

Birincil Kullanıcı Trafığı İçeren Bilişsel Radyolarda Kanal Durumunun Tahmini için Yeni Bir Yöntem

A New Method of Channel State Prediction for Cognitive Radios with Primary User Traffic

Timur Düzenli¹, Olcay Akay²

^{1,2}Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü

Dokuz Eylül Üniversitesi

timur.duzenli@deu.edu.tr, olcay.akay@deu.edu.tr

Özet

Bu çalışmada, bilişsel radyolar için birincil kullanıcı trafiği içeren kanallarda, kanalın gelecek gözlem periyotlarındaki durumunun tahmini için yeni bir algoritma önerilmektedir. Önerilen bu algoritmaya göre, geçmişte verilmiş olan kararlara bakılarak kanaldaki birincil kullanıcı trafiği ile ilgili dört parametre belirlenmekte ve bu parametreler kanalın gelecekteki durumunu tahmin etmek için kullanılmaktadır. Karşılaştırma amacıyla literatürde daha önce önerilmiş olan ilinti (correlation) tabanlı tahmin yöntemleri incelenmiştir. Birincil kullanıcı trafiği, Poisson dağılımı ile modellenmiş olup, başarımın ölçümü için sistem kullanımı ve birincil kullanıcı engellenme oranı ölçütleri kullanılmıştır. Değişen uzunlukta geçmiş ve tahmin pencereleri ile farklı trafik yoğunlukları için ayrı ayrı simülasyonlar gerçekleştirilmiş olup, bu simülasyonlar sonucunda, önerilmiş olan algoritmanın ilinti tabanlı diğer yöntemlere göre daha yüksek başarımlar gösterdiği gözlemlenmiştir.

Anahtar Kelimeler Bilişsel radyo, birincil kullanıcı trafiği, Poisson dağılımı, kanal durumu tahmini.

Abstract

In this study, a new algorithm is proposed for cognitive radios to predict the state of the channel for future observation periods. The channel is assumed to contain primary user (PU) traffic. In this algorithm, four parameters related to PU traffic are extracted using previously taken decisions. These extracted parameters in turn are used for prediction of future states of the channel. For comparison, correlation based methods proposed in the literature are examined. The PU traffic has been modeled via Poisson distribution. For performance evaluation, two metrics called system utility and PU disturbance ratio have been used. Simulations have been carried out individually for varying lengths of history and prediction windows and for different traffic densities. According to simulation results, the proposed algorithm outperforms correlation based prediction techniques.

Keywords Cognitive radio, primary user traffic, Poisson distribution, channel state prediction.

1. Giriş

Bilişsel radyolarda spektrum sezme için yapılan çalışmaların çoğunluğunda, yapılan analizler kanalın o anki durumunu tespit etme amacını taşımakta, kanalın gelecekteki durumuyla ilgili herhangi bir öngöründe bulunulmamaktadır. Ancak, özellikle yüksek trafik yoğunluğu içeren kanallarda bu durum birincil ve ikincil kullanıcılar arasında girişim (interference) riskini ortaya çıkarmaktadır. Ayrıca, gelecek periyotlarda kanalın durumunun bilinmemesi, bilişsel radyoların mantığına ters bir şekilde kanalın sunduğu muhtemel kullanım fırsatlarının da kaçırılmasına neden olmaktadır. Bu sebeple, bilişsel radyolarda kanal durumunun tahmini, hem birincil kullanıcıların girişimden korunması hem de ikincil kullanıcıların kanaldaki fırsatları daha etkin bir şekilde değerlendirebilmesi açısından önemli bir konudur.

Bilişsel radyolarda tahmin problemi üzerine literatürde var olan çalışmalar genel olarak spektrum tahmini, trafik yapısının tahmini ve kanalın tahmini gibi üç ayrı başlık altında toplanabilir.

Spektrum tahmininde, tek bir kanal durumu yerine frekans spektrumunun sonraki periyot ya da periyotlardaki durumuyla ilgilenilmektedir. Örneğin, [1] çalışmasında spektrum kullanımı ve spektrumun gelecekteki durumunun tahmini için ikili (binary) zaman serileri tabanlı bir yöntem önerilmektedir. Bir başka çalışmada ise spektrum tahmini için gizli Markov modeli (Hidden Markov Model) kullanılmaktadır [2].

