

Seyrek İşaret Geri Oluşturma için Sıkıştırılmış Algılama Tabanlı Algoritmaların Karşılaştırılması

Comparison of Compressed Sensing Based Algorithms for Sparse Signal Reconstruction

Safa Çelik,¹ Mehmet Başaran,¹ Serhat Erküçük,² Hakan Ali Çırpan¹

¹İstanbul Teknik Üniversitesi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü, İstanbul, Türkiye
{celiksa, mehmetbasaran, cirpanh}@itu.edu.tr

²Kadir Has Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, İstanbul, Türkiye
{serkucuk}@khas.edu.tr

Özetçe — Sıkıştırılmış algılama, ilgilenilen işaretin seyrek olarak tanımlanabildiği tabanda tüm Nyquist örneklerinin alınması yerine daha az sayıda doğru izdüşümleriyle doğru bir şekilde geri oluşturulabileceğini gösteren teoridir. Bu çalışmada, sıkıştırılmış algılama tabanlı temel geri oluşturma yöntemlerinden taban arayışı, uyumlu arayış, dik uyumlu arayış ve sıkıştırılmalı örnekleme uyumlu arayış incelenmiş ve performansları değişik işaret gürültü oranı, seyreklik ve ölçüm sayısı parametrelerine göre ortalama karesel hata cinsinden karşılaştırılmıştır. Buna ek olarak, yöntemlerin kestirim performanslarının ne ölçüde iyi olduğu teorik alt sınırlarla (Cramer-Rao alt sınırı ve deterministik en alt ortalama karesel hata) desteklenmiştir. Kestirim performansları göz önüne alındığında seyreklik parametresi dışında sıkıştırılmalı örnekleme uyumlu arayış yöntemi en iyi sonucu vermiştir.

Anahtar Kelimeler— sıkıştırılmış algılama, açgözlü algoritmalar, Cramer-Rao alt sınırı

Abstract— Compressed sensing theory shows that any signal which is defined as sparse in a given domain can be reconstructed using fewer linear projections instead of using all Nyquist-rate samples. In this paper, we investigate basis pursuit, matching pursuit, orthogonal matching pursuit and compressive sampling matching pursuit algorithms, which are basic compressed sensing based algorithms, and present performance curves in terms of mean squared error for various parameters including signal-to-noise ratio, sparsity and number of measurements with regard to mean squared error. In addition, accuracy of estimation performances has been supported with theoretical lower bounds (Cramer-Rao lower bound and deterministic lower mean squared error). Considering estimation performances, compressive sampling matching pursuit yields the best results unless the signal has a non-sparse structure.

Keywords— compressed sensing, greedy methods, Cramer-Rao lower bound

I. GİRİŞ

Son yıllarda, özellikle haberleşme sistemlerinde alınan işaretin işlenmesinde tüm Nyquist örneklerinden yararlanmak yerine daha az örnek kullanan ve böylelikle alıcının devre karmaşıklığını azaltmasının yanında enerji verimliliği de sağlayan

sıkıştırılmış algılama (SA) [1], [2], tabanlı yöntemlere ilgi artmıştır. SA teorisi, seyrek olarak tanımlanabilen işaret veya görüntülerin alıcıya gelen örneklerinin tümünün kullanılması yerine, alınan işaretin bir rastgele ölçüm matrisi üzerine yanıtılarak daha az doğru ölçüm örnekleri yardımıyla yüksek olasılıkla geri oluşturulabileceğini söyler. Seyrek işaretlerin SA teorisi kullanılarak geri oluşturulması, alıcının daha az örnek işleme anlamına geleceğinden enerji verimli olarak çalışmasını yani daha düşük güç tüketmesini ve alıcı tasarımlarında devre karmaşıklığının azaltılmasını sağlar.

En temel sıkıştırılmış algılama yöntemleri arasında Taban Arayışı (Basis Pursuit, BP) [3], Uyumlu Arayış (Matching Pursuit, MP) [4], Dik Uyumlu Arayış (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) [5] ve Sıkıştırılmalı Örnekleme Uyumlu Arayış (Compressive Sampling Matching Pursuit, CoSaMP) [6] algoritmaları bulunmaktadır. Taban arayışı yöntemi ℓ_1 -normuna göre küçültme (ℓ_1 -minimization) yapan bir dışbükey eniyileme yöntemidir. Uyumlu arayış algoritması, seyrek işareti artık (residual) vektörler oluşturarak yinelemeli olarak geri oluşturur ve açgözlü (greedy) olarak adlandırılan yöntemlerin en temel olanıdır. Dik uyumlu arayış ise uyumlu arayış yöntemine diklik prensibinin uygulanmasıyla daha da geliştirilen bir yinelemeli algoritmadır. Sıkıştırılmalı örnekleme uyumlu arayış yöntemi benzer düşüncelerle ortaya çıkarılmış, SA teorisi ile uyumlu arayış yönteminden birlikte yararlanan bir geri oluşturma yöntemidir.

