

Parçacık Süzgeci Kullanarak Uyarlamalı Sıkıştırılmış Algılama Tabanlı Geliş Yönü Kestirimi

Adaptive Compressive Sensing Based Direction of Arrival Estimation Using Particle Filters

Reyhan Ergün
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği
Bilkent Üniversitesi

Ankara, Türkiye
regun@ee.bilkent.edu.tr

Berkan Kılıç, Mert Kalfa
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği
Bilkent Üniversitesi
ASELSAN Araştırma Merkezi
Ankara, Türkiye
{bekilic, mkalfa}@aselsan.com.tr

Orhan Arıkan
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği
Bilkent Üniversitesi

Ankara, Türkiye
oarikan@ee.bilkent.edu.tr

Özetçe —Geliş yönü kestirimi (GYK) problemlerinde sinyaller arkaplan uzayında, nispeten az boyutlu bir manifoldda yatar. Bu nedenle, sıkıştırılmış algılama teknikleri güvenilir geliş yönü kestirimine olanak verir. Ayrıca, ardışık Monte Carlo yöntemlerini kullanmak, tek bir noktasal kestirim yerine GYK için bir olasılık dağılımı elde etmeye olanak tanır. Sonuç olarak, bu olasılık dağılımı ölçüm matrisi tasarımında kullanıldığında, yüksek kestirim başarımı ile birlikte anten dizisi sinyal işlemede boyut indirgeme sağlanır. Bu çalışmada, olasılık dağılımı elde etmek için parçacık süzgeci kullanan, uyarlamalı sıkıştırılmış algılama tabanlı bir ızgarasız GYK yöntemi önerilmiştir. Ölçüm matrisinin rasgele seçilmesinin ve tasarlanmasının başarımları karşılaştırılmıştır. Ölçüm matrisi tasarımının, antenler üzerindeki ölçüm gürlüğüne bağlı olarak kestirim başarımlarını artırımı, bir dizi benzetim ile gösterilmiştir.

Anahtar Kelimeler—Geliş yönü kestirimi, parçacık süzgeci, sıkıştırılmış algılama.

Abstract—The signals in the direction-of-arrival (DOA) estimation problems lie in a relatively few dimensional manifold in their ambient space. Therefore, compressed sensing techniques enable reliable estimations. Furthermore, using sequential Monte Carlo methods enable to obtain a probability distribution for DOA estimation instead of a single point estimate. As a consequence, the probability distributions, when used in measurement matrix design, enable dimension reduction for sensor array signal processing together with high estimation performance. In this study, we use the Particle Filters to obtain the estimation distribution, and we proposed a gridless DOA estimation method within an adaptive compressive sensing framework using this distribution. We compared the performances of random and designed measurement matrices. We demonstrated an estimation performance increase via a set of simulations depending on the measurement noise.

Keywords—Direction-of-arrival estimation, particle filters, compressed sensing.

I. GİRİŞ

Geliş yönü kestirimi (GYK); radar, elektronik harp sistemleri ve kablosuz iletişim gibi alanlarda geniş kapsamlı uygulamalara sahip, uzun bir geçmişi olan önemli bir araştırma konusudur. Sıkıştırılmış algılama (SA); görüntü, ses ve sinyal işleme gibi uygulamalarda yaygın olarak kullanılır. SA yöntemleri ayrık doğrusal sistemlere odaklanırken, GYK parametreleri sürekli ve elde edilen ölçümler doğrusal değildir. SA tabanlı GYK teknikleri; ızgara üzerinde, ızgara dışında ve ızgarasız modeller kullanır. Literatürde yaygın kullanılan SA algoritmaları sınıflandırması: Doğrusal programlama teknikleri kullanan algoritmalar, yinelemeli algoritmalar ve doğrusal olmayan programlama teknikleri kullanan algoritmalar. Bu çalışmada, doğrusal olmayan programlama tekniklerinden, Monte Carlo (MC) tabanlı bir algoritma kullanılmış ve algoritmanın başarımı, antenlerin eşit aralıklarla yerleştirildiği, düzgün doğrusal anten dizi (DDAD) geometrisinde GYK ile gösterilmiştir.