Birincil kullanıcıya ait trafik yapısının tahmininde ise, durum geçiş olasılığı, kanala ulaşma oranı vb. trafik parametreleri hesaplanıp tahminler bu parametreler üzerinden gerçekleştirilmektedir [3], [4]. Öncelikle trafiği sınıflandıran, sonrasında bu trafik modeli üzerinden tahminler gerçekleştiren bir çalışmada, tahmin sonuçlarına göre gerektiğinde kanal seçimi ve anahtarlaması yapılabildiği gösterilmektedir [4].

Kanal durum tahmininde ise geçmişte kanalın boş veya dolu olduğu şeklinde verilen kararlar analiz edilerek gelecek periyotlar için ilgililenen bant aralığı hakkında ikili (binary) bir tahminde bulunulmaktadır (kanalın boş olduğu

durum için 0, dolu olduğu durum için 1 değeri atanmaktadır [5].

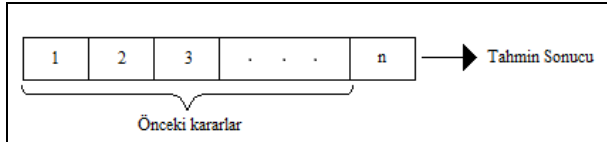
Bildirinin bundan sonraki kısmı aşağıdaki şekilde düzenlenmiştir: İkinci kısımda, literatürde tahmin için kullanılan ilinti tabanlı üç yöntemden bahsedilmektedir. Üçüncü kısımda ise bu çalışmada önerilen algoritma tanıtılmaktadır. Dördüncü kısımda, yapılan simülasyon çalışmaları sunulmakta olup, son olarak sonuç kısmında ise simülasyon sonuçları irdelenmekte ve gelecekte yapılması planlanan çalışmalar hakkında bilgi verilmektedir.

2. İlinti (Correlation) tabanlı tahmin algoritmaları

Birincil kullanıcının gelecek periyotlardaki durumunun tahmini için geçmiş periyotlardaki hareketleri arasındaki ilintinin incelenmesi literatürde önerilen yöntemler arasında yer almaktadır. [6] çalışmasında geçmişte verilen kararlar arasındaki ilinti araştırılarak birincil kullanıcının gelecekteki durumu tahmin edilmektedir. Geçmiş periyotlarda hatasız sezme (perfect sensing) gerçekleştirilebildiği varsayılan bu çalışmada aşağıda belirtilen ilinti tabanlı üç yöntemin başarımı incelenmektedir [6]:

1. İlinti tabanlı tahmin,
2. İlinti ve doğrusal regresyon tabanlı tahmin
3. Özilinti (Autocorrelation) tabanlı tahmin

Yukarıda listelenmiş olan tüm yöntemlerde geçmiş kararları içeren bir geçmiş penceresi ve gelecek periyotlar için yapılan tahminleri içeren bir tahmin penceresi kullanılmaktadır. n-1 adet karar içeren geçmiş penceresi ile bir periyot için tahmin yapıldığı durumdaki gelecek penceresi Şekil 1’de gösterilmektedir.



Şekil 1. Bir periyotluk tahmin için geçmiş ve tahmin pencerelerinin gösterimi

İlinti tabanlı yöntemlerin hepsinde ortak bir özellik olarak öncelikle geçmişte verilen kararlar arasında bir ilişki olup olmadığına bakılmaktadır. Bunun için bu kararlar arasında aşağıda verilen Pearson ilinti katsayısı hesaplanmaktadır [6]- [8]:

$$P(\underline{x}^{(n)}, \underline{r}^{(n)}) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x(i) - E[\underline{x}^{(n)}]}{\sigma_{\underline{x}^{(n)}}} \right) \times \left(\frac{r(i) - E[\underline{r}^{(n)}]}{\sigma_{\underline{r}^{(n)}}} \right) \quad (1)$$

Bu denklemde $\underline{x}^{(n)}$, n boyutlu indeks vektörünü; $\underline{r}^{(n)}$, geçmiş penceresindeki karar vektörünü; $E[\cdot]$, beklenen değeri $\sigma_{\underline{x}^{(n)}}$ ve $\sigma_{\underline{r}^{(n)}}$ de ilgili vektörlerin standart sapmalarını göstermektedir. Pearson ilinti katsayısı hesaplandıktan sonra, önceden belirlenmiş bir eşik değeri ile

karşılaştırılmakta, bunun sonucuna göre tahmin süreci dallanarak devam etmektedir.

