

ÖZET**5G VE ÖTESİ İÇİN KABLOSUZ SİSTEMLERDE SEYREKLİK SEVİYESİ TAHMİNİ TAKİBİ
VE KULLANIMI SAĞLAYAN YÖNTEM**

5

Buluş, belirli bir seyrekleştirici dönüşümüne bağlı olan seyrek sinyalin doğru seyreklik seviyesini bulmayı ve seyreklik seviyesinin tahmini takibi ve kullanımı için etkili teknikler sağlayan bir yöntem ile ilgilidir.

10

ÖZET**5G VE ÖTESİ İÇİN KABLOSUZ SİSTEMLERDE SEYREKLİK SEVİYESİ TAHMİNİ TAKİBİ
VE KULLANIMI SAĞLAYAN YÖNTEM**

5

Buluş, belirli bir seyrekleştirici dönüşümüne bağlı olan seyrek sinyalin doğru seyreklik seviyesini bulmayı ve seyreklik seviyesinin tahmini takibi ve kullanımı için etkili teknikler sağlayan bir yöntem ile ilgilidir.

10

İSTEMLER

1. Belirli bir seyrekleştirici dönüşüme bağlı olan ilgili sinyallerin seyrek seviyesinin gerçek zamanlı olarak doğru bir şekilde tahmin edilmesinin sağlayan 5G ve ötesi için kablosuz sistemlerde seyreklik seviyesi tahmini takibi ve kullanımı sağlayan yöntem olup, **özellikleri**;
eğitim aşamasında;
 - rastgele seçilen veri vektörlerinin bir koleksiyonu olarak, sinyallerin seyrek bir gösterimini elde etmede kullanılan dönüşüm matrisi olan temsil sözlüğünün elde edilmesi,
 - bir DFT/DCT temeline göre seyreklik elde edilmesi,
 - sözlük matrisindeki bir sütun olan sözlük atomlarının, DFT temelli sütun vektörlerinin doğrusal kombinasyonları olarak tanımlanması ile ilk özellik vektörünün elde edilmesi,
 - DFT temeline ve sözlüğe göre seyreklik seviyesi arasındaki ilişkinin not edilerek ikinci özellik vektörünün elde edilmesi,
 - iki özellik vektörü türü temel alınarak bir makine öğrenmesi modeli eğitilmesi test aşamasında;
 - bir "X" girdi sinyali için eğitilmiş modelin beslenmesi ve seyreklik seviyesinin hesaplanması
- işlem adımlarını içermesidir.

İSTEMLER

1. Belirli bir seyrekleştirici dönüşüme bağlı olan ilgili sinyallerin seyrek seviyesinin gerçek zamanlı olarak doğru bir şekilde tahmin edilmesinin sağlayan 5G ve ötesi için kablosuz sistemlerde seyreklik seviyesi tahmini takibi ve kullanımı sağlayan yöntem olup, **özellikleri**;
eğitim aşamasında;
 - rastgele seçilen veri vektörlerinin bir koleksiyonu olarak, sinyallerin seyrek bir gösterimini elde etmede kullanılan dönüşüm matrisi olan temsil sözlüğünün elde edilmesi,
 - bir DFT/DCT temeline göre seyreklik elde edilmesi,
 - sözlük matrisindeki bir sütun olan sözlük atomlarının, DFT temelli sütun vektörlerinin doğrusal kombinasyonları olarak tanımlanması ile ilk özellik vektörünün elde edilmesi,
 - DFT temeline ve sözlüğe göre seyreklik seviyesi arasındaki ilişkinin not edilerek ikinci özellik vektörünün elde edilmesi,
 - iki özellik vektörü türü temel alınarak bir makine öğrenmesi modeli eğitilmesi test aşamasında;
 - bir "X" girdi sinyali için eğitilmiş modelin beslenmesi ve seyreklik seviyesinin hesaplanması
- işlem adımlarını içermesidir.

TARİFNAME

5G VE ÖTESİ İÇİN KABLOSUZ SİSTEMLERDE SEYREKLİK SEVİYESİ TAHMİNİ TAKİBİ VE KULLANIMI SAĞLAYAN YÖNTEM

TEKNİK ALAN

Buluş, belirli bir seyrekleştirici dönüşümüne bağlı olan seyrek sinyalin doğru seyreklik seviyesini bulmayı ve seyreklik seviyesinin tahmini takibi ve kullanımı için etkili teknikler sağlayan bir yöntem ile ilgilidir.

ÖNCEKİ TEKNİK

Sıkıştırılmış algılama (compressive sensing) ve seyrek iyileşme (sparse recovery) kullanan hemen hemen tüm çalışmalar önceden bilinen bir seyreklik seviyesi kullanırlar. Ancak, böyle bir bilgi pratikte mevcut değildir. Bu durum, sıkıştırılmış algılama ve onunla ilgili seyrek iyileşme metotlarının teorisi ve pratikliği arasında büyük bir boşluk olarak raporlanmıştır.