SA tabanlı GYK’de anten ölçümlerinin izdüşümünü almak, dizi sinyal işlemede boyut indirgeme sağlar. Literatürde tipik olarak rasgele Gauss matris ile izdüşüm alınır [1]. Kaynakların geliş yönünün, belirlenmiş bir ızgara üzerinden değer aldığı varsayımı ile oluşturulan DDAD sözlük elemanları arasındaki karşılıklı benzeşim, SA tekniklerinde başarımları etkileyen önemli bir değerdir [2]. DDAD sözlük elemanları arasındaki yüksek benzeşim değerinin, boyut indirgeme amacıyla alınan izdüşümler sonrasında, küçük tutulması rasgele Gauss matris kullanılması ile sağlanamayabilir. Literatürde herhangi bir sözlük için benzeşim değerini düşürmeyi hedefleyen, izdüşüm belirleme yöntemleri [3]–[5] ve ayrıca kaynaklara ait olasılık dağılımı mevcut ise bu bilgiyi de kullanan yöntemler [6]–[10] vardır. Bu çalışmada, benzeşim değerini azaltan izdüşüm tasarımı kullanılmıştır [11].

Bu bildiride sunulan özgün çalışmada; parçacık süzgeci (PS) kullanılarak geliş yönü (GY) olasılık dağılımının elde edildiği, bu dağılımdan eniyi izdüşümlerin tasarlandığı, elde edilen olasılık dağılımının tepe noktalarının GYK seçimi olarak kullanıldığı bir ızgarasız GYK yöntemi önerilmiştir.

Bir dizi MC benzetimi ile önerilen uyarlamalı sıkıştırılmış algılama tabanlı ızgarasız GYK yöntemindeki başarımlarını gösterilmiştir.

Bölüm II’de, önerdiğimiz yöntemin dayandığı model olan PS tanıtılmakta ve III. Bölüm’de başarımlar üzerinde etkisi olan, sözlük elemanları arasındaki benzeşim değeri analiz edilmektedir. Başarımlar değerlendirilmeleri IV. Bölüm’de verilmekte ve V. Bölüm’de sonuçlar özetlenmektedir.

II. PARÇACIK SÜZGEÇİ

Ardıl olasılık dağılımı hesabında kullanılan en yaygın algoritma, Bayesçi süzgeç algoritmasıdır. Bu algoritmanın temel dayanaklarından biri Markov varsayımdır. Bayesçi yaklaşım ile elde edilen ölçüm vektörü \mathbf{y} ile hedefin durumu x için kestirim yapılır. Ardışık Bayesçi çıkarım yöntemleri, zamanda seri kestirim problemleri için temel bir çerçeve sunar. Eniyi Bayesçi ardıl olasılığı $p(x|\mathbf{y})$ analitik çözümünde karşılaşılan zorluklar ise ancak farklı yaklaşımlarlar kullanılarak aşılır. PS, yaygın kullanılan bir yaklaşımdır [12]–[14]. PS, elde etmek istenilen olasılık dağılımını bir rasgele örneklem (parçacık) kümesi $\{x_k^i, i = 1, \dots, N\}$ ile ifade eder. Parçacık kümesinin büyüklüğü N , uygulamanın ihtiyacına göre seçilir. Her bir parçacığa belli bir ağırlık ω_k^i ilişkilendirilir. PS, bu parçacıklara ve ağırlıklarına dayanarak bir kestirim hesaplar.