İlinti tabanlı tahmin yönteminde, hesaplanan Pearson ilinti katsayısının eşik değerinden büyük olduğu durumda, gelecek penceresinin tamamı geçmiş penceresinin son elemanı ile doldurulmaktadır. Aksi durumda ise gelecek penceresine, geçmişte hangi karar (0 veya 1) çoğunlukta o yerleştirilmektedir. Program 1’de ilinti tabanlı yöntemle ait sözde program (pseudo code) görülebilir. Bu programda; W_H , geçmiş penceresindeki kararları; Çoğunluk Sonucu, geçmiş penceresinde hangi kararın (kanalın boş olduğu durum için 0, dolu olduğu durum için 1) çoğunlukta olduğunu; $|\text{ilinti}(X, W_H)|$, indeks vektörü ile geçmiş penceresindeki elemanlar arasındaki ilinti katsayısını; $H_{|W_H|}$, geçmiş penceresindeki son kararı; ilinti eşiği, karşılaştırma yapılacak ilinti sınırını ve W_P , tahmin penceresinin elemanlarını ifade etmektedir. W_H vektörünün elemanlarının önceden bilindiği ve ilinti eşiği parametresinin önceden belirlendiği varsayılmaktadır.

Program 1. İlinti tabanlı tahmin sözde programı [6]

```

Çoğunluk Sonucu ← Çoğunluk ( $W_H$ )
Eğer  $|\text{ilinti}(X, W_H)| > \text{ilinti eşiği}$  ise
 $W_P \leftarrow [H_{|W_H|} \dots H_{|W_H|}]$ 
Değilse
 $W_P \leftarrow [\text{Çoğunluk Sonucu} \dots \text{Çoğunluk Sonucu}]$ 
    
```

İlinti ve doğrusal regresyon tabanlı tahmin yönteminde ise hesaplanan ilinti katsayısı eşik değerinden büyükse geçmiş penceresinin elemanları üzerinden bir doğrusal regresyon analizi gerçekleştirilmektedir. Bu analiz sonucunda elde edilen katsayılar 0.5 ile karşılaştırılmakta, 0.5’ten büyük olduğu durumda gelecek penceresine 1, küçük olduğu durumda ise 0 yerleştirilmektedir (hard-thresholding). Bu yöntemde de başta hesaplanan Pearson ilinti katsayısının eşik değerinden küçük olduğu durumda geçmişte hangi karar çoğunluktaysa gelecek penceresi o kararla doldurulmaktadır. İlinti ve doğrusal regresyon tabanlı tahmin yöntemine ait sözde program, Program 2’de verilmektedir.

Program 2. İlinti ve doğrusal regresyon tabanlı tahmin sözde programı [6]

```

Çoğunluk Sonucu ← Çoğunluk ( $W_H$ )
Eğer  $|\text{ilinti}(X, W_H)| > \text{ilinti eşiği}$  ise
 $W_P \leftarrow \text{Doğrusal regresyon analizi ile elde edilen katsayılar}$  (0.5 ile karşılaştırılıp 0 veya 1 atanır)
Değilse
 $W_P \leftarrow [\text{Çoğunluk Sonucu} \dots \text{Çoğunluk Sonucu}]$ 
    
```

