

Sıkıştırılmış Algılama Kullanarak Radar Hedef Tespiti

Radar Target Detection Using Compressive Sensing

Firuze Çağlıyan¹, Ali Özgür Yılmaz¹

¹ODTÜ, Elektrik Elektronik Müh. Böl., 06531, Ankara

firuzcag@gmail.com, aoyilmaz@metu.edu.tr

Özet

Bu makalede, sıkıştırılmış algılama metodu kullanılarak bir radarın hedef sahnesinin yeniden oluşturulması ele alınmıştır. Hedef sahnesi, toplamda N sayıda hedef yeri olacak şekilde ayrıştırılmıştır. Hedef sayısının (K) N 'ye göre çok az olduğu varsayılmıştır ($K \ll N$). Literatürdeki sonuçlar kullanılarak, ölçüm sayısı M için hedef sayısı K ve toplam veri sayısı N 'ye bağlı teorik bir alt sınır belirtilmiştir. Ölçüm sayısı ve gürültü seviyesindeki değişimler karşısında hedef sahnesinin yeniden oluşturulması durumlarının karşılaştırılması grafiklerle sunulmuştur. Farklı sıkıştırılmış algılama metodları karşılaştırılmıştır. Hatalı alarm olasılığı (FAR) sabit tutularak SNR değişimine karşılık hedef tespit olasılığının değişimi durumları incelenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Sıkıştırılmış algılama, seyreklik, hedef sahnesi, tespit

Abstract

In this paper, compressed sensing (CS) is used to reconstruct the target scene of a radar. The target scene is discretized so that a total of N possible target locations exist. The number of targets K is assumed to be small (i.e., $K \ll N$). A theoretical lower bound on the number of measurements M depending on the sparsity K and the total number of data N is presented based on the results in the literature. The target scene reconstruction results for different noise levels and measurement numbers are compared. Different compressed sensing methods are compared. Change in probability of detection due to SNR variation under constant false alarm rate (FAR) is analyzed.

Keywords: Compressed sensing, sparsity, target scene, detection

1. Giriş

Günlük hayatta ses, görüntü, radar, video vb. gibi birçok uygulamada kullanılan sinyaller genel olarak bir alanda seyrek veya sıkıştırılabilirlerdir. Klasik Nyquist örnekleme teoremine göre bantsınırlı bir sinyali bilgi kaybı olmayacak şekilde örneklerin-

den geri elde edebilmek için sinyalin en az bant genişliği hızında örnekleme gerekmektedir. Sinyallerin sıkıştırılabilirliği kullanılarak birçok ölçümle elde edilen sinyal, bilgiyi içeren az sayıda dönüşüm katsayısıyla ifade edilebilmektedir. Sıkıştırılmış algılama (compressive sensing, CS) [1,2] teorisi, seyrek olarak gösterilebilen sinyaller için bilgiyi içeren kısmın nasıl ölçümler kullanılarak geri elde edilebileceğini açıklamaktadır.

CS'deki temel mantık, herhangi bir alanda seyrek (veya sıkıştırılabilir) olarak gösterilebilen bir sinyalin normale göre çok daha az sayıda rasgele doğrusal izdüşümlerle oluşturulan ölçümleri kullanarak konveks optimizasyon yöntemleriyle geri dönüştürülmesidir. Bu geri dönüştürme için ilk olarak büyük boyutlu verideki bilgiyi içeren kısmı doğru bir şekilde çıkarabilecek algılama vektörlerinin oluşturulması gerekir. Daha sonra ise gözlem sonuçlarından veriyi doğru bir şekilde geri dönüştürecek yöntemlerin geliştirilmesi gerekir [3]. Sıkıştırılmış algılamada doğru geri dönüşümün yapılabilmesi için gerekli ölçüm sayısı (M), sinyalin gösterildiği alandaki seyreklik derecesine (K), sinyal boyutuna (N) ve seyreklik tabanı ile ölçüm matrisi arasındaki karşılıklı uyumluluk katsayısına bağlıdır. CS'in ölçüm sayısını ne derecede azaltabildiği ve gerekli ölçüm sayısının kestirilebilmesi en önemli noktalardan biridir [4]. Literatürde ölçüm sayısı (M) ile ilgili birçok bağıntı kurulmuştur. Genel olarak bu bağıntı en temel haliyle $M \geq 0((K \cdot \log(N))$ şeklinde belirtilmiştir [1,5].