PS’de, bir önem teklif dağılımından $q(x_{0:k}|\mathbf{y}_{1:k})$, örneklem çekme ile elde edilen bir ağırlıklı parçacık kümesi kullanılarak, ardıl dağılım $p(x_{0:k}|\mathbf{y}_{1:k})$ için bir yaklaşımlama sunulur. $x_{0:k}$ ve $\mathbf{y}_{1:k}$ başlangıç anından itibaren içinde bulunulan ana kadar olan sırasıyla, tüm durumları ve ölçümleri ifade eder. $p(x) \propto \pi(x)$ iken $\pi(x)$ ’e değer atamak kolay fakat kendisinden örneklem çekmek zor bir dağılım olduğu varsayımında, $q(\cdot)$ önem teklif dağılımı kullanılarak ve $\omega^i \propto \frac{\pi(x^i)}{q(x^i)}$ seçilerek,

$$p(x_{0:k}|\mathbf{y}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega^i \delta(x - x^i) \quad (1)$$

ardıl olasılık yaklaşımlaması elde edilir. $x^i \sim q(x)$, önem teklif dağılımı $q(\cdot)$ ’dan kolayca çekilen örneklem olsun; eğer örneklem $q(x_{0:k}|\mathbf{y}_{1:k})$ önem dağılımından çekilirse önem ağırlıkları,

$$\omega_k^i \propto \frac{p(x_{0:k}^i|\mathbf{y}_{1:k})}{q(x_{0:k}^i|\mathbf{y}_{1:k})} \quad (2)$$

ile tanımlanır. Uygun önem dağılım seçimi ve olasılık dağılımları ayrıştırılmalarının ardından (içinde bulunulan anın öncesine ait durumun takibine ihtiyaç kalmayan),

$$p(x_k|\mathbf{y}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega^i \delta(x - x^i) \quad (3)$$

olasılık dağılımı elde edilir [15]. Genellikle, gerçekleştirme kolaylığı nedeniyle önem teklif dağılımı için önsel olasılık kullanılır:

$$q(x_k|x_{k-1}^i, \mathbf{y}_k) = p(x_k|x_{k-1}^i). \quad (4)$$

Böylece önem ağırlığı ifadesi $\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i p(\mathbf{y}_k|x_k^i)$ olur. PS’de öneme göre tekrar örnekleme sonrası elde edilen tüm parçacıkların ağırlığının N^{-1} olmasıyla, ilgili ifade $\omega_k^i \propto p(\mathbf{y}_k|x_k^i)$ olarak sadeleşir. Bu sadeleşme ile ardışık çalışmalarda önceki ağırlıkların takibi gerekmez, bellek ve işlemci gücü ihtiyacı azalır.

III. İZDÜŞÜMLER VE BENZEŞİM DEĞERİ

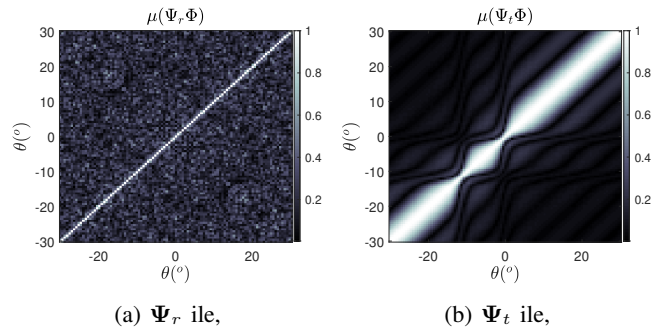
Herhangi bir \mathbf{A} matrisi için karşılıklı benzeşim değeri,

$$\mu(\mathbf{A}) \triangleq \max_{1 \leq i, j \leq n, i \neq j} \frac{|\langle \mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j \rangle|}{\|\mathbf{a}_i\|_2 \|\mathbf{a}_j\|_2} \quad (5)$$

ile tanımlanır. \mathbf{a}_i , \mathbf{A} ’nın her bir sütununu ifade eder. DDAD sözlüğü Φ için karşılıklı benzeşim değeri, dizideki anten sayısına M ve frekans ızgara çözünürlüğüne δ_f bağlı olarak,

$$\mu(\Phi) = \frac{1}{M} \frac{\sin(\pi M \delta_f)}{\sin(\pi \delta_f)} \quad (6)$$