İlinti tabanlı yöntemlerin sonuncusu olarak, özilinti (autocorrelation) tabanlı tahmin yönteminde, Pearson ilinti katsayısı eşik değerini aştığında farklı gecikme (lag) değerleri için özilinti katsayıları hesaplanmaktadır. Gecikme değerinin 0 olduğu durumda işaret üstüste bindiği için özilinti katsayısının değeri 1 olmaktadır. Bir sonraki en yüksek değer ise geçmiş penceresinin içinde kendini tekrar eden bir yapının periyodunu vermiş olacaktır. Bu yaklaşımı kullanan özilinti tabanlı tahmin yönteminde tahmin penceresi, geçmiş penceresindeki periyodik yapının

bileşenleri göz önüne alınarak doldurulmaktadır. Pearson ilinti katsayısının eşik değerini aşmadığı durumda, önceki yöntemlerde olduğu gibi geçmiş penceresindeki kararların çoğunluğuna bakılmaktadır. Bu yönteme ait sözde program, Program 3'te verilmektedir.

Program 3. Özilinti tabanlı tahmin sözde programı [6]

| |
|---|
| <p>Çoğunluk Sonucu ← Çoğunluk (W_H)</p> <ul style="list-style-type: none"> • $[0, W_H /2]$ aralığındaki gecikme (lag) değerleri için W_H vektörünün özilinti katsayılarını hesapla. • Özilinti vektörünün 2. en büyük elemanına ait gecikme (lag) değerini belirle (Bu değer aynı zamanda geçmiş penceresindeki kararların periyodunu temsil etmektedir). <p>Eğer $ilinti(X, W_H) > ilinti\ eşiği$ ise $W_p \leftarrow$ Periyot bilgisini kullanarak elde edilen tahmin değerleri</p> <p>Değilse $W_p \leftarrow [Çoğunluk\ Sonucu \dots Çoğunluk\ Sonucu]$</p> |
|---|

3. Yeni önerilen tahmin yöntemi

Bu çalışmada önerilen yöntem, geçmişte verilen kararları analiz ederek, birincil kullanıcının kanala giriş ve kanaldan çıkış oranlarını tespit etmekte ve bu oranları kullanarak birincil kullanıcının gelecekteki durumunu tahmin etmektedir. Önerilen bu yöntem ilinti tabanlı olmamakla birlikte önceki kısımda bahsedilen algoritmalarda kullanılan geçmiş ve tahmin pencerelerini kullanmaktadır.

Bu çalışmada önerilen algoritmada, geçmişte verilen kararlar analiz edilerek aşağıda verilen dört parametre elde edilmektedir:

Kanala giriş oranı: Geçmiş penceresindeki 0-1 geçiş sayısının pencere uzunluğuna oranı,

Kanaldan çıkış oranı: Geçmiş penceresindeki 1-0 geçiş sayısının pencere uzunluğuna oranı,

Kanala son giriş noktası: Geçmiş penceresindeki son 0-1 geçişinin gerçekleştiği indeks değeri (1 olduğu andaki indeks değeri göz önüne alınmıştır),

Kanaldan son çıkış noktası: Geçmiş penceresindeki son 1-0 geçişinin gerçekleştiği indeks değeri (0 olduğu andaki indeks değeri göz önüne alınmıştır).

Kanala giriş oranı ve *kanaldan çıkış oranı* parametrelerinin tersi alındığında, sırasıyla kanalın ortalama olarak ne kadar süre dolu ve boş olduğu elde edilmektedir [9]. Önerdiğimiz algoritmada, *kanala son giriş noktası* ile tahmin edilecek periyot arasındaki uzunluk, kanalın ortalama doluluk süresinden kısa ise birincil kullanıcının kanalı kullanmaya devam edeceği çıkarımı yapılarak tahmin edilecek periyoda 1, aksi durumda 0 değeri atanmaktadır. Benzer bir atama *kanaldan son çıkış noktası* için de yapılabilir. Ancak, öncelikli olarak *kanala son giriş noktası* ile *kanaldan son çıkış noktasının* karşılaştırılıp, geçmiş penceresinin kanalın hangi durumunda (boş veya dolu) sonlandığının tespit edilmesi gerekmektedir. Önerdiğimiz yöntemin sözde programı Program 4'te görülebilir.