Seyrek işaret geri oluşturma başarımı seyreklik seviyesi, sıkıştırma oranı (kullanılan ölçüm sayısı ile doğru orantılı olarak değişen) ve iletişim ortamındaki gürültü gücüne bağlı olarak değişen işaret gürültü oranı (IGO) gibi etkenlere bağlıdır. [7]'de OMP, CoSaMP, Yinelemeli Sert Eşikleme (Iterative Hard Thresholding, IHT) ve Lipschitz Yinelemeli Sert Eşikleme (Lipschitz Iterative Hard Thresholding, LIHT) algoritmalarının farklı test ortamlarında başarımlarının karşılaştırılması yapılmıştır. Bu çalışmada ise [7]'den farklı olarak gürültüyle bozulmuş örnekler için OMP ve CoSaMP ile birlikte BP ve MP'nin de seyreklik ve ölçüm sayısı parametreleri altında başarımlarını ve algoritmaların hesaplama karmaşıklıkları verilmiştir. Ayrıca, kestirim başarımlarının ulaşabileceği en iyi seviyeyi gösteren teorik alt sınırlar da başarımlarıyla bir arada sunulmuştur. Bu çalışma, sistem başarımını etkileyen koşullara göre seçilebilecek en uygun geri oluşturma yöntemini veya yöntemlerini belirlemek için karşılaştırmalı sonuçlar sunmakta ve önerilerde bulunmaktadır.

Bu çalışma I14E298 numaralı proje kapsamında Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) tarafından desteklenmiştir.

II. SIKIŞTIRILMIŞ ALGILAMA

Herhangi bir $s \in \mathbb{R}^N$ işareti Ψ tabanında

$$s = \sum_{i=1}^N x_i \psi_i \text{ veya } s = \Psi \mathbf{x} \quad (1)$$

biçiminde yazılabilir. Burada, $\{\psi_i\}_{i=1}^N, \mathbb{R}^N$ uzayında N taban vektörü kümesini ve $\Psi \in \mathbb{R}^{N \times N}$ taban vektörlerinin oluşturduğu taban matrisini göstermektedir. $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N, x_i = \langle \mathbf{s}, \psi_i \rangle$ 'lerden oluşan iç çarpım vektörünü belirtmektedir. $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ vektörü $K \ll N$ koşulu altında K tane sıfır olmayan elemana sahip ve $M < N$ olmak üzere ölçüm matrisi $\Phi \in \mathbb{R}^{M \times N}$ olsun. Φ matrisinin satır vektörlerinin Ψ matrisinin sütun vektörleriyle ilişkisiz olduğunu varsayalım. \mathbf{s} vektörü ölçüm matrisi Φ üzerine yansıtılarak daha az örnekli bir grup ölçüm $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^M$ elde edilebilir (işareti bozan gürültü gibi başka bir işaretin olmadığı durum):

$$\mathbf{y} = \Phi \Psi \mathbf{x} \quad (2)$$

olur. Gerçekçi sistemlerde, ortamda toplamsal beyaz Gauss gürültüsü iletilen işareti bozmaktadır. Bunun sonucunda, $\mathbf{n} \in \mathbb{R}^M$ gürültü vektörü olmak üzere sıkıştırılmış ölçüm vektörü

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (3)$$

şeklinde elde edilir. Burada, problem çözümündeki genellik bozulmadan, literatürdeki diğer çalışmalarda olduğu gibi $\Phi = \mathbf{I}$ varsayılmıştır. Sistem modelinin tanımlanmasından sonra seyrek işareti, eldeki ölçümlerden yararlanarak geri oluşturan yöntemler alt bölümlerde detaylı bir şekilde anlatılacaktır.