Sıkıştırılmış algılama iki aşamadan oluşur. Birincisi, tipik olarak Nyquist gerekliliğinin altında, en az sayıda örnekle seyrek bir sinyalin örneklenmesidir. İkincisi, orijinal sinyalin aşağı örneklenmiş (undersampled) ölçümünden, seyrek iyileşmeyle yeniden yapılandırılmasıdır. Tam seyreklik seviyesini bilmek, her iki sürecin başarısı için önemlidir. Ayrıca, bu durum, sıkıştırılmış algılama aşamasında minimum örnek sayısını kontrol eder. Öte yandan, bu, seyrek iyileşme sürecinde elde edilen, genel yeniden yapılanma kalitesini kontrol eder. 5G ve ötesi çeşitli uygulama alanları için seyreklik seviyesi hızlı, verimli ve sürekli bir şekilde bilinmelidir. Örneğin, kanal tahmininde ve spektrum algılamasında sıkıştırma algılamasının hızlı ve verimli bir şekilde yapılması gerekir. Bu nedenle, bu iki örnek uygulama için seyreklik seviyesi ile ilgili bilgiler neredeyse gerçek zamanlı olarak bulunmalıdır.

Tipik olarak, sıkıştırılmış algoritmaları kullanan çalışmalarda, seyreklik seviyesinin bir ön bilgi olarak bilindiği varsayılır. Son zamanlarda, seyreklik seviyesini bulmak için çeşitli buluşsal girişimler olmuştur. Bu girişimler etraflı arama (exhaustive search) yaklaşımlarına dayanmaktadır ve zamanın kullanımı açısından verimli olmadığına inanılmaktadır. Bu nedenle, seyreklik seviyesinin verimli ve hızlı bir şekilde tahmin edilmesine, takip edilmesine ve zaman içindeki gelişiminin izlenmesine büyük bir ihtiyaç vardır. Bu sebeple de, bu bilginin gerçek zamanlı veya gerçek zamanlıya yakın olarak bilinmesi gerekmektedir.

TARİFNAME

5G VE ÖTESİ İÇİN KABLOSUZ SİSTEMLERDE SEYREKLİK SEVİYESİ TAHMİNİ TAKİBİ VE KULLANIMI SAĞLAYAN YÖNTEM

TEKNİK ALAN

Buluş, belirli bir seyrekleştirici dönüşümüne bağlı olan seyrek sinyalin doğru seyreklik seviyesini bulmayı ve seyreklik seviyesinin tahmini takibi ve kullanımı için etkili teknikler sağlayan bir yöntem ile ilgilidir.

ÖNCEKİ TEKNİK

Sıkıştırılmış algılama (compressive sensing) ve seyrek iyileşme (sparse recovery) kullanan hemen hemen tüm çalışmalar önceden bilinen bir seyreklik seviyesi kullanırlar. Ancak, böyle bir bilgi pratikte mevcut değildir. Bu durum, sıkıştırılmış algılama ve onunla ilgili seyrek iyileşme metotlarının teorisi ve pratikliği arasında büyük bir boşluk olarak raporlanmıştır.

Sıkıştırılmış algılama iki aşamadan oluşur. Birincisi, tipik olarak Nyquist gerekliliğinin altında, en az sayıda örnekle seyrek bir sinyalin örneklenmesidir. İkincisi, orijinal sinyalin aşağı örneklenmiş (undersampled) ölçümünden, seyrek iyileşmeyle yeniden yapılandırılmasıdır. Tam seyreklik seviyesini bilmek, her iki sürecin başarısı için önemlidir. Ayrıca, bu durum, sıkıştırılmış algılama aşamasında minimum örnek sayısını kontrol eder. Öte yandan, bu, seyrek iyileşme sürecinde elde edilen, genel yeniden yapılanma kalitesini kontrol eder. 5G ve ötesi çeşitli uygulama alanları için seyreklik seviyesi hızlı, verimli ve sürekli bir şekilde bilinmelidir. Örneğin, kanal tahmininde ve spektrum algılamasında sıkıştırma algılamasının hızlı ve verimli bir şekilde yapılması gerekir. Bu nedenle, bu iki örnek uygulama için seyreklik seviyesi ile ilgili bilgiler neredeyse gerçek zamanlı olarak bulunmalıdır.

Tipik olarak, sıkıştırılmış algoritmaları kullanan çalışmalarda, seyreklik seviyesinin bir ön bilgi olarak bilindiği varsayılır. Son zamanlarda, seyreklik seviyesini bulmak için çeşitli buluşsal girişimler olmuştur. Bu girişimler etraflı arama (exhaustive search) yaklaşımlarına dayanmaktadır ve zamanın kullanımı açısından verimli olmadığına inanılmaktadır. Bu nedenle, seyreklik seviyesinin verimli ve hızlı bir şekilde tahmin edilmesine, takip edilmesine ve zaman içindeki gelişiminin izlenmesine büyük bir ihtiyaç vardır. Bu sebeple de, bu bilginin gerçek zamanlı veya gerçek zamanlıya yakın olarak bilinmesi gerekmektedir.

Literatürde, belirli bir sinyal/sinyal kümesi seyreklik seviyesini tahmin etmek için birkaç yaklaşım vardır. Ancak, bu yaklaşımlar temel olarak buluşsaldır ve seyreklik seviyesini gerçek zamanlı olarak yüksek doğrulukla tahmin etmekten çok uzaktır.

5 Bu buluşsal yaklaşımlar aşağıdaki gibi özetlenebilir:

A. Kalıntı bazlı durma kriteri

Bu yaklaşım, yineleme ilerledikçe seyrek kodlama artık vektörünün enerjisini hesaplar ve bu enerji, gürültüyü hesaba katan önceden belirlenmiş bir eşiğe ulaştığında süreci sonlandırır [1].

10 Bu yaklaşımdaki en büyük eksiklik, bu eşik değerinin önceden bilinmesi gerekliliğidir. Ancak, bu, pratikte seyreklik seviyesinin önceden bilinmesi kadar zordur. Ayrıca, bu yaklaşım yanlış sonlandırmaya da yol açabilmektedir.