ile hesaplanır. Şekil 1a ve 1b, frekans çözünürlüğünde eşit aralıklı $L = 200$ ızgara kullanılarak oluşturulmuş DDAD sözlüğü için sırasıyla, rasgele (Ψ_r) ve tasarlanmış (Ψ_t) $m = 16$ izdüşüm alındığında elde edilen benzeşim dağılımını göstermektedir. Yakın gösterim için şekildeki eksenler, $\theta \in (-30^\circ, 30^\circ)$ GY aralığına ayarlanmıştır. Şekil 1a ve 1b’de sırasıyla, $\mu(\Psi_r \Phi) = 0.72$ ve $\mu(\Psi_t \Phi) = 0.99$ olmakla birlikte Şekil 1b’deki yüksek değer, komşu elemanlar arasındaki yüksek benzeşimden kaynaklanmaktadır ve birbirinden uzak elemanlar arasındaki benzeşim değeri Şekil 1a ile karşılaştırıldığında düşük (< 0.4) kalmaktadır.



Şekil 1: Benzeşim dağılımı.

IV. BENZETİM SONUÇLARI

Önerilen GYK yöntemine ait benzetimlerde, DDAD geometrisi ve dizide komşu antenler arasındaki mesafe için dalga boyunun yarısı kullanılmıştır. Benzetimlerde, dizinin uzak alanında yer alan dar bantlı yayın yapan birbirinden bağımsız, sabit genlikli iki kaynak ele alınmıştır. Dizideki $M = 128$ anten sayısına karşılık olarak, anten ölçümlerinin $m = 16$ izdüşümü alınmıştır. Her bir anten ölçümü üzerinde birbirinden bağımsız $\mathbf{n} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2 \mathbf{I}_M)$ gürültü olduğu kabul edildiğinde, ölçüm vektörü,

$$\mathbf{y} = \Psi \Phi \mathbf{s} + \Psi \mathbf{n} \quad (7)$$

ile tanımlanır. Denklem (7)’de \mathbf{s} kaynak vektörünü ifade etmektedir. $\Psi \mathbf{n}$ artık toplanır Gauss beyaz gürültü olmayabilir. Bu durumda, beyazlatıcı süzgeç \mathbf{W} kullanılarak, $\mathbf{W} \Psi \mathbf{n} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2 \mathbf{I}_m)$, gürültü beyazlatılır:

$$\mathbf{W} \mathbf{y} = \mathbf{W} \Psi \Phi \mathbf{s} + \mathbf{W} \Psi \mathbf{n}. \quad (8)$$

Kaynakların birim genliğe sahip olduğu ve toplanır Gauss beyaz gürültü kabulü ile dizideki her bir anten için, sinyal gürültü oranı $SNR_a = -10 \log_{10} \sigma^2 (dB)$ ve dizi için, sinyal gürültü oranı $SNR = SNR_a + 10 \log_{10} M (dB)$ olarak

TABLE I: DDAD BENZETİM PARAMETRELERİ

Ortamdaki kaynak (hedef) sayısı	$S = 2$
Kaynak genliği ve fazı	$1e^{j\alpha_s}, \alpha_s \sim \mathcal{U}[-\pi, \pi], s = 1, 2$
Kaynak GY dağılımı	$\theta_{h_1} \sim \mathcal{N}(0.5^\circ, 0.2^2)$ ve $\theta_{h_2} \sim \mathcal{N}(11^\circ, 0.2^2)$
Anten sayısı	$M = 128$
SA öncesi ölçüm	$(\phi(\theta_1)e^{j\alpha_1} + \phi(\theta_2)e^{j\alpha_2}) \in \mathbb{C}^M$
İzdüşüm sayısı	$m = 16$, ölçüm boyutu azaltma oranı 8 : 1
İzdüşüm matrisi	$\Psi_r, \Psi_t \in \mathbb{C}^{m \times M}$
GYK yöntemi	ılgaratsız, $\hat{\theta}_k \in (-90^\circ, 90^\circ), k = 1, \dots, K$
Çalışma modu	takip