Bu yaklaşım radar hedef tespitinde kullanılırken dikkat edilmesi gereken noktalar vardır: (1) Gönderilen sinyalin evre uyumsuzluğu oldukça yüksek olmalıdır. Uyumsuzluk arttıkça ölçüm sayısı azaltılabilir. (2) Hedef sahnesi tespitinde klasik uyumlu süzgeç (MF) kullanılmamaktadır. (3) Az sayıda ölçüm yapıldığı için RF zinciri ve önündeki analogdan sinyale dönüştürücüler paylaşılabilir hale gelebilmektedir. Ölçüm matrisinin evre uyumsuzluğu şartının sağlanabilmesi için gönderilen sinyal Alltop dizisi gibi uyumsuzluk özelliğinin yüksek olduğu bilinen bir sinyal seçilebilir [6]. Fakat rasgele sinyallerin de yüksek olasılıkla bu şartı sağladığı gözönüne alınarak bu çalışmada gönderilen sinyal için rasgele sinyaller içinden seçim yapılmıştır.

2. Sıkıştırılmış Algılama (CS) Teorisi

N uzunluğunda, ayrık, tek boyutlu bir sinyelimiz (bilgi vektörü) olsun. Bu sinyali Ψ tabanında $x=\Psi s$ şeklinde yazabiliriz. Ψ matrisi, $N \times N$ boyutundadır ve satırlarını $\{\phi_j\}_{j=1}^M=1$ vektörleri oluşturmaktadır. s $N \times 1$ boyutunda katsayı vektörüdür ve s vektörünün yalnız K tane değeri sıfırdan farklıysa x sinyali K seyrekliktedir denilir. Klasik örnekleme metodunda x sinyali $N \times N$ boyutundaki birim matris olan ölçüm matrisi ile çarpılmaktadır. Böylece N tane ölçüm yapılarak $N \times 1$ boyutunda gözlem vektörü elde edilmektedir. CS metodunda bu Φ sinyalin bütün bileşenlerini almak, yani N tane ölçüm yapmak yerine sadece M ($M \ll N$) tane doğrusal ölçüm yaparak sinyali veri kaybına uğramadan geri elde edebiliriz. $\{\phi_j\}_{j=1}^M=1$ M tane ölçüm vektörü olursa her bir ölçüm $y_i = \langle x, \phi_j \rangle$ şeklinde yazılabilir. Φ matrisi, satırlarını M tane ölçüm vektörünün oluşturduğu $M \times N$ boyutunda ölçüm matrisidir. Bu durumda $M \times 1$ boyutundaki y gözlem vektörü için aşağıdaki denklemi yazabiliriz.

$$y = \Phi x = \Phi \Psi s = \Theta s \quad (1)$$

Amaç M ($M \ll N$) tane ölçümden N boyutundaki seyrek s vektörünü oluşturmaktır. CS kuramında temel koşul s vektörünün seyrek olmasıdır. Bu nedenle $\Theta s' = y$ koşulunu sağlayan en seyrek s vektörünü bulmak amacıyla

$$\hat{s} = \arg \min \|s'\|_0 \text{ öyle ki } \Theta s' = y \quad (2)$$

denklemini çözmek makul olacaktır. Fakat bu denklemi çözmek sayısal açıdan karmaşık ve zordur.

CS kuramı denklem (1)'deki ölçümleri sağlayan

$$\hat{s} = \arg \min \|s'\|_1 \text{ öyle ki } \Theta s' = y \quad (3)$$

şeklinde konveks bir l_1 minimizasyon probleminin sonucunun bazı şartlar sağlandığında çok büyük olasılıkla en seyrek ve doğru s vektörünü bulduğunu göstermektedir. Bu şartlardan biri kısıtlı isometri özelliğidir (RIP)[7] ve özetle Φ ve Ψ matrisleri arasındaki karşılıklı uyumluluğun düşük olmasını gerektirmektedir. Karşılıklı uyumluluk $\mu, \mu = \max_{i,j} |\langle \phi_i, \phi_j \rangle|$ şeklinde tanımlanır[8].

Araştırmalar, ölçüm matrisi kısıtlı isometri özelliğine sahip olduğunda l_0 ve l_1 problemlerinin çok büyük olasılıkla aynı çözümü verdiğini göstermektedir [12],[13]. Bu nedenle l_0 optimizasyonu yapmak yerine çok daha kolay olan l_1 optimizasyonu tercih edilmektedir [14].

Denklem (1) ve denklem (3) gürültüsüz durumlar için geçerlidir. Gürültü eklendiği durumlarda ise; n $M \times 1$ gürültü vektörü için

$$y = \Phi x + n = \Theta s + n \quad (4)$$

şeklinde yazılabilir. Bu durumda minimizasyon problemi de

$$\hat{s} = \arg \min \|s'\|_1 \text{ öyle ki } \|y - \Theta s'\|_2^2 \leq \beta^2 \quad (5)$$

şeklinde çözüldüğünde sinyal doğru bir şekilde geri oluşturulabilmektedir [9].

