., Change S., Wu C., 3-D Music with Polynomial Rooting for Near-Field Source Localization, ICASSP-96, Atlanta, Georgia, vol.6, May, pp.3065-3069, 1996.
- [5] Challa R. N., Shamsunder S., Passive Near-Field Localization of Multiple Non-Gaussian Sources in 3-D using Cumulants, SIGNAL PROCESSING, vol.65, pp.39-53, 1998.
- [6] Miller M.I., Fuhrmann D. R., Maximum-Likelihood Narrow-Band Direction Finding and the EM Algorithm, IEEE TRANSACTION ON ACOUSTICS, SPEECH, AND SIGNAL PROCESSING, vol.38, no.9, September, pp.1560-1577, 1990.
- [7] Kabaoğlu N., Çırpan H.A., Paker S., EM Based Stochastic Maximum Likelihood Approach for Localization of Near-Field Sources in 3-D, FREQUENZ, 58 (2004), No:7-8, 178-184.



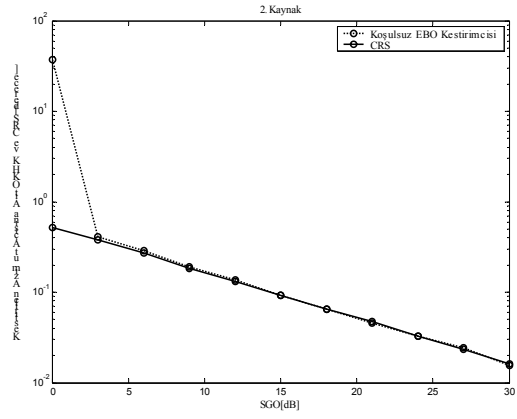
Şekil 1. 1.Kaynak için kestirilen yükseklik açısına ait OKHK ve CRS



Şekil 2. . 2.Kaynak için kestirilen yükseklik açısına ait OKHK ve CRS



Şekil 3. 1.Kaynak için kestirilen azimut açısına ait OKHK ve CRS



Şekil 4. 2.Kaynak için kestirilen azimut açısına ait OKHK ve CRS