TABLE II: PS BENZETİM PARAMETRELERİ

Parçacık sayısı ve kümesi	$N = 1000, \{\theta^i, i = 1, \dots, N\}$
Anlık durum görüntüsü sayısı	$K = 8$
Durum geçiş dağılımı	$p(\theta_k \theta_{k-1}), k = 1, \dots, K$
Parçacık için olabilirlik dağılımı	$p(\mathbf{y}_k \theta_k^i) \triangleq < \mathbf{y}_k, \mathbf{y}_k^i >$
Önem teklif dağılımı	$q(\theta_k \theta_{k-1}^i, \mathbf{y}_k) = p(\theta_k \theta_{k-1}^i)$
Parçacığın önemi (yeniden örnekleme ω_{k-1}^i 'den bağımsız)	$\omega_k^i \propto p(\mathbf{y}_k \theta_k^i)$
Öneme göre tekrar örnekleme yöntemi	çok terimli örnekleme [16]
Ardıl dağılım için yaklaşıklama	$p(\theta_k \mathbf{y}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega^i \delta(\theta - \theta^i)$
Olasılık dağılımında kullanılan çekirdek	Gauss çekirdek (bant genişliği = 0.25°)
Olasılık dağılımı parametreleri	nokta sayısı = 200
Kestirim yöntemi	$\hat{\theta}_k = \arg \max_{\theta_k} p(\theta_k \mathbf{y}_k)$
Kaynak konumu tahmin adımı	$x_k = x_{k-1} + \delta T v_{k-1}, \delta T = 1 (s)$
Kaynak konumu ve GY ilişkisi	$\theta_k = \arctan(\frac{x_{ref} - x_k}{H})$
Kaynak konumu - dizi eksenı uzaklığı	$H = 1000 (m)$
Kaynaklar için varsayılan sabit hız	$v_k \in [-5, 5] (m/s)$
Kaynak hızı tahmin adımı	$v_k = v_{k-1} + n_v$
Tahmin adımı süreç gürültüsü	$n_v \sim \mathcal{N}(0, \sigma_v), \sigma_v = 5 (m/s)$

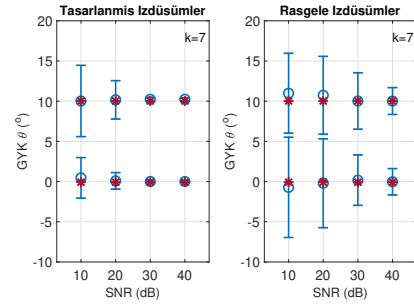
hesaplanmıştır. Benzetim sonuçları, dizi sinyal gürültü oranına göre verilmiştir. Benzetimlerde kaynağın, dizi eksenine paralel sabit bir uzaklıkta $H (m)$, sabit bir hız vektörü $v (m/s)$ ile hareket ettiği varsayılmış, bu varsayım sonucunda kaynağın seçili uzaklıktaki konumu $x_k(m)$ ile GY $\theta_k(^\circ)$ arasındaki ilişki $\theta_k = \arctan(\frac{x_{ref} - x_k}{H})$ olarak kullanılmıştır. Tablo. I ve II'de sırasıyla DDAD ve PS benzetim parametreleri verilmiştir.

Sonuçlar $R = 5000$ MC koşusu ile elde edilmiş ve $RMSE_k = \sqrt{\frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \|\hat{\theta}_k^r - \theta_k\|^2}$ ile GYK için ortalama karesel hataların karekökü (RMSE) hesaplanmıştır. $\hat{\theta}_k^r$ ve θ_k , k . anlık durum görüntüsünde, r . MC koşusunda elde edilen sırasıyla, kestirimi ve gerçek geliş yönünü ifade etmektedir. Ardıl dağılımın, ortamdaki hedef sayısının iki katı sayıda tepe noktası alınmış ve kestirim kümesi elde edilmiştir.