CS metodunun uygulanmasında l_1 minimizasyon probleminin çözümüne alternatif olarak kullanılan diğer bir yöntem ise BA-OMP (Backtracking based adaptive OMP) yöntemidir. Bu yöntemde CS yaklaşımı biraz daha farklı uygulanmaktadır. Ölçüm matrisinden gözlem matrisine uyumluluğu en fazla olan yerler seçilir. Bu seçimlerle geri edinim yapılarak bir bilgi vektörü bulunur. Sonra bu seçimler çıkarılıp kalan kısım ile tekrar aynı prosedür uygulanır, en uyumlu yer bulunur. Bu şekilde gözlem matrisiyle aradaki fark belirli bir yakınsama eşik değerinin altına inene kadar döngüye devam edilir. Bu şekilde bilgi vektörünün tamamı bulunmuş olur [10].

3. Benzetim Modeli

Tek boyutlu bir radar modeli ele alalım. Hedef sahnesi, toplamda N sayıda hedef yeri olacak şekilde ayrıştırılsın. K tane hedefimiz olsun ve hedef sayısının (K) N'ye göre çok az olduğunu varsayalım ($K \ll N$). Bu durumda hedef sahnesi seyrek nüfusludur. Hedef sahnesini vektörize edip K tane sıfırdan farklı değeri olan $N \times 1$ bir seyrek s vektör olarak ifade edebiliriz.

Vericinin L uzunluğunda bir rasgele sinyal gönderdiğini varsayalım. Bu sinyali sütun vektörü olarak alıp $N \times N$ boyutunda bir evrişim matrisi oluşturalım. Ölçüm matrisi Θ ($M \times N$), bu evrişim matrisinin rasgele secilen M satırından oluşturulur. Bu durumda ölçüm sayısı (M) $M \geq K * \log(N)$ durumunu sağladığında seyrek hedef sahnesi sıkıştırılmış algılama teknikleri kullanılarak geri oluşturulabilir [1].

Gürültü için bağımsız özdeşçe dağılmış Gauss gürültüsü kullanılmıştır.

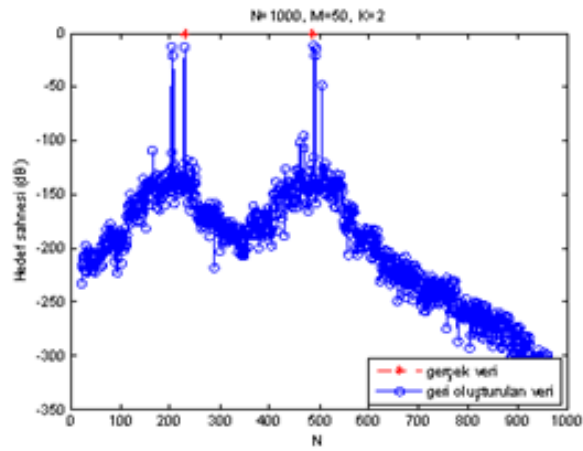
SNR, alınan sinyal enerjisinin gürültünün değişintisine oranı olarak tanımlanmıştır. Bu durumda sinyal uzunluğu, L hesaba katılarak gönderilen sinyal seçilmiştir. Gürültü gücü ise $1/\text{SNR}$ olarak alınmıştır.

l_1 minimizasyon problemlerinin çözümü için l_1 -magic Matlab altprogramı kullanılmıştır.

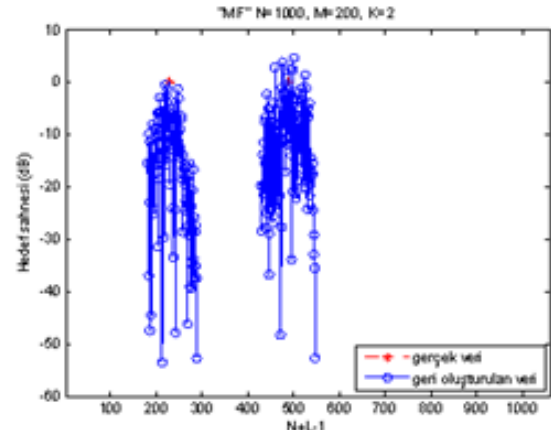
4. Benzetim Sonuçları

Bu kısımda öncelikle CS teoreminin başarı oranını etkileyen iki temel etken incelenmiştir. Bunlar ölçüm sayısı ve gürültü seviyesidir. İlk olarak gürültüsüz ortamda ölçüm sayısındaki değişimin etkileri incelenmiştir. Daha sonra ise gürültü seviyesindeki değişimlerin hedef sahnesinin yeniden oluşturulmasına etkisi gözlenmiştir. Ayrıca CS metodu ile klasik uyumlu süzgeç (MF) metodunun başarımlar açısından karşılaştırılması da grafiklerle sunulmuştur.