Program 4. Bu çalışmada önerilen kanal durum tahmini sözde programı

| |
|---|
| <p>Kanala giriş oranı, Kanaldan çıkış oranı, Kanala son giriş noktası ve Kanaldan son çıkış noktası parametrelerini hesapla</p> <p>Eğer Kanala son giriş noktası > Kanaldan son çıkış noktası ise {</p> <p>eğer $(W_H + 1 - \text{Kanala son giriş noktası}) < \text{Kanala giriş oranı}^{-1}$ ise $W_p \leftarrow 1$</p> <p>değilse $W_p \leftarrow 0$ }</p> <p>Değilse {</p> <p>eğer $(W_H + 1 - \text{Kanaldan son çıkış noktası}) < \text{Kanaldan çıkış oranı}^{-1}$ ise $W_p \leftarrow 0$</p> <p>değilse $W_p \leftarrow 1$ }</p> |
|---|

Yukarıda anlatılan yöntemlerin yanı sıra, simülasyonlarda VE (AND) ve VEYA (OR) mantık operatörlerinin geçmiş penceresindeki kararlara uygulanması ve bu kararların sadece sayısal çoğunluğuna bakılması (MAJORITY) ile elde edilen tahmin başarımları da incelenmiştir.

4. Simülasyon sonuçları

Simülasyonlar gerçekleştirilirken birincil kullanıcı trafiği Poisson dağılımı ile modellenmiş, kanalın boş ve dolu olma süreleri eşit olarak kabul edilmiştir. Buna ek olarak, geçmiş penceresinde yer alan önceki kararlarda hata olmadığı (perfect sensing) varsayılmıştır. Her bir simülasyon 1000 örnek uzunluğunda olup, 20 kez koşturulmuş ve sonuç olarak bu 20 koşunun ortalaması alınmıştır [6].

Başarımların karşılaştırılabilmesi için [6]'da önerilmiş olan iki ölçüt kullanılmıştır:

Sistem Kullanımı (System Utility): Bu ölçüt, kanal boş olduğunda ikincil kullanıcının ne oranda doğru tahmin yaparak kanalın boş olduğunu tespit edebildiğini göstermektedir. Sistem Kullanımı aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır:

$$\text{Sistem Kullanımı} = \frac{\text{Boş olarak karar verilen tahminlerin sayısı}}{\text{Kanalın boş olduğu durumların sayısı}}$$

Birincil Kullanıcı Engellenme Oranı (Primary User Disturbance Ratio): Bu ölçüt, kanal kullanımdayken, yanlış şekilde boş olarak tahmin edilmesini ifade etmekte, bir başka deyişle birincil ve ikincil kullanıcı arasındaki girişim oranını vermektedir. Yanlış şekilde boş olarak karar verilen tahminlerin sayısının, kanalın gerçekten dolu olduğu durumların sayısına oranıyla aşağıdaki şekilde bulunmaktadır:

$$\text{Birincil Kullanıcı Engellenme Oranı} = \frac{\text{Yanlış olarak boş tahmin edilme sayısı}}{\text{Kanalın dolu olduğu durumların sayısı}}$$

İdeal durumda sistem kullanımının 1, birincil kullanıcı engellenme oranının da 0 olması istenir.

Şekil 2’de farklı uzunlukta tahmin pencereleri için başarımın nasıl değiştiği gösterilmektedir. Kanalın ortalama dolu ve boş olma oranları $\lambda_{on}=\lambda_{off}=0.2$ olarak seçilmiş olup, ilinti eşiği (correlation threshold) [6] çalışmasında olduğu gibi $\delta_T=0.3$ alınmıştır. Sadece bir sonraki periyot için tahmin yapıldığından tahmin penceresinin uzunluğu $|W_p|=1$ ’dir.

Şekil 2’ye göre VE ve VEYA operatörleri diğer yöntemlere göre daha uç karakteristikler sergilemektedir. Geçmiş penceresinde en az bir 0 kararı bulunduğu VE mantığının sonucu olarak kanalın boş olduğuna karar verilmektedir. Bu sebeple VE operatörü kullanıldığında kanal çok yüksek oranda kullanılmakta, buna paralel olarak sistem kullanımı ve birincil kullanıcı engellenme oranı ölçütleri yüksek değerler almaktadır. VEYA mantığında ise geçmiş penceresinde en az bir adet 1 kararı bulunduğu kanalın dolu olacağı kararı verilmekte ve başarım ölçütleri düşük değerler almaktadır.