Şekil 2 tasarladığımız izdüşümlerin Ψ_t ve rasgele izdüşümlerin Ψ_r kullanıldığı durumu göstermektedir. Şekil 2'de, küçük yıldız şekli gerçek geliş yönünü, daire şekli MC koşuları sonucunda elde edilen ortalama PS GYK değerlerini ifade etmektedir ve bir standart sapma hata değeri ile birlikte gösterilmiştir. $SNR = 40 (dB)$ için her iki durumun RMSE başarımı birbirine yakın olsa da; $SNR = 30 (dB)$ için, Ψ_r durumunda RMSE'de iki kaynaktaki yaklaşık 3.5° ve 3.2° 'lik bir standart sapma hatası varken, Ψ_t durumunda standart sapma her iki kaynak için yaklaşık 0.2° 'dir. Düşük SNR için, Ψ_r ile kestirimde bir başarımdan bahsetmek mümkün değilken, $SNR = 20 (dB)$ için Ψ_t durumunda iki kaynaktaki

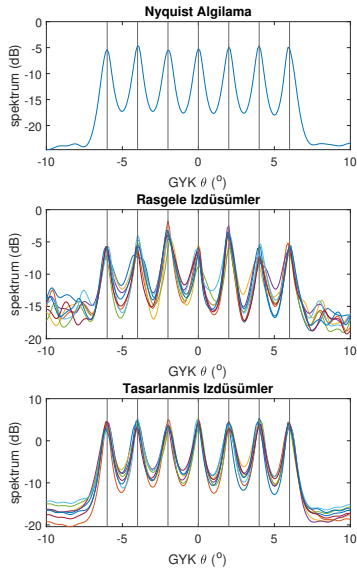
yaklaşık 2.8° ve 0.9° 'lik bir standart sapma elde edilmektedir. RMSE sapmasının iki kaynak için farklı olmasının bir nedeni, kaynakların dağılımlarının $\theta_{h_1} \sim \mathcal{N}(0.5^\circ, 0.2^2)$ ve $\theta_{h_2} \sim \mathcal{N}(11^\circ, 0.2^2)$ olarak seçilmesidir. İki kaynak birbirini ile karşılaştırıldığında; Bölüm III'de dizi sözlüğü benzeşim analizinde vurguladığımız komşuluk penceresi, ilk kaynak için ikincisine göre daha dar açı derecesine karşılık gelmektedir. RMSE sapmasındaki farkın ikinci nedeni, bu çalışmada standart PS kullanmamızdır. Birden fazla kaynağın bulunduğu ortamlarda çok tepeli dağılımlar için önerilmiş karışım PS kullanımı uygundur [17]. Karışım PS'de yeniden örnekleme, her bir parçacık öbeği için yapılır.

Şekil 2'de $k = 7$ anındaki RMSE değeri verilmiştir. PS'nin ilklenmesinde, kaynak sayısı ve GY ile ilgili hiçbir ön bilgiye sahip olunmadığı varsayılmış ve ilk önsel dağılım için geliş yönünün alabileceği tüm değerleri kapsayan alanda birörnek dağılım kullanılmıştır. Örneğin basit ve MC koşu sayısı ile süresinin az tutulması amacıyla, geliş yönünün alabileceği değerler için $\theta_1, \theta_2 \sim \mathcal{U}(-20^\circ, 20^\circ)$ kullanılmıştır. Öneme göre örneklem ve tekrar örnekleme, PS'nin ardışık anlık durum görüntüleri artıkça başarımını artırmaktadır. Yöntemimiz, az sayıda anlık durum görüntüsü ile antenler üzerindeki ölçüm gürültüsüne bağlı olarak, yüksek kestirim başarımına ulaşmaktadır. Şekil 2'de $SNR = 10 (dB)$ 'da çıkan standart sapmanın büyüklüğü, anten ölçümündeki yüksek gürültü $SNR_a = -11 (dB)$ ile açıklanabilir.