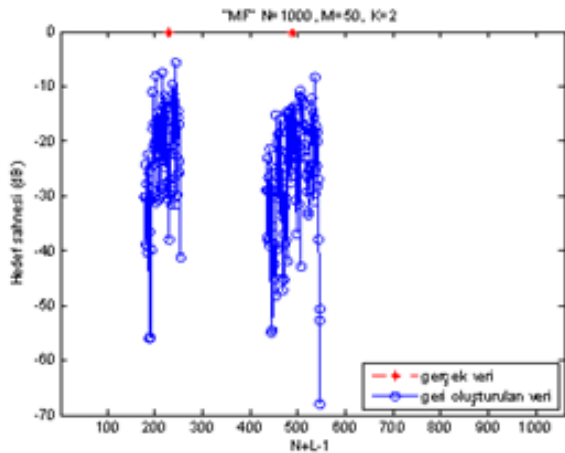
Benzetimlerde, üretilen rasgele sinyaller arasından özilinti işlevleri ve evre uyumsuzluklarına bakılarak uygun bir sinyal seçilmiş ve bu sinyal kullanılmıştır. Bütün benzetimlerde gönderilen rasgele sinyal uzunluğu $L=60$ ve toplam hedef yeri sayısı $N=1000$ kullanılmıştır. Hedef sayısı $K=2$ ve hedeflerin genlikleri 1 olarak alınmıştır.



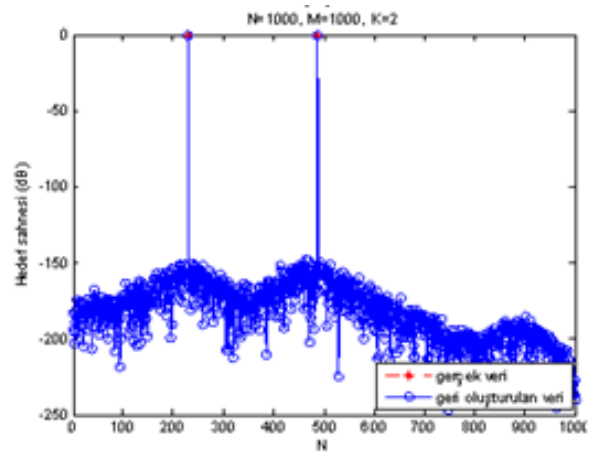
(a)



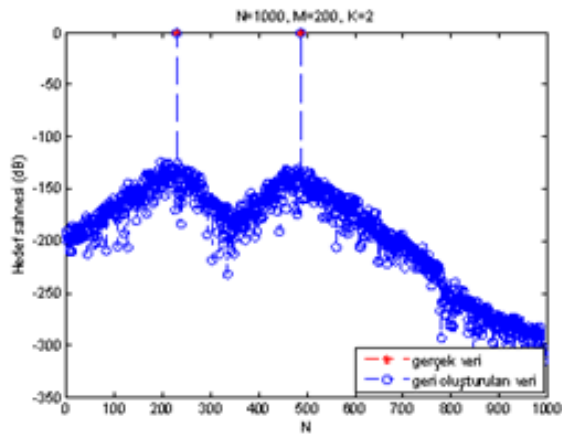
(d)



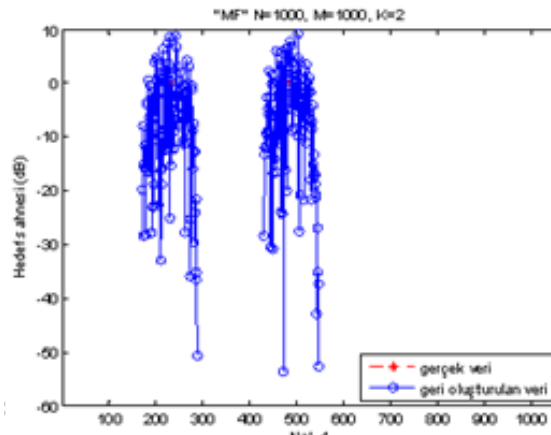
(b)



(e)



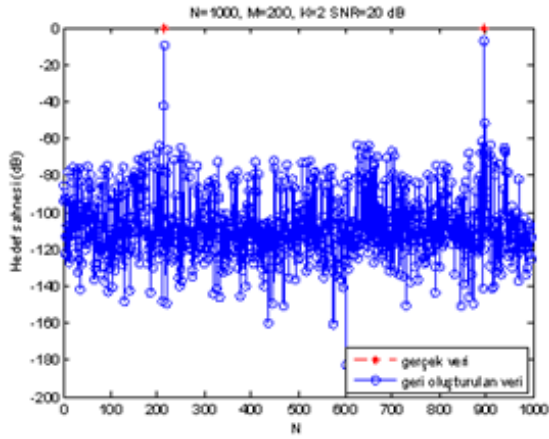
(c)