A. Taban Arayışı

Taban Arayışı, doğrusal olmayan programlama ile çözülemeyen problemlerde dışbükey eniyileme yöntemini kullanır. Dışbükey eniyileme yaklaşımlarındaki temel amaç, ℓ_0 -norm problemini daha işlenebilir hale getirmektir. Bunun için daha açık bir yaklaşım olan ℓ_2 -norm kullanılabilir. Fakat ℓ_2 -norm kullanımı da açık bir yaklaşım olmasına rağmen seyrek değildir ve sistemin hata başarımı oldukça kötüdür.

En bilinen dışbükey eniyileme yaklaşımı ℓ_0 -norm yerine ℓ_1 -norm kullanılmasıdır. [3]'te ℓ_1 -normunun lineer programlama ile çözümü sunulmuştur:

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min \|\mathbf{x}\|_1 \quad (\|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_2 < \epsilon \text{ koşuluyla}). \quad (4)$$

B. Açgözlü Algoritmalar

Taban arayışı gibi dışbükey eniyileme tabanlı algoritmalar hesaplama açısından zor ve karmaşıktır. Bu sorunu çözmek için dışbükey eniyileme tabanlı olmayan açgözlü alternatif algoritmalar önerilmiştir. Bu geri oluşturma algoritmaları yerel olarak en iyi karar yoluyla yinelemeli olarak en uygun işaret yaklaşımını vermeye çalışır ve eniyileme tabanlı yöntemlere göre daha basit ve hızlıdır.

1) *Uyumlu Arayış*: Açgözlü algoritmalar arasında en eskisi olarak bilinen Uyumlu Arayış algoritması [4], işaret kestirimini eniyilemek için ölçüm matrisi Φ 'nin sütunları olan φ_i vektörlerinde ölçüm vektörü \mathbf{y} 'nin seyrek gösterilimlerini yinelemeli olarak bulmaya çalışır. Yöntem Tablo I'de verilmektedir. Algoritmanın ilk adımı vekil (proxy) tayin etmektir. Üretilen vekil, her bir φ_i vektörünün artık vektörüyle korelasyonudur ve seyrek \mathbf{x} vektörünün kaba bir kestirimidir. Vekil

değerini maksimum yapan indis değeri λ ile her bir yinelemede seyrek \mathbf{x} vektörü ve artık vektör güncellenir. Durma kriteri gerçekleşinceye kadar algoritma tekrar eder. Uyumlu arayış algoritmasını eksik kılan durum, eğer alınan işaret sözlük üzerinde tam olarak seyrek ifade edilmezse, her bir yinelemede büyük artık değerleri üretileceğinden algoritma aynı öğeleri toplayarak sona erebilir. Bu durum yakınsama garantisinin olmadığı anlamına gelir.

Tablo I: Uyumlu arayış algoritması

Giriş Değişkenleri: \mathbf{y}, Φ
Tanımlanacaklar: ϵ, τ
Başlangıç Değerleri: $\hat{\mathbf{x}}_0 = \mathbf{0}, \mathbf{r}_0 = \mathbf{y}, t = 1$
doğru iken döngüsü
$\lambda_t = \arg \max \frac{\langle \mathbf{r}_{t-1}, \varphi_i \rangle}{\ \varphi_i\ _2}$
$\hat{\mathbf{x}}_{\lambda_t} = \hat{\mathbf{x}}_{\lambda_t} + \frac{\langle \mathbf{r}_{t-1}, \varphi_{\lambda_t} \rangle}{\ \varphi_{\lambda_t}\ _2^2} \varphi_{\lambda_t}$
$\mathbf{r}_t = \mathbf{r}_{t-1} - \frac{\langle \mathbf{r}_{t-1}, \varphi_{\lambda_t} \rangle}{\ \varphi_{\lambda_t}\ _2^2} \varphi_{\lambda_t}$
$t = t + 1$
eğer döngüsü
$\ \mathbf{r}_t\ _2 < \epsilon$ veya $t = \tau$ ise
eğer döngüsünü sonlandır
doğru iken döngüsünü sonlandır
Çıktı Değişkeni: $\hat{\mathbf{x}}$

2) *Dik Uyumlu Arayış*: Dik Uyumlu Arayış algoritması [5], Uyumlu Arayış algoritmasının gelişmiş bir hali olarak, halihazırda bulunmuş olan bileşenler hakkında bilgiye dayanarak seyrek \mathbf{x} vektörünün kestirimini sağlar. Yöntem Tablo II'de verilmektedir. Seyrek \mathbf{x} işaretinin kestirimi, Λ kümesindeki indis değerlerine denk düşen ölçüm matrisi Φ 'nin sütunları üzerine ölçüm vektörü \mathbf{y} 'nin dik olarak izdüşümüyle her bir yinelemede güncellenir. Bu adım, OMP'nin bir sonraki yinelemede asla aynı bileşeni toplamayacağı anlamına gelir.