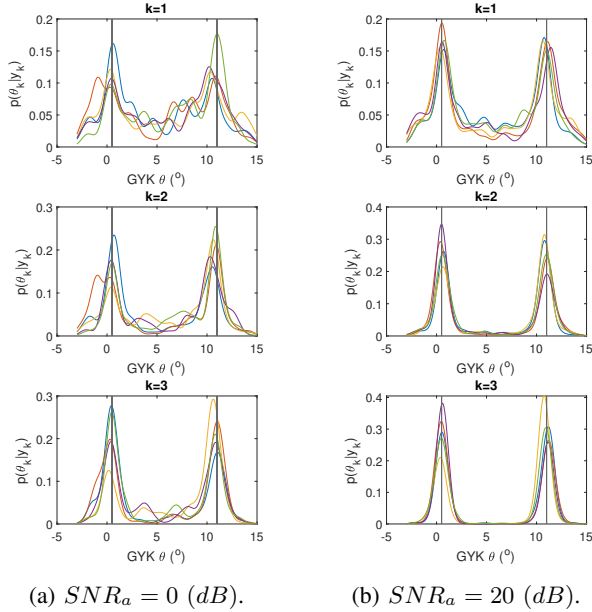


Şekil 2: GYK RMSE sonuçları.

Literatürden bir çalışmada [8]; En Düşük Değişinti Bozulmasız Cevap (Minimum Variance Distortionless Response - MVDR) uzamsal spektrumu [18], $M = 50$, $S = 9$ ve ölçüm boyutunda 5 : 1 oranında bir azaltma ile Nyquist Algılama (NA) performansına yakın bir başarımla elde edilmiştir. İzdüşüm tasarımı, $M = 128$, $m = 16$, $S = 7$ için [8] ile karşılaştırılmıştır. Şekil 3'te NA, rasgele ve tasarlanmış izdüşümler ile toplam $K = \{32, 256\}$ durum görüntüsü sonucunda, 0.1° çözünürlükle elde edilen MVDR uzamsal spektrum (dB) verilmiştir. Şekil 3'te aynı $K = 256$ anlık durum görüntüsü; NA'da bir benzetim sonucu olarak, SA'da 8 ayrı benzetim sonucu olarak üstüste çizdirilmiştir. Benzetimde kullanılan kaynak $GY = \{\theta_{h_i} \in \{0^\circ, \pm 2^\circ, \pm 4^\circ, \pm 6^\circ\}, i = 1, \dots, 7\}$ ve her bir kaynak için $SNR_a = 20 (dB)$ 'dir. Şekil 3'te MVDR uzamsal spektrumu NA ve SA için, sırasıyla 256 ve 32 anlık durum görüntüsü ile elde edilirken; PS kullandığımız yöntemimizde GYK ardıl olasılık dağılımı 3 anlık durum görüntüsü ile elde edilmektedir. Şekil 4'te, $SNR_a = \{0, 20\} (dB)$ için 5 koşu sonucu kullanılarak elde edilen GYK ardıl olasılık dağılımı $p(\theta_k | \mathbf{y}_k)$ verilmiştir.



Şekil 3: MVDR uzamsal spektrum (dB).



Şekil 4: Tasarlanmış izdüşümlerle GYK dağılımı $p(\theta_k|y_k)$.

V. SONUÇLAR

GYK probleminin doğal yapısına göre, GYK problemlerinde ızgarasız yöntemlerin kullanılması uygundur. Bu çalışmada, PS ile GYK için önceden belirlenmiş bir ızgaraya bağlı olmadan, sürekli kestirim sağlanmıştır. Ayrıca PS ile elde edilen GYK olasılık dağılımı, kaynakların takibinde dizi elemanlarından elde edilen ölçümlerin en iyi izdüşümlerinin tasarlanmasında kullanılmıştır. Bu çalışmada sunulan benzetim sonuçları, birden fazla kaynağın olduğu senaryolar için dizi-deki anten sayısı üzerinden 8 : 1 oranında boyut indirgemesi sağlayan izdüşümlerle elde edilen GYK başarımını göstermektedir. Bu çalışmanın devamında takip sürerken arama modunun da eş zamanlı olarak çalışacağı altyapının oluşturulması hedeflenmektedir.