B. Çapraz Doğrulama (CV)

15 Bir makine öğrenme modeli kullanılır ve seyreklik seviyesi model sırası olarak kabul edilir [2]. Bu nedenle, seyreklik düzeyi tahmini problemi, model sırası belirleme süreci olarak ortaya çıkmaktadır. Bu durum, verilen bir sinyalin bir eğitim setine ve bir doğrulama setine bölünmesini gerektirir. Ardından, bir doğrulama vektörü artan model sırası adım adım temsil edilir. Model sırası, bir daha hiçbir model sırası artışında önemli gösterim hatası azalmasına

20 neden olmadığında belirlenir. Bu durumda, gerçek seyreklik seviyesine yaklaşıldığına inanılmaktadır. Bununla birlikte, bu yaklaşım, model eğitimi ve çapraz doğrulama için mevcut sinyallerin çoğunun kazınmasını gerektirir. Dahası, bu işlem zaman alıcıdır ve gerçek zamanlı performans için uygun değildir.

25 C. Seyrek kodlamanın temsil hatası üzerine (istatistiksel) üst sınırlar koymak

[3]-[5], rastgele sözlükler için elde edildikleri bağlamda olasılıksal hata sınırlarının gelişimine dayalıdır ve belirli değerlerden büyük olasılıklarla tutulduğu gösterilir. Belirleyici olmamakla birlikte, bu sınırlar deterministik sonuçlar elde etmek için kullanılamaz.

30 D. Sıkıştırılmış ölçümlerin kovaryans matrisini kullanma

Seyreklik seviyesi tahmininin, önceden beyazlatılmış sıkıştırılmış gözlemlerden [6] hesaplanan gözlem kovaryans matrisinin sinyal alt uzayı boyutu tahmini ile ilişkilendirilmesi, özellikle tasarlanmış ölçüm matrisleri ölçüm vektörünün efektif seyreklik sırasıyla [7] efektif

35 rütbe ilintileri olan bir matris olarak yeniden düzenlenmesini sağlar.

E. Yaklaşık bir seyreklik seviyesi elde etmek için coğrafi konum verilerinin kullanılması

Literatürde, belirli bir sinyal/sinyal kümesi seyreklik seviyesini tahmin etmek için birkaç yaklaşım vardır. Ancak, bu yaklaşımlar temel olarak buluşsaldır ve seyreklik seviyesini gerçek zamanlı olarak yüksek doğrulukla tahmin etmekten çok uzaktır.

5 Bu buluşsal yaklaşımlar aşağıdaki gibi özetlenebilir:

A. Kalıntı bazlı durma kriteri

Bu yaklaşım, yineleme ilerledikçe seyrek kodlama artık vektörünün enerjisini hesaplar ve bu enerji, gürültüyü hesaba katan önceden belirlenmiş bir eşiğe ulaştığında süreci sonlandırır [1].

10 Bu yaklaşımdaki en büyük eksiklik, bu eşik değerinin önceden bilinmesi gerekliliğidir. Ancak, bu, pratikte seyreklik seviyesinin önceden bilinmesi kadar zordur. Ayrıca, bu yaklaşım yanlış sonlandırmaya da yol açabilmektedir.

B. Çapraz Doğrulama (CV)

15 Bir makine öğrenme modeli kullanılır ve seyreklik seviyesi model sırası olarak kabul edilir [2]. Bu nedenle, seyreklik düzeyi tahmini problemi, model sırası belirleme süreci olarak ortaya çıkmaktadır. Bu durum, verilen bir sinyalin bir eğitim setine ve bir doğrulama setine bölünmesini gerektirir. Ardından, bir doğrulama vektörü artan model sırası adım adım temsil edilir. Model sırası, bir daha hiçbir model sırası artışında önemli gösterim hatası azalmasına

20 neden olmadığında belirlenir. Bu durumda, gerçek seyreklik seviyesine yaklaşıldığına inanılmaktadır. Bununla birlikte, bu yaklaşım, model eğitimi ve çapraz doğrulama için mevcut sinyallerin çoğunun kazınmasını gerektirir. Dahası, bu işlem zaman alıcıdır ve gerçek zamanlı performans için uygun değildir.

25 C. Seyrek kodlamanın temsil hatası üzerine (istatistiksel) üst sınırlar koymak

[3]-[5], rastgele sözlükler için elde edildikleri bağlamda olasılıksal hata sınırlarının gelişimine dayalıdır ve belirli değerlerden büyük olasılıklarla tutulduğu gösterilir. Belirleyici olmamakla birlikte, bu sınırlar deterministik sonuçlar elde etmek için kullanılamaz.

30 D. Sıkıştırılmış ölçümlerin kovaryans matrisini kullanma

Seyreklik seviyesi tahmininin, önceden beyazlatılmış sıkıştırılmış gözlemlerden [6] hesaplanan gözlem kovaryans matrisinin sinyal alt uzayı boyutu tahmini ile ilişkilendirilmesi, özellikle tasarlanmış ölçüm matrisleri ölçüm vektörünün efektif seyreklik sırasıyla [7] efektif

35 rütbe ilintileri olan bir matris olarak yeniden düzenlenmesini sağlar.

E. Yaklaşık bir seyreklik seviyesi elde etmek için coğrafi konum verilerinin kullanılması

Coğrafi konum verileri, örnekleme oranlarını en aza indirmek için seyreklik seviyesi hakkında kabaca bir tahmin sağlayabilir. Daha sonra, coğrafi konum veritabanındaki veriler, sinyal iyileştirme için ön bilgi olarak kullanılır [8].