Tablo II: Dik uyumlu arayış algoritması

Giriş Değişkenleri: \mathbf{y}, Φ
Tanımlanacaklar: ϵ, τ
Başlangıç Değerleri: $\hat{\mathbf{x}}_0 = \mathbf{0}, \mathbf{r}_0 = \mathbf{y}, t = 1$
doğru iken döngüsü
$\lambda_t = \arg \max \langle \mathbf{r}_{t-1}, \varphi_i \rangle $
$\Lambda_t = \Lambda_{t-1} \cup \{\lambda_t\}$
$\hat{\mathbf{x}}_t = \Phi_{\Lambda_t}^\dagger \mathbf{y}$
$\mathbf{r}_t = \mathbf{y} - \Phi \hat{\mathbf{x}}_t$
$t = t + 1$
eğer döngüsü
$\ \mathbf{r}_t\ _2 < \epsilon$ veya $t = \tau$ ise
eğer döngüsünü sonlandır
doğru iken döngüsünü sonlandır
Çıktı Değişkeni: $\hat{\mathbf{x}}$

3) *Sıkıştırılmalı Örneklemeli Uyumlu Arayış*: Bir diğer önemli açgözlü algoritma olan Sıkıştırılmalı Örneklemeli Uyumlu Arayış [6], OMP algoritmasının yeni bir formu olarak önerilen bir geri oluşturma tekniğidir. Yöntem Tablo III'te verilmektedir.

[6]'da gösterildiği üzere, $\Phi \in \mathbb{R}^{M \times N}$ sınırlı eşölçüm sabiti (restricted isometry constant, RIC) $\delta_{2K} \leq c$ olan ölçüm matrisi ve $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^M$ gürültülü ölçüm vektörü olsun. Bir doğruluk parametresi η için, CoSaMP algoritması (4)'ü sağlayan K -

seyrek $\hat{\mathbf{x}}$ vektörünü

$$\|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|_2 \leq C \cdot \max \left\{ \eta, \frac{1}{\sqrt{K}} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_{K/2}\| + \|\mathbf{n}\|_2 \right\} \quad (5)$$

sağlayacak şekilde geri oluşturur ve burada $\mathbf{x}_{K/2}$, seyrek \mathbf{x} vektörünün en iyi $K/2$ -seyrek yaklaşımıdır.

Tablo III: Sıkıştırılmalı örnekleme uyumlu arayış algoritması

Giriş Değişkenleri: \mathbf{y}, Φ, K
Tanımlanacaklar: ϵ, τ
Başlangıç Değerleri: $\hat{\mathbf{x}}_0 = \mathbf{0}, r_0 = y, \Lambda_0 = \emptyset, t = 1$
doğru iken döngüsü
$z_t = \Phi^T r_{t-1} $
$\Omega_t = \text{supp}(z_t, 2K)$
$\Lambda_t = \Lambda_{t-1} \cup \Omega_t$
$b_t = \Phi_{\Lambda_t}^T \mathbf{y}$
$\hat{\mathbf{x}}_t = (\mathbf{b}_t, K)$
$r_t = \mathbf{y} - \Phi_{\Lambda_t} \hat{\mathbf{x}}_t$
$t = t + 1$
eğer döngüsü
$\ r_t\ _2 < \epsilon$ veya $t = \tau$ ise
eğer döngüsünü sonlandır
doğru iken döngüsünü sonlandır
Çıktı Değişkeni: $\hat{\mathbf{x}}$

Sıkıştırılmış örnekleme uyumlu arayış algoritmasının en önemli özelliği her yinelemede seyreklik değerinin iki katı kadar en güçlü destek kümesini seçmesi ve hesaplamaları bu destek kümesi üzerinden sürdürmesidir. Bu durum, algoritmanın daha kısa sürede seyrek yaklaşımı vereceğini açıklar. Algoritmanın eksik yanı ise seyreklik değeri ön bilgisine ihtiyaç duymasındır.