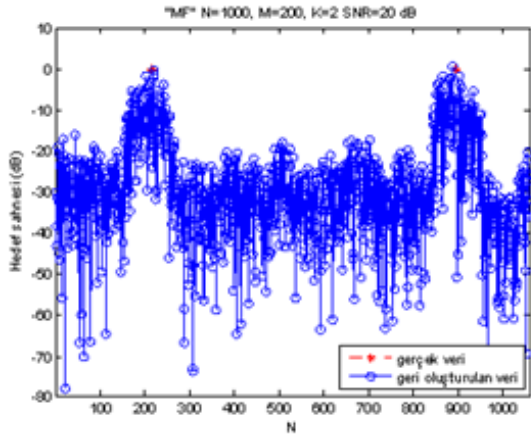
(f)

Şekil 1: Gürültüsüz ortamda farklı ölçüm sayıları için CS ve MF benzetimleri ($N=1000, K=2$). $M=50$ için: (a) CS benzetimi (I1 minimizasyonu), (b) MF benzetimi. $M=200$ için: (c) CS benzetimi (I1 minimizasyonu), (d) MF benzetimi. $M=1000$ için: (e) CS benzetimi (I1 minimizasyonu), (f) MF benzetimi.

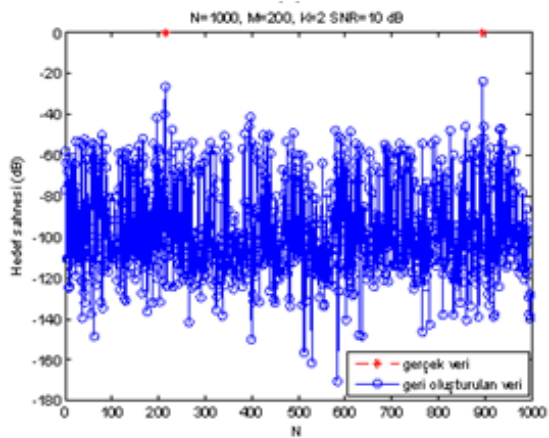
Yapılan benzetimler doğrultusunda, üç farklı ölçüm sayısı değeri için MF ve CS yöntemleriyle hedef sahnesinin geri oluşturulma grafikleri Şekil 1'de verilmiştir. CS yönteminin oldukça az sayıda ölçüm yapıldığında da hedefleri MF'ye kıyasla daha doğru tespit ettiği görülmektedir. 50 ölçümle birbirine çok yakın hedeflerin tespit edilmesi daha zor olurken 200 ölçümle hedefler hatasız olarak tespit edilmiştir.



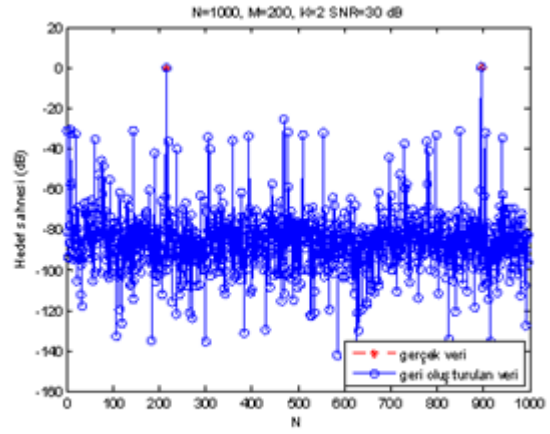
(a)



(b)



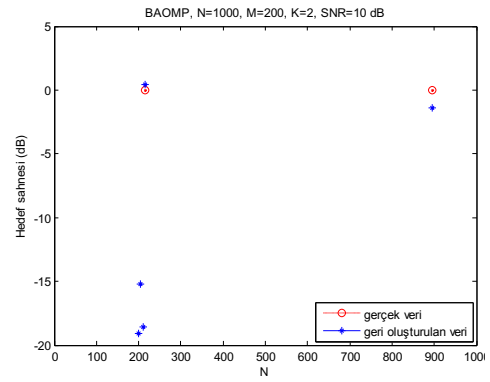
(c)



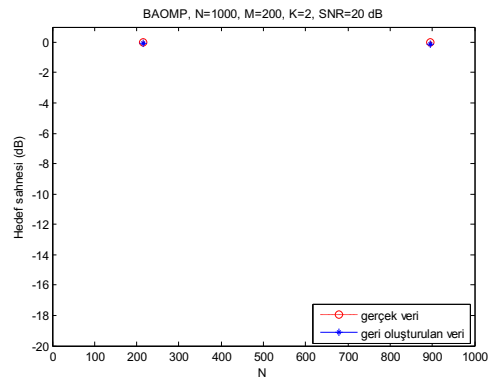
(d)

Şekil 2: Gürültülü ortamda farklı SNR değerleri için CS ve MF benzetimleri ($N=1000$, $M=200$, $K=2$). SNR=20dB için: (a) CS benzetimi (l1 minimizasyon), (b) MF benzetimi. (c) SNR=10dB için CS benzetimi (l1 minimizasyon), (d) SNR=30dB için CS benzetimi (l1 minimizasyon).