- 5 Sonuçta yukarıda bahsedilen ve mevcut teknik ışığında çözölemeyen sorunlar ilgili teknik alanda bir yenilik yapmayı zorunlu kılmıştır.

BULUŞUN KISA AÇIKLAMASI

- 10 Mevcut buluş yukarıda bahsedilen dezavantajları ortadan kaldırmak ve ilgili teknik alana yeni avantajlar getirmek üzere 5G ve ötesi için kablosuz sistemlerde seyreklik seviyesi tahmini takibi ve kullanımı sağlayan yöntem ile ilgilidir.

- 15 Buluşun ana amacı, belirli bir seyrekleştirici dönüşüme bağlı olan ilgili sinyallerin seyrek seviyesinin gerçek zamanlı olarak doğru bir şekilde tahmin edilmesini sağlayan bir yöntem geliştirmektir.

- 20 Buluşun bir diğer amacı, gerçek hayattaki uygulamalarda sıkıştırıcı algılamaya dayalı yaklaşımların uygulanabilirliğini sağlayan bir yöntem oluşturmaktır.

- 25 Buluşun bir diğer amacı, sıkıştırılmış algılamanın getirdiği hesaplama, zaman ve depolama karmaşıklıklarında azalma, en düşük sıkıştırma oranının (sıkıştırma örneklerinin sayısı) bilinmesi, tam iyileşmeyi garanti etmek ve seyrek iyileşme için seyreklik seviyesini bilme faydalarından yararlanmayı mümkün kılan bir yöntem ortaya koymaktır.

- 30 Yukarıda bahsedilen ve aşağıdaki detaylı anlatımdan ortaya çıkacak tüm amaçları gerçekleştirmek üzere mevcut buluş, belirli bir seyrekleştirici dönüşüme bağlı olan ilgili sinyallerin seyrek seviyesinin gerçek zamanlı olarak doğru bir şekilde tahmin edilmesini sağlayan 5G ve ötesi için kablosuz sistemlerde seyreklik seviyesi tahmini takibi ve kullanımı sağlayan yöntem;
eğitim aşamasında;

- rastgele seçilen veri vektörlerinin bir koleksiyonu olarak, sinyallerin seyrek bir gösterimini elde etmede kullanılan dönüşüm matrisi olan temsil sözlüğünün elde edilmesi,
- 35 • bir DFT/DCT temeline göre, seyreklik elde edilmesi,
- sözlük matrisindeki bir sütun olan sözlük atomlarının, DFT temelli sütun vektörlerinin doğrusal kombinasyonları olarak tanımlanması ile ilk özellik vektörünün elde edilmesi,

Coğrafi konum verileri, örnekleme oranlarını en aza indirmek için seyreklik seviyesi hakkında kabaca bir tahmin sağlayabilir. Daha sonra, coğrafi konum veritabanındaki veriler, sinyal iyileştirme için ön bilgi olarak kullanılır [8].

- 5 Sonuçta yukarıda bahsedilen ve mevcut teknik ışığında çözölemeyen sorunlar ilgili teknik alanda bir yenilik yapmayı zorunlu kılmıştır.

BULUŞUN KISA AÇIKLAMASI

- 10 Mevcut buluş yukarıda bahsedilen dezavantajları ortadan kaldırmak ve ilgili teknik alana yeni avantajlar getirmek üzere 5G ve ötesi için kablosuz sistemlerde seyreklik seviyesi tahmini takibi ve kullanımı sağlayan yöntem ile ilgilidir.

- 15 Buluşun ana amacı, belirli bir seyrekleştirici dönüşüme bağlı olan ilgili sinyallerin seyrek seviyesinin gerçek zamanlı olarak doğru bir şekilde tahmin edilmesini sağlayan bir yöntem geliştirmektir.

- 20 Buluşun bir diğer amacı, gerçek hayattaki uygulamalarda sıkıştırıcı algılamaya dayalı yaklaşımların uygulanabilirliğini sağlayan bir yöntem oluşturmaktır.

- 25 Buluşun bir diğer amacı, sıkıştırılmış algılamanın getirdiği hesaplama, zaman ve depolama karmaşıklıklarında azalma, en düşük sıkıştırma oranının (sıkıştırma örneklerinin sayısı) bilinmesi, tam iyileşmeyi garanti etmek ve seyrek iyileşme için seyreklik seviyesini bilme faydalarından yararlanmayı mümkün kılan bir yöntem ortaya koymaktır.

- 30 Yukarıda bahsedilen ve aşağıdaki detaylı anlatımdan ortaya çıkacak tüm amaçları gerçekleştirmek üzere mevcut buluş, belirli bir seyrekleştirici dönüşüme bağlı olan ilgili sinyallerin seyrek seviyesinin gerçek zamanlı olarak doğru bir şekilde tahmin edilmesini sağlayan 5G ve ötesi için kablosuz sistemlerde seyreklik seviyesi tahmini takibi ve kullanımı sağlayan yöntem;
eğitim aşamasında;

- rastgele seçilen veri vektörlerinin bir koleksiyonu olarak, sinyallerin seyrek bir gösterimini elde etmede kullanılan dönüşüm matrisi olan temsil sözlüğünün elde edilmesi,
- 35 • bir DFT/DCT temeline göre, seyreklik elde edilmesi,
- sözlük matrisindeki bir sütun olan sözlük atomlarının, DFT temelli sütun vektörlerinin doğrusal kombinasyonları olarak tanımlanması ile ilk özellik vektörünün elde edilmesi,

- DFT temeline ve sözlüğe göre seyreklik seviyesi arasındaki ilişkinin not edilerek ikinci özellik vektörünün elde edilmesi,
- iki özellik vektörü türü temel alınarak bir makine öğrenmesi modeli eğitilmesi

test aşamasında;

- 5 • bir "X" girdi sinyali için eğitilmiş modelin beslenmesi ve seyreklik seviyesinin hesaplanması

işlem adımlarını içermektedir.