III. BAŞARIM ÖLÇÜTLERİ

Bu bölümde, geri oluşturma başarımlarının nasıl ölçüleceği ve ne ile kıyaslanacağı anlatılacaktır.

A. Ortalama Karesel Hata

Algoritma başarımlarının ölçülmesinde ortalama karesel hata (Mean Squared Error, MSE) kullanılır ve

$$\text{OKH} = \frac{\|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|_2^2}{\|\mathbf{x}\|_2^2} \quad (6)$$

ifadesiyle tanımlanır.

B. Teorik Alt Sınır Değerleri

Seyrek sinyal geri oluşturma için yukarıda verilen algoritmalar gibi birçok farklı yöntem kullanılabilir. Değişik şartlarda hangi algoritmanın başarımlarından daha verimli olduğunu anlamak için bazı alt sınır değerleri tanımlanmıştır. Bu alt sınırlardan biri de Cramer-Rao Alt Sınırı (Cramer-Rao Lower Bound, CRLB)'dir. Seyrek işaret kestirim hata varyansı Fisher bilgi matrisinin tersiyle sınırlandırılır. Seyrek işareti geri oluşturmada CRLB, [8]'de belirtildiği gibi elde edilir:

$$\text{CRLB} = \sigma_n^2 \cdot \text{trace}\{(\Phi_K^T \Phi_K)^{-1}\}. \quad (7)$$

Bu denklemde, σ_n^2 toplamsal beyaz Gauss gürültüsü varyansını belirtir ve $\Phi_K \in \mathcal{R}^{M \times K}$ seyrek \mathbf{x} vektörünün sıfır olmayan

K tane elemanın indislerinin Φ matrisinin ilgili indis değerlerine karşılık gelen sütunlarının sırasıyla dizilmesiyle elde edilen bir alt matristir.

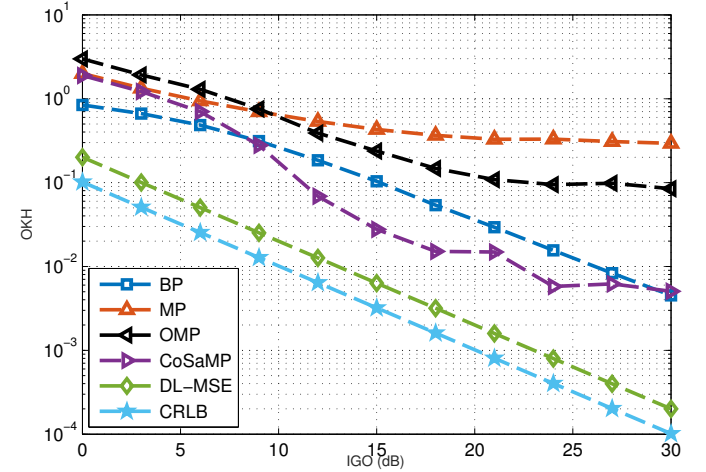
CRLB hesabında $K \times K$ alt matrisin tersi işlemi kolay olmayan bir işlem olduğundan, [9]'da (5)'in bir yaklaşımı olarak Deterministik En Alt Ortalama Karesel Hata (Deterministic Lower-Mean Square Error, DL-MSE) verilmiştir. DL-MSE seyrek işaret kestirilken sıfır olmayan elemanların yerlerinin bilindiğini varsayar ve IGO, işaret gürültü oranını belirtmek üzere

$$\text{DL-MSE} = \frac{K}{M} \frac{1}{\text{IGO}} \quad (8)$$

ifadesi ile gösterilir.