Gürültü eklendiğinde yapılan benzetimlerin grafikleri Şekil 2'de verilmiştir. SNR=10 dB olduğunda da hedefler tespit edilebilmiştir fakat güç kaybı yaşanmıştır. SNR arttıkça güç kaybı azalmış ve hedef tespiti daha doğru yapılabilmştir. MF ile elde edilen sonuçta ise hedef yerinin kesin olarak belirlenemediği görülmektedir.



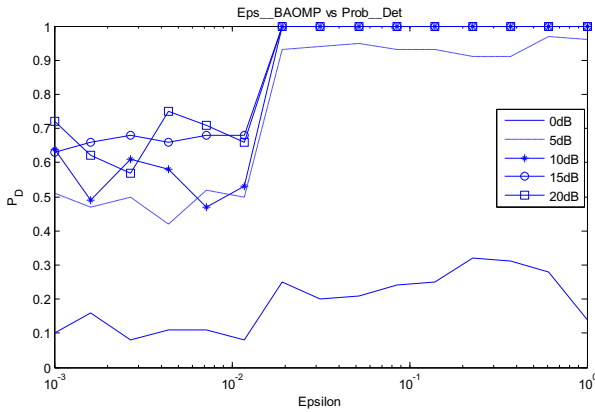
(a)



(b)

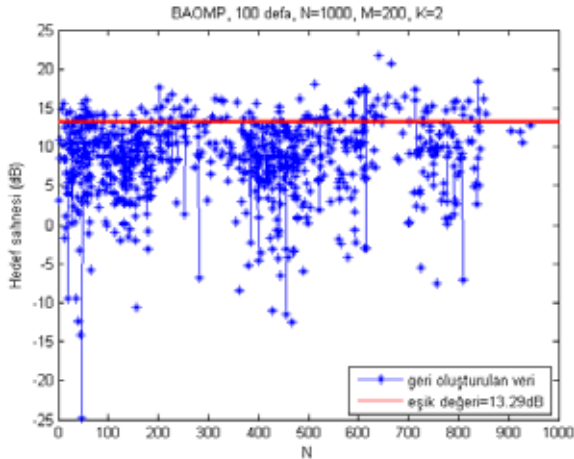
Şekil 3: Gürültülü ortamda farklı SNR değerleri için BAOMP benzetimleri ($N=1000$, $M=200$, $K=2$). (a) SNR=10dB, (b) SNR=20dB

Şekil 3'te BAOMP yöntemi ile yapılan benzetim sonuçları verilmiştir. Bu yaklaşımda da gönderilen rasgele sinyal uzunluğu $L=60$ ve toplam hedef yeri sayısı $N=1000$ kullanılmıştır. Hedef sayısı $K=2$ ve hedeflerin genlikleri 1 olarak alınmıştır. Döngü sayısını belirlemek için seçilen yakınsama eşik değeri; Şekil 4'teki benzetim kullanılarak seçilmiştir. BAOMP yönteminin açıklandığı makalede bu eşik değeri için $\epsilon = (\text{Eşik değeri katsayısı}) * (\text{Sinyal uzunluğu}) * (\text{gürültü değişintisi})$ bağıntısı verilmiştir. Fakat katsayının nasıl seçilmesi gerektiği net olarak belirtilmemiştir. Bu nedenle bu çalışmada öncelikle farklı SNR değerleri için hedef tespit olasılığının bu katsayıya bağlı değişimi incelenmiştir (Şekil 4). Bu benzetim sonucunda da eşik değerinin büyük olmasının döngü sayısını azalttığı göz önüne alınarak Eşik değeri katsayısı 0.6105 olarak seçilmiştir. Şekil 4'teki benzetim sinyal uzunluğu, $L=1000$ için yapılmıştır. Gönderilen sinyal uzunluğu, $L=60$ olduğunda ise Eşik değeri katsayısı 10.175 olmaktadır. Bunun yanında maksimum döngü sayısı da $M/2$ olarak alınmıştır.