BİLGİLENDİRME

R. Ergün ve O. Arıkan'ın çalışmaları, TÜBİTAK-ARDEB 2525-116E006 numaralı proje ile desteklenmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] E. J. Candes and T. Tao, "Near-Optimal Signal Recovery From Random Projections: Universal Encoding Strategies?" *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 52, no. 12, pp. 5406–5425, Dec. 2006.
- [2] D. L. Donoho and M. Elad, "Optimally sparse representation in general (nonorthogonal) dictionaries via l_1 minimization," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 100, no. 5, pp. 2197–2202, 2003.
- [3] J. M. Duarte-Carvajalino and G. Sapiro, "Learning to sense sparse signals: Simultaneous sensing matrix and sparsifying dictionary optimization," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 18, no. 7, pp. 1395–1408, 2009.
- [4] J. Xu, Y. Pi, and Z. Cao, "Optimized projection matrix for compressive sensing," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2010, no. 1, p. 560349, 2010.
- [5] C. Lu, H. Li, and Z. Lin, "Optimized projections for compressed sensing via direct mutual coherence minimization," *Signal Processing*, vol. 151, pp. 45–55, 2018.
- [6] J. Zhang, D. Zhu, and G. Zhang, "Adaptive compressed sensing radar oriented toward cognitive detection in dynamic sparse target scene," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 60, no. 4, pp. 1718–1729, 2012.
- [7] M. Ibrahim, F. Roemer, and G. D. Galdo, "An adaptively focusing measurement design for compressed sensing based doa estimation," in *Proc. Eur. Signal Process. Conf.*, 2015, pp. 859–863.
- [8] Y. Gu, Y. D. Zhang, and N. A. Goodman, "Optimized compressive sensing-based direction-of-arrival estimation in massive MIMO," in *2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Mar. 2017, pp. 3181–3185.
- [9] B. Li, L. Zhang, T. Kirubarajan, and S. Rajan, "Projection matrix design using prior information in compressive sensing," *Signal Process.*, vol. 135, pp. 36–47, 2017.
- [10] —, "A projection matrix design method for mse reduction in adaptive compressive sensing," *Signal Process.*, vol. 141, pp. 16–27, 2017.
- [11] B. Kılıç, A. Güngör, M. Kalfa, and O. Arıkan, "Sensing matrix design for compressive sensing based direction of arrival estimation," in *2020 28th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*. IEEE, 2020.
- [12] C. Berzuini, N. G. Best, W. R. Gilks, and C. Larizza, "Dynamic conditional independence models and markov chain monte carlo methods," *Journal of the American Statistical Association*, vol. 92, no. 440, pp. 1403–1412, 1997.
- [13] M. Isard and A. Blake, "Condensation—conditional density propagation for visual tracking," *International journal of computer vision*, vol. 29, no. 1, pp. 5–28, 1998.
- [14] W. R. Gilks and C. Berzuini, "Following a moving target—monte carlo inference for dynamic bayesian models," *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, vol. 63, no. 1, pp. 127–146, 2001.
- [15] A. Doucet and A. M. Johansen, "A tutorial on particle filtering and smoothing: Fifteen years later," *Handbook of nonlinear filtering*, vol. 12, no. 656-704, p. 3, 2009.
- [16] N. J. Gordon, D. J. Salmond, and A. F. Smith, "Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation," in *IEE proceedings F (radar and signal processing)*, vol. 140, 1993, pp. 107–113.
- [17] S. Thrun, D. Fox, W. Burgard, and F. Dellaert, "Robust monte carlo localization for mobile robots," *Artificial intelligence*, vol. 128, no. 1-2, pp. 99–141, 2001.
- [18] J. Capon, "High resolution frequency-wavenumber spectrum analysis," *Proc. IEEE*, vol. 57, pp. 1408–1418, Aug. 1969.