10 BULUŞUN DETAYLI AÇIKLAMASI

Bu detaylı açıklamada, buluş konusu yenilik sadece konunun daha iyi anlaşılmasına yönelik hiçbir sınırlayıcı etki oluşturmayacak örneklerle açıklanmaktadır.

- 15 Buluşumuza konu olan yöntemin ilk işlem adımında rastgele seçilen veri vektörlerinin bir koleksiyonu olarak, sinyallerin seyrek bir gösterimini elde etmede kullanılan dönüşüm matrisi olan temsil sözlüğü elde edilmektedir.

Bir sinyalin seyrekliği, birçok sıfır elementi olduğunda açıkça belirgin olabilir. Bununla birlikte, sinyallerin çoğu kendine özgü/örtülü (intrinsic/implicit) bir seyrekliğe sahiptir. Bu, belirli bir alanda seyrek oldukları anlamına gelir. Bu nedenle, seyrekliğin açıkça ortaya çıkabileceği alana dönüştürülmeleri gerekir. Bu yüzden, temsil sözlüğü, sinyallerin seyrek bir gösterimini elde etmek için kullanılan dönüşüm matrisidir. Bir sinyal bu matris üzerinde temsil edildiğinde, bu matristeki birkaç sütunun doğrusal bir kombinasyonu olarak yazılabilir ve temsili seyrek olur. Sözlük matrisi ayrıca, seyrekleştirici (sparsifying) dönüşümünün veya

- 20
- 25 seyrekleştirici sözlüğünün matrisi olarak da ifade edilir.

İlk sözlük matrisi, verilen (belirli) eğitim setinden rastgele seçilenleri sütunlar halinde yerleştirilerek elde edilebilir. Bu başlangıç, daha sonra, sinyalleri daha seyrek ve daha doğru bir şekilde temsil edebilmesi için daha fazla seyrekleştirdiği ve güncellendiği bir sözlük öğrenme süreci haline gelir.

- 30 İlk sözlük, tüm eğitim sinyalleri kümesinden rastgele seçilen veri vektörlerini kullanarak oluşturulmaktadır. Bir başka deyişle, veri vektörleri tüm eğitim setinden rastgele olarak seçilmektedir.

Veri vektörlerinin rastgele seçimindeki tek kriter, ilk sözlüğün sütunları görevi görecektir benzer olmayan veri vektörlerini seçmektir. Bu nedenle, bu seçimin randomizasyonun başlangıç olarak kabul edilebilir derecelerde sadakat ve seyreklik içeren benzer olmayan verileri temsil

- 35

- DFT temeline ve sözlüğe göre seyreklik seviyesi arasındaki ilişkinin not edilerek ikinci özellik vektörünün elde edilmesi,
- iki özellik vektörü türü temel alınarak bir makine öğrenmesi modeli eğitilmesi

test aşamasında;

- 5
 - bir "X" girdi sinyali için eğitilmiş modelin beslenmesi ve seyreklik seviyesinin hesaplanması

işlem adımlarını içermektedir.

10 BULUŞUN DETAYLI AÇIKLAMASI

Bu detaylı açıklamada, buluş konusu yenilik sadece konunun daha iyi anlaşılmasına yönelik hiçbir sınırlayıcı etki oluşturmayacak örneklerle açıklanmaktadır.

- 15 Buluşumuza konu olan yöntemin ilk işlem adımında rastgele seçilen veri vektörlerinin bir koleksiyonu olarak, sinyallerin seyrek bir gösterimini elde etmede kullanılan dönüşüm matrisi olan temsil sözlüğü elde edilmektedir.

Bir sinyalin seyrekliği, birçok sıfır elementi olduğunda açıkça belirgin olabilir. Bununla birlikte, sinyallerin çoğu kendine özgü/örtülü (intrinsic/implicit) bir seyrekliğe sahiptir. Bu, belirli bir alanda seyrek oldukları anlamına gelir. Bu nedenle, seyrekliğin açıkça ortaya çıkabileceği alana dönüştürülmeleri gerekir. Bu yüzden, temsil sözlüğü, sinyallerin seyrek bir gösterimini elde etmek için kullanılan dönüşüm matrisidir. Bir sinyal bu matris üzerinde temsil edildiğinde, bu matristeki birkaç sütunun doğrusal bir kombinasyonu olarak yazılabilir ve temsili seyrek olur. Sözlük matrisi ayrıca, seyrekleştirici (sparsifying) dönüşümünün veya

- 20
- 25

seyrekleştirici sözlüğünün matrisi olarak da ifade edilir.

İlk sözlük matrisi, verilen (belirli) eğitim setinden rastgele seçilenleri sütunlar halinde yerleştirilerek elde edilebilir. Bu başlangıç, daha sonra, sinyalleri daha seyrek ve daha doğru bir şekilde temsil edebilmesi için daha fazla seyrekleştirdiği ve güncellendiği bir sözlük öğrenme süreci haline gelir.