IV. BENZETİM SONUÇLARI

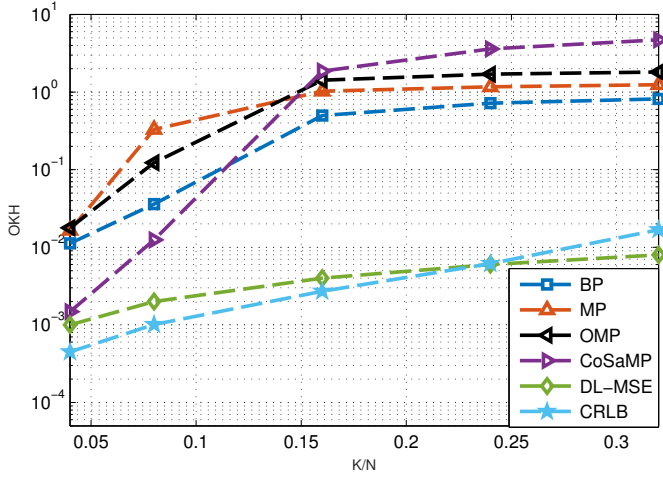
Bilgisayar benzetimlerinde başarımlar eğrileri için algoritmalar 1000 kere test edilmiştir ve bu değerler üzerinden ortalamalar elde edilmiştir. K, M ve N sırasıyla sıfır olmayan eleman sayısını, ölçüm sayısını ve seyrek işaretin uzunluğunu göstermek üzere, işaret gürültü oranına göre değişen başarımların performansları için $K=20, M=100$ ve $N=250$ alınmıştır. Seyreklik oranına (K/N) göre değişen başarımların performansları için IGO=20 dB, $M=100$ ve $N=250$ alınmıştır. Sıkıştırma oranına (M/N) göre değişen başarımların performansları için IGO=20 dB, $K=20$ ve $N=250$ alınmıştır. Kullanılan seyrek işaretlerde sıfır olmayan eleman başına birim enerji düşmektedir.



Şekil 1: İşaret gürültü oranına göre algoritmaların kestirim başarımları

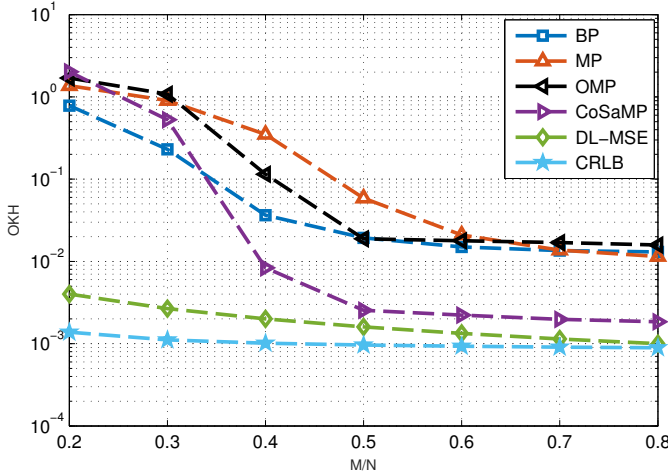
Şekil 1'de seyrekliğin ve ölçüm sayısının sabit tutulduğu durumda ($K = 20, M = 100$) algoritma performanslarının IGO ile değişimi gösterilmektedir. Düşük IGO değerlerinde ([0-9]dB) BP algoritması diğer algoritmalara oranla daha iyi performans vermiştir. Yine düşük IGO değerlerinde MP, OMP'ye nispeten daha iyi sonuç verirken IGO'nun artmasıyla birlikte tersi durum gözlenmiştir. Genel olarak orta ve yüksek IGO bölgesinde [10-30]dB değerleri için CoSaMP algoritmasının en iyi performansı gösterdiği görülmektedir. Teorik alt sınırlara en çok yaklaşan CoSaMP olmuştur.

Seyrek işaret geri oluşturmada bir diğer önemli parametre seyrekliktir. Şekil 2'de IGO=20dB, $M = 100$ seçilmiş ve seyrekliğin etkisi incelenmiştir. Şekil 2'de görüldüğü üzere



Şekil 2: Seyreklik seviyesine göre algoritmaların kestirim başarımları

seyreklik seviyesinin artmasıyla bütün algoritmaların başarımlarında azalma söz konusudur. İşaretin daha seyrek olduğu durumlarda ise CoSaMP diğer algoritmalarla göre daha iyi sonuç vermiştir. Buradan hareketle, seyrekliğe karşı en fazla hassasiyet gösteren algoritmanın CoSaMP olduğu söylenebilir.



Şekil 3: Ölçüm sayısına göre algoritmaların kestirim başarımları

Şekil 3'te ölçüm sayısının algoritma hata başarımları üzerindeki etkisi gösterilmektedir. Ölçüm sayısının çok az olduğu durumlar için BP algoritmasının başarımının daha iyi sonuç verdiği görülür. Ölçüm sayısının belli bir değere ulaşmasına kadar genel olarak bütün algoritmaların başarımlarında iyileşmeler gözlenmektedir ve yine artan ölçüm sayısı ile beraber en iyi başarımları göreceli olarak CoSaMP algoritmasının verdiği söylenebilir. Ayrıca, CoSaMP yönteminin sıkıştırma oranının (M/N) %50 ve fazlası olduğu durumlar için alt sınırlara oldukça yaklaştığı yani iyi bir kestirim sağladığı görülmektedir.