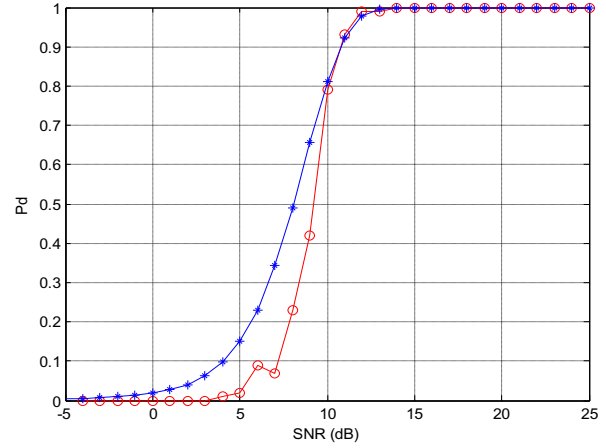
Şekil 4: Farklı SNR değerleri için Pd vs Epsilon (eşik değeri katsayısı) benzetimleri

Şekil 2'deki CS benzetimi (l_1 minimizasyon yöntemi kullanılarak) ile Şekil 3'te verilen BAOMP yöntemi kullanılarak yapılan benzetim sonuçları karşılaştırıldığında BAOMP yöntemiyle daha kesin ve hatasız sonuçlar elde edildiği görülmektedir. BAOMP yaklaşımı, l_1 minimizasyon yaklaşımına göre daha basit olmakla birlikte daha iyi sonuçlar vermektedir. Bu nedenle takip eden analizlerde CS algoritması olarak l_1 minimizasyon yöntemi yerine BAOMP yöntemi kullanılmıştır.



Şekil 5: Sadece gürültü ile CS algoritması benzetimleri (100 benzetimin sonucu üstüste çizilmiştir)

Ayrıca hiç sinyal göndermeyip sadece gürültü ile aynı CS algoritması 100 defa çalıştırılmıştır. Bu algoritma sonucunda FAR (Hatalı alarm olasılığı) $= 10^{-3}$ değerine sabitlenerek bir eşik değeri belirlenmiştir. Sadece gürültü ile yapılan benzetim grafiği Şekil 5'te verilmiştir. Bu grafik doğrultusunda eşik değeri 13.29dB olarak belirlenmiştir.



Şekil 6: CS algoritması ve ideal tespit algoritması için Pd vs SNR benzetimleri

Belirlenen bu eşik değeri kullanılarak farklı SNR değerleri için Pd (Hedef tespit olasılığı) hesaplanmıştır. Şekil 6'da bu sonuçlar doğrultusunda oluşturulan Pd-SNR grafiği verilmiştir. Şekil 6'da aynı zamanda oluşturulan bu grafiğin ideal hedef tespiti algoritması kullanıldığında elde edilen sonuç ile karşılaştırılması verilmiştir. İdeal hedef tespiti algoritması, bağımsız özdeşçe dağılmış Gauss gürültüsü ve gönderilen evre bilgisi olmayan rasgele sinyal için en iyi uyumlu sezici kullanıldığı durum için çalıştırılmıştır ($Pd = \text{Marcum}Q(\sqrt{2 * SNR}, \sqrt{-2 * \ln FAR})$) [11]. İdeal hedef tespiti algoritmasında sinyal uzunluğu kadar gözlem yapılırken CS algoritmasında sinyal uzunluğunun $1/5$ 'i kadar ($N=1000, M=200$) gözlem yapılmıştır. Bu durumdan kaynaklı SNR kaybı da şekiller çizdirilirken göz önüne alınmıştır. SNR 10dB ve daha yüksek olduğu durumlarda CS algoritması ideal hedef tespiti algoritması ile aynı hedef tespit olasılığını vermektedir. SNR 10dB'den düşük olduğu durumlarda ise CS algoritmasının performansının daha düşük olduğu gözlemlenmiştir.

5. Sonuç

Bu çalışmada, ölçüm sayısı ve gürültü seviyesindeki değişimlerin sıkıştırılmış algılama yöntemleri üzerindeki etkileri incelenmiştir. Sıkıştırılmış algılama metodu klasik uyumlu süzgeç metoduyla performans açısından karşılaştırılmıştır. Bu metod ile, belirli koşullar sağlandığında, az sayıda ölçümle, çok sayıda ölçüm ile elde edilebilecek sonuçlara ulaşılabildiği görülmüştür. Ölçüm sayısının azalması ile SNR kayıplarının olacağı beklentisi, benzetim çalışmalarıyla doğrulanmıştır. Buna rağmen, kargaşanın başarımı sınırladığı durumlarda, başarımlı kaybı fazlaca yaşamadan örnek sayısının düşürülmesi olanağı vardır. Ayrıca sabit bir FAR için eşik değeri belirlenerek SNR'a karşılık tespit olasılığının değişimi incelenmiştir. Ölçüm sayısı az olduğunda ($M < N$) hedef tespit performansında SNR kaybı olmaktadır. Alınan SNR vericide daha fazla güç ya da alı-

cıda daha düşük gürültü seviyesi kullanılarak M/N oranında artırıldığında Sıkıştırılmış Algılama metodu ideal hedef tespiti metodu ile yaklaşık olarak aynı tespit sonuçlarını vermektedir. Bu çalışma, radar hedeflerinin tespitinin sıkıştırılmış algılama teorisi üzerinden nasıl yapılabileceği konusundaki bir çalışmadır. Bu doğrultudaki çalışmalara, Doppler ve kargaşanın etkileri incelenerek devam edilecektir.