- 30 İlk sözlük, tüm eğitim sinyalleri kümesinden rastgele seçilen veri vektörlerini kullanarak oluşturulmaktadır. Bir başka deyişle, veri vektörleri tüm eğitim setinden rastgele olarak seçilmektedir.

Veri vektörlerinin rastgele seçimindeki tek kriter, ilk sözlüğün sütunları görevi görecektir benzer olmayan veri vektörlerini seçmektir. Bu nedenle, bu seçimin randomizasyonun başlangıç olarak kabul edilebilir derecelerde sadakat ve seyreklik içeren benzer olmayan verileri temsil

- 35

eden verileri getirmesi kabul edilebilir. Rastgele seçilen veri vektörlerine bir başka alternatif, sözlük atomları olarak hizmet etmek için önceden tanımlanmış temel fonksiyonları benimsemektir. Örnekler arasında ayrık Fourier dönüşümü (DFT) ve ayrık kosinüs dönüşümü (DCT) sayılabilir.

- 5 Buluşumuza konu olan yöntemin sonraki adımında, bir DFT/DCT temeline göre seyreklik elde edilmektedir.

Bir DFTtemeli, elemanları ayrık Fourier dönüşümü temel fonksiyonlarına sahip olan bir sözlük, buna karşılık, ayrık kosinüs dönüşüm temel fonksiyonun sütunlar olarak kullanıldığı bir DCT sözlüğüdür.

- 10 DFT/DCT temeline göre seyreklik elde edilmesi şu şekilde gerçekleşmektedir:

Belirli bir sinyalin seyreklik seviyesi DFT/DCT sözlüğü üzerinden kolayca elde edilebilir. Buradaki fikir, yalnızca sinyal enerjisinin büyük bir kısmına karşılık gelen dönüşüm katsayılarını ilişkilendirmektir. Başka bir deyişle, seçili olmayan diğer katsayılar sinyal enerjisinin küçük bir kısmına karşılık gelir. Bu nedenle, ihmal edilebilirler ve sinyal temsil

- 15 kalitesini kaybetmeden sıfır olarak ayarlanabilirler. Bu sıfır katsayılarından çok olduğu için, sinyal seyrekliğinde artışa neden olur. Bu, iki adımda gerçekleştirilebilir: ilk olarak, sinyal ile sözlük sütunları arasındaki iç çarpımı hesaplamaktır. İkincisi, hesaplanan iç çarpım katsayılarına eşik değeri çekilmesi, örneğin, yalnızca büyüklükleri belirlenmiş bir eşikğin üstünde olan katsayıların tutulmasıdır. Böyle bir eşik deneysel olarak ayarlanabilir. Örneğin, seçilen katsayılardaki enerjinin, örnek olarak orijinal sinyalin enerjisinin %90'ı olmasını
- 20 sağlayan bir eşik belirlenebilir.

Buluşumuza konu olan yöntemin bir sonraki işlem adımında sözlük atomları DFT temelli sütun vektörlerinin doğrusal kombinasyonları olarak tanımlanarak ilk özellik vektörü elde

25 edilir. Burada bahsedilen sözlük atomu, sözlük matrisindeki bir sütundur. Yani, diğer birçok sinyali temsil etmek için verimli bir şekilde kullanılabilen prototip sinyalidir. Bir sözlük atomu, DFT atomuyla (vektör veya temel fonksiyon) karşılaştırıldığında, bilgi, yapı, ve geometri açısından daha zengindir. Yine de, birkaç DFT atomunun lineer kombinasyonu olarak yazılabilir. Bu nedenle, sözlük atomları ve DFT atomları arasında tahmin için makine

30 öğrenmesi tarafından kolayca tanınabilir bir lineer ilişki vardır.

- Sözlük atomlarının DFT temelli sütun vektörlerinin doğrusal kombinasyonları olarak tanımlanması ve ilk özellik vektörünün elde edilmesi ile ilgili sözlüğün atomlarını DFT temellerine bağlamak için temel oluşturulur. Bu şekilde, benzer bir ilgi alanı sözlüğü
- 35 üzerindeki seyrekliği DFT üzerindeki seyreklik ile benzer şekilde bağlayabiliriz. Daha önce de

eden verileri getirmesi kabul edilebilirdir. Rastgele seçilen veri vektörlerine bir başka alternatif, sözlük atomları olarak hizmet etmek için önceden tanımlanmış temel fonksiyonları benimsemektir. Örnekler arasında ayrık Fourier dönüşümü (DFT) ve ayrık kosinüs dönüşümü (DCT) sayılabilir.

- 5 Buluşumuza konu olan yöntemin sonraki adımında, bir DFT/DCT temeline göre seyreklik elde edilmektedir.

Bir DFTtemeli, elemanları ayrık Fourier dönüşümü temel fonksiyonlarına sahip olan bir sözlük, buna karşılık, ayrık kosinüs dönüşüm temel fonksiyonun sütunlar olarak kullanıldığı bir DCT sözlüğüdür.