Bir algoritmanın koşma süresi, hesaplama karmaşıklığı ile doğru orantılıdır ve algoritmaların hızları açısından kaba bir tahmin sunar. Tablo IV'ten görüldüğü üzere dışbükey eniyileme tabanlı BP algoritmasının yakınsaması için geçen süre ağırlıklı olarak diğer algoritmalarla göre çok daha fazladır. MP algorit-

Tablo IV: Algoritmaların ortalama koşma süresi (s)

IGO (dB)	BP	MP	OMP	CoSaMP
0	0.77	0.03	0.04	0.020
15	0.57	0.03	0.04	0.004
30	0.25	0.02	0.03	0.004

masının OMP'den daha kısa sürede sonuç vermesinin nedeni, MP'nin her bir yinelemede korelasyondan elde edilen son indis değerine denk düşen yer için kestirim yapmaya çalışmasıdır. OMP ise her yinelemede son seçilen indis kümesi üzerinden kestirim yapar. Diğer yandan, aynı IGO değerlerinde en hızlı çalışan algoritmanın CoSaMP olduğu, artan IGO değerinin beklendiği gibi hesaplama süresini azalttığı da gözlemlenmektedir.

V. SONUÇLAR

Bu çalışmada literatürde bulunan seyrek işaret geri oluşturma için önerilmiş temel yöntemlerden BP, MP, OMP ve CoSaMP algoritmalarının seyreklik, ölçüm sayısı ve IGO parametrelerine göre karşılaştırılması yapılmıştır. Verilen sabit seyreklik ve ölçüm sayısına göre IGO etkisi altında düşük işaret gürültü oranları için ağırlıklı olarak BP algoritmasının verdiği performansa göre geride kalmıştır. IGO'nun artmasıyla CoSaMP algoritması en iyi sonucu vermiştir. Bu da orta ve yüksek IGO için hesaplama açısından karmaşık olan BP yerine CoSaMP'in kullanılabilirliğini gösterir. Diğer bir durum olan seyreklik parametresine karşı belirli IGO ve ölçüm sayısına göre işaretin aşırı seyrek olduğu durumlarda CoSaMP'in performansı en iyi iken seyrekliğin azalmasıyla BP algoritması diğer yöntemlere oranla daha iyi performans göstermiştir. Son olarak belirli seyreklik ve IGO için ölçüm parametresinin etkisi incelendiğinde, düşük ölçüm sayıları için BP algoritmasının başarımı nispeten daha iyi iken ölçüm sayısının belirli bir değere ulaşmasından sonra CoSaMP algoritması en iyi sonucu vermiştir. Sonuç olarak işaretin seyrek olduğu durumlarda daha az karmaşık olmasından dolayı CoSaMP algoritması tercih edilebilir.

KAYNAKÇA

- [1] E. Candes, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 2, pp. 489–509, Feb. 2006.
- [2] D. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289–1306, Apr. 2006.
- [3] S. Chen, D. Donoho, and M. Saunders, "Atomic decomposition by basis pursuit," *SIAM J. Scientific Computing*, vol. 20, no. 1, pp. 33–61, 1998.
- [4] S. Mallat and Z. Zhang, "Matching pursuits with time-frequency dictionaries," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 41, no.12, pp. 3397–3415, Dec. 1993.
- [5] J.A. Tropp and A.C. Gilbert, "Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 53, no. 12, pp. 4655–4666, Dec. 2007.
- [6] D. Needell and J. Tropp, "CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples," *Applied and Computational Harmonic Analysis*, vol. 26, no. 3, pp. 301–321, 2009.
- [7] C. Karakus and A.C. Gurbuz, "Comparison of iterative sparse recovery algorithms," in *19th IEEE Signal Processing and Comm. Applications (SIU)*, 2011, pp. 857–860.
- [8] C. Carbonelli, S. Vedantam, and U. Mitra, "Sparse channel estimation with zero-tap estimation," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 6, no. 5, pp. 1743–1763, May 2007.
- [9] W. Bajwa, J. Haupt, A. Sayeed, and R. Nowak, "Compressed channel sensing: a new approach to estimating sparse multipath channels," in *Proc. of the IEEE*, vol. 98, no. 6, 2010, pp. 1058–1076.