6. Kaynaklar

- [1] Emmanuel Candès, Justin Romberg, and Terence Tao, Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. (IEEE Trans. on Information Theory, 52(2) pp. 489-509, February 2006).
- [2] David Donoho, Compressed sensing. (IEEE Trans. on Information Theory, 52(4), pp. 1289 - 1306, April 2006).
- [3] Mehmet B. Göldoğan, Mert Pilancı, Orhan Arıkan, Yüksek Çözünürlüklü Tespit için Belirsizlik Fonksiyonu Düzleminde Sıkıştırılmış Algılama. (SIU2010-IEEE 18. Sinyal işleme ve iletişim uygulamaları kurultayı-Diyarbakir).
- [4] Richard Baraniuk, Compressive sensing. (IEEE Signal-Processing Magazine, 24(4), pp. 118-121, July 2007).
- [5] Lokman Ayas, Ali Cafer Gürbüz, Sıkıştırılmış Algılamada Gerekli Ölçüm Sayısının Analizi. (SIU2010-IEEE 18. Sinyal işleme ve iletişim uygulamaları kurultayı-Diyarbakir).
- [6] Matthew A. Herman and Thomas Strohmer, High- Resolution Radar via Compressed Sensing. (To Appear In IEEE Transactions On Signal Processing).
- [7] Richard Baraniuk, Mark Davenport, Ronald DeVore, and Michael Wakin, A simple proof of the restricted isometry-property for random matrices. (Constructive Approximation, 28(3), pp. 253-263, December 2008).
- [8] Emmanuel J. Candès, Compressive sampling. (Proceedings of the International Congress of Mathematicians, Madrid, Spain, 2006).
- [9] Dmitry Malioutov, Müjdat Çetin, Alan S. Willsky, A Sparse Signal Reconstruction Perspective for Source Localization With Sensor Arrays. (IEEE Trans. on Signal Processing, Vol. 53, No. 8, August 2005).
- [10] Honglin Huang, Member, IEEE, and Anamitra Makur, Senior Member, IEEE, Backtracking-Based Matching Pursuit Method for Sparse Signal Reconstruction. (IEEE Signal Processing Letters, vol. 18, no. 7, July 2011).
- [11] Mark A. Richards, Fundamentals of Radar Signal Processing, pp.308-316 (McGraw-Hill, 2005).
- [12] E. J. Candes and T. Tao, Decoding by Linear Programming, IEEE Transactions on Information Theory, 51(12): 4203-4215, December 2005.
- [13] E. J. Candes, The Restricted Isometry Property and Its Implications for Compressed Sensing, Comptes Rendus de l'Academie des Sciences, Paris, Serie I, 346 589-592, 2008.
- [14] Anila Satheesh B., Deepa B., Subhadra Bhai, Anjana Devi S., Compressive Sensing for Array Signal Processing, IEEE Transactions on Information Theory, 2012.



Firuze Çağlıyan

24 Mayıs 1987 tarihinde Ankara’da doğdu. İlk ve orta öğrenimini Namık Kemal İlköğretim Okulu ve Çankaya Milli Piyango Anadolu Lisesi’nde (2001-2005) tamamlamıştır. Lisans öğrenimini Orta Doğu Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü’nde (2005-2009) tamamlamıştır. Orta Doğu Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü’nde Telekomünikasyon alanında yüksek lisans yapmıştır (2009-2013). Tez konusu: “Compressive Sensing for Radar Target Detection”.

METEKSAN Sistem ve PETAŞ A.Ş.’de stajyer olarak çalışmıştır. Halen 2010 yılında başladığı MILSOFT Yazılım Teknolojileri A.Ş.’de Sistem/Test Mühendisi olarak çalışmaktadır.



Ali Özgür Yılmaz

Lisans öğrenimini Ann Arbor, Michigan Üniversitesi Elektrik Mühendisliği Bölümü’nde 1999 yılında tamamlamıştır. Yüksek lisans ve doktora derecelerini aynı üniversitede 2001 ve 2003 yıllarında almıştır. ODTÜ Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü’nde doçent olarak görev yapmaktadır. Araştırma alanları kablosuz iletişimde kodlama ve bilgi teorisi, işbirlikli iletişim, çoklu anten sistemleri ve radar sinyal işlemedir.