- 10 DFT/DCT temeline göre seyreklik elde edilmesi şu şekilde gerçekleşmektedir:

Belirli bir sinyalin seyreklik seviyesi DFT/DCT sözlüğü üzerinden kolayca elde edilebilir. Buradaki fikir, yalnızca sinyal enerjisinin büyük bir kısmına karşılık gelen dönüşüm katsayılarını ilişkilendirmektir. Başka bir deyişle, seçili olmayan diğer katsayılar sinyal enerjisinin küçük bir kısmına karşılık gelir. Bu nedenle, ihmal edilebilirler ve sinyal temsil

- 15 kalitesini kaybetmeden sıfır olarak ayarlanabilirler. Bu sıfır katsayılarından çok olduğu için, sinyal seyrekliğinde artışa neden olur. Bu, iki adımda gerçekleştirilebilir: ilk olarak, sinyal ile sözlük sütunları arasındaki iç çarpımı hesaplamaktır. İkincisi, hesaplanan iç çarpım katsayılarına eşik değeri çekilmesi, örneğin, yalnızca büyüklükleri belirlenmiş bir eşikğin üstünde olan katsayıların tutulmasıdır. Böyle bir eşik deneysel olarak ayarlanabilir. Örneğin, seçilen katsayılardaki enerjinin, örnek olarak orijinal sinyalin enerjisinin %90'ı olmasını
- 20 sağlayan bir eşik belirlenebilir.

Buluşumuza konu olan yöntemin bir sonraki işlem adımında sözlük atomları DFT temelli sütun vektörlerinin doğrusal kombinasyonları olarak tanımlanarak ilk özellik vektörü elde

25 edilir. Burada bahsedilen sözlük atomu, sözlük matrisindeki bir sütundur. Yani, diğer birçok sinyali temsil etmek için verimli bir şekilde kullanılabilen prototip sinyalidir. Bir sözlük atomu, DFT atomuyla (vektör veya temel fonksiyon) karşılaştırıldığında, bilgi, yapı, ve geometri açısından daha zengindir. Yine de, birkaç DFT atomunun lineer kombinasyonu olarak yazılabilir. Bu nedenle, sözlük atomları ve DFT atomları arasında tahmin için makine

30 öğrenmesi tarafından kolayca tanınabilir bir lineer ilişki vardır.

- Sözlük atomlarının DFT temelli sütun vektörlerinin doğrusal kombinasyonları olarak tanımlanması ve ilk özellik vektörünün elde edilmesi ile ilgili sözlüğün atomlarını DFT temellerine bağlamak için temel oluşturulur. Bu şekilde, benzer bir ilgi alanı sözlüğü
- 35 üzerindeki seyrekliği DFT üzerindeki seyreklik ile benzer şekilde bağlayabiliriz. Daha önce de

belirtildiği gibi, DFT üzerindeki seyrekliğin hesaplanması nispeten basit bir işlemdir. Bu nedenle, sözlüğe göre seyreklik ve DFT görüşmesi arasındaki bağlantıyı açığa çıkarmak, DFT üzerinden hesaplanan göze çarpanlığı temel alarak söz konusu alandaki seyrekliği tahmin etmeyi mümkün kılar.

- 5 Buluşumuza konu olan yöntemin bir sonraki işlem adımında DFT temeline ve sözlüğe göre seyreklik seviyesi arasındaki ilişki not edilerek ikinci özellik vektörü elde edilir. Daha önce bahsedildiği gibi, seyrekliğin sözlükle ilişkisi ve seyrekliğin DFT temelleriyle ilişkisi, sözlük atomları lineer olarak DFT temelleri bağlamında doğrusal olarak yazılabildiği için lineer bir ilişkidir. Burada önerilen fikir, bu lineer ilişkinin makine öğrenmesi tahmin işleminden geçerek
- 10 elde edilmesidir.

- Buluşumuza konu olan yöntemin sonraki işlem adımı, iki özellik vektörü türü temel alınarak bir makine öğrenmesi modelinin eğitilmesidir. Bu bir derin öğrenme tahmin modeli olabilir. Diğer makine öğrenmesi modellerinin uygulanabileceği de not edilmelidir. İki özellik
- 15 vektörünün temel alınmasında ele alınan fikir, sözlük atomunun DFT temelli fonksiyonlarına dayanan lineer bir kombinasyon olarak genişletilebilmesidir. Ayrıca, verilen bir sinyal birkaç sözlük atomu olarak temsil edilebilir. Bu nedenle sözlüğe göre seyreklik düzeyi ile DFT'ye göre seyreklik düzeyi arasında bir benzeşme vardır.

- Makine öğrenmesi modeli bir dizi örnek üzerinde yapılan eğitime dayanarak, verilen sinyali
- 20 ve sözlüğü temel alarak seyreklik düzeyini doğru bir şekilde tahmin edebilecektir. Bunu yapabilmesi, bir sözlük kullanma ve DFT temelini kullanma durumunda, kapsamlı bir dizi özellik ile eğitilmiş olması ve seyreklik seviyesi arasında bir benzeşme olması durumundan kaynaklanmaktadır. Yani, bu özellikler seyreklik seviyeleri ile birlikte sinyallerdir.

- 25 Buluşumuza konu olan yöntemin test aşamasında, bir "X" girdi sinyali için eğitilmiş modelbeslenmekte ve seyreklik seviyesi hesaplanmaktadır.

REFERANSLAR

- 30 [1] Choi, Jun Won, Byonghyo Shim, Yacong Ding, Bhaskar Rao, and Dong In Kim. "Compressed sensing for wireless communications: Useful tips and tricks." IEEE Communications Surveys & Tutorials 19, no. 3 (2017): 1527-1550.
- [2] R. Ward, "Compressed sensing with cross validation," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 55,
- 35 no. 12, pp. 5773–5782, Dec. 2009.

belirtildiği gibi, DFT üzerindeki seyrekliğin hesaplanması nispeten basit bir işlemdir. Bu nedenle, sözlüğe göre seyreklik ve DFT görüşmesi arasındaki bağlantıyı açığa çıkarmak, DFT üzerinden hesaplanan göze çarpanlığı temel alarak söz konusu alandaki seyrekliği tahmin etmeyi mümkün kılar.

- 5 Buluşumuza konu olan yöntemin bir sonraki işlem adımında DFT temeline ve sözlüğe göre seyreklik seviyesi arasındaki ilişki not edilerek ikinci özellik vektörü elde edilir. Daha önce bahsedildiği gibi, seyrekliğin sözlükle ilişkisi ve seyrekliğin DFT temelleriyle ilişkisi, sözlük atomları lineer olarak DFT temelleri bağlamında doğrusal olarak yazılabildiği için lineer bir ilişkidir. Burada önerilen fikir, bu lineer ilişkinin makine öğrenmesi tahmin işleminden geçerek
- 10 elde edilmesidir.

- Buluşumuza konu olan yöntemin sonraki işlem adımı, iki özellik vektörü türü temel alınarak bir makine öğrenmesi modelinin eğitilmesidir. Bu bir derin öğrenme tahmin modeli olabilir. Diğer makine öğrenmesi modellerinin uygulanabileceği de not edilmelidir. İki özellik
- 15 vektörünün temel alınmasında ele alınan fikir, sözlük atomunun DFT temelli fonksiyonlarına dayanan lineer bir kombinasyon olarak genişletilebilmesidir. Ayrıca, verilen bir sinyal birkaç sözlük atomu olarak temsil edilebilir. Bu nedenle sözlüğe göre seyreklik düzeyi ile DFT'ye göre seyreklik düzeyi arasında bir benzeşme vardır.

- Makine öğrenmesi modeli bir dizi örnek üzerinde yapılan eğitime dayanarak, verilen sinyali
- 20 ve sözlüğü temel alarak seyreklik düzeyini doğru bir şekilde tahmin edebilecektir. Bunu yapabilmesi, bir sözlük kullanma ve DFT temelini kullanma durumunda, kapsamlı bir dizi özellik ile eğitilmiş olması ve seyreklik seviyesi arasında bir benzeşme olması durumundan kaynaklanmaktadır. Yani, bu özellikler seyreklik seviyeleri ile birlikte sinyallerdir.

- 25 Buluşumuza konu olan yöntemin test aşamasında, bir "X" girdi sinyali için eğitilmiş modelbeslenmekte ve seyreklik seviyesi hesaplanmaktadır.

REFERANSLAR

- 30 [1] Choi, Jun Won, Byonghyo Shim, Yacong Ding, Bhaskar Rao, and Dong In Kim. "Compressed sensing for wireless communications: Useful tips and tricks." IEEE Communications Surveys & Tutorials 19, no. 3 (2017): 1527-1550.
- [2] R. Ward, "Compressed sensing with cross validation," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 55,
- 35 no. 12, pp. 5773–5782, Dec. 2009.

- [3] Malioutov, Dmitry M., Sujoy R. Sanghavi, and Alan S. Willsky. "Sequential compressed sensing." *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing* 4, no. 2 (2010): 435-444.
- [4] Foucart, Simon, and Ming-Jun Lai. "Sparsest solutions of underdetermined linear systems via ℓ_q -minimization for $0 < q \leq 1$." *Applied and Computational Harmonic Analysis* 26, no. 3 (2009): 395-407.
- [5] Wang, Jianfeng, Zhiyong Zhou, Anders Garpebring, and Jun Yu. "Sparsity estimation in compressive sensing with application to MR images." *arXiv preprint arXiv:1710.04030* (2017).
- [6] Römer, Florian, et al. "Sparsity order estimation for single snapshot compressed sensing." 2014 48th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. IEEE, 2014.
- [7] Semper, S., Römer, F., Hotz, T., & DelGaldo, G. (2018). Sparsity Order Estimation From a Single Compressed Observation Vector. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 66(15), 3958-3971.
- [8] Z. Qin, Y. Gao, and C. G. Parini, "Data-assisted low complexity compressive spectrum sensing on real-time signals under sub- Nyquist rate," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 15, no. 2, pp. 1174–1185, Feb. 2016.

- [3] Malioutov, Dmitry M., Sujoy R. Sanghavi, and Alan S. Willsky. "Sequential compressed sensing." *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing* 4, no. 2 (2010): 435-444.
- [4] Foucart, Simon, and Ming-Jun Lai. "Sparsest solutions of underdetermined linear systems via ℓ_q -minimization for $0 < q \leq 1$." *Applied and Computational Harmonic Analysis* 26, no. 3 (2009): 395-407.
- [5] Wang, Jianfeng, Zhiyong Zhou, Anders Garpebring, and Jun Yu. "Sparsity estimation in compressive sensing with application to MR images." *arXiv preprint arXiv:1710.04030* (2017).
- [6] Römer, Florian, et al. "Sparsity order estimation for single snapshot compressed sensing." 2014 48th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. IEEE, 2014.
- [7] Semper, S., Römer, F., Hotz, T., & DelGaldo, G. (2018). Sparsity Order Estimation From a Single Compressed Observation Vector. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 66(15), 3958-3971.
- [8] Z. Qin, Y. Gao, and C. G. Parini, "Data-assisted low complexity compressive spectrum sensing on real-time signals under sub- Nyquist rate," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 15, no. 2, pp. 1174–1185, Feb. 2016.