Diğer yöntemlere bakıldığında ise daha dengeli bir dağılım olduğu görülmektedir. Geçmiş penceresinin uzunluğu arttıkça kararlar arasındaki ilişki azalacağından ilinti tabanlı yöntemlerin tahmin başarımlarında beklenen bir düşüş gözlemlenmektedir. Bu çalışmada önerilen yöntem ise her iki ölçüt için diğer yöntemlere göre daha üstün başarım göstermekte, ilinti tabanlı olmadığı için pencere uzunluğunun değişiminden daha az etkilenmektedir.

Şekil 3’te tahmin penceresinin uzunluğu değiştirildiğinde tahmin başarımlarının nasıl değiştiği gösterilmektedir. Kanalın ortalama boş ve dolu olduğu süreler ile ilinti eşiği, Şekil 2’de olduğu gibi, sırasıyla $\lambda_{on}=\lambda_{off}=0.2$ ve $\delta_T=0.3$ olarak alınmıştır. Geçmiş penceresinin uzunluğu ise $|W_H|=10$ olarak alınmıştır. Tahmin penceresinin uzaması daha uzak noktaları tahmin etmek anlamına geldiğinden başarımlarda düşüş olması beklenen bir etkidir. Şekil 3’te bu etki görülebilmektedir. VE ve VEYA mantık operatörlerine ait uç karakteristikler Şekil 3’te de geçerlidir. Diğer yöntemlere bakıldığında, sistem kullanımı açısından, önerilen yöntem ile ilinti tabanlı yöntem yaklaşık olarak eşit başarım göstermekte ancak önerilen yöntemin birincil kullanıcı engellenme oranının diğer yöntemlere göre daha düşük olduğu görülmektedir.

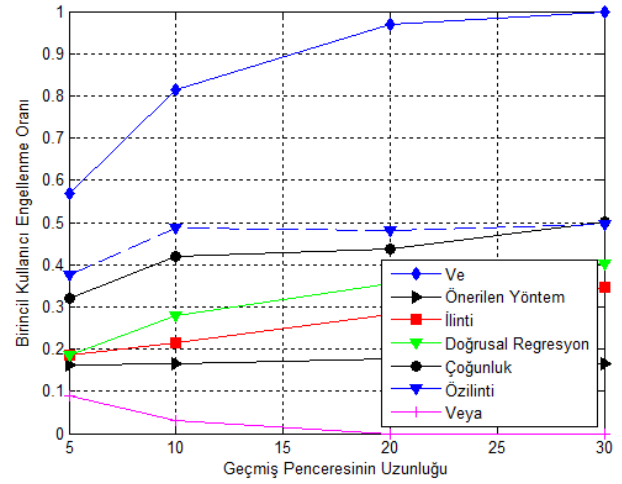
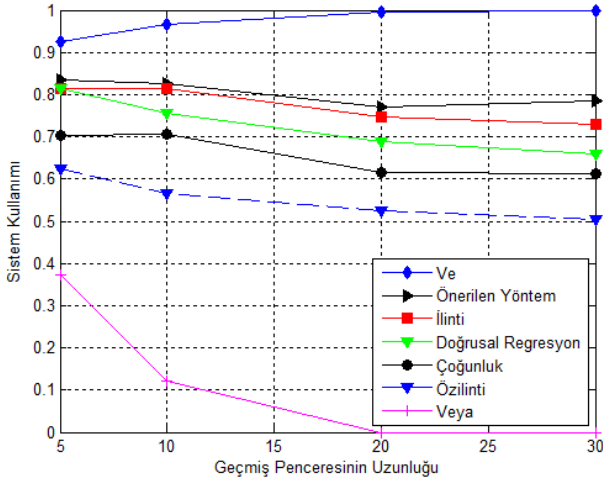
Son olarak Şekil 4’te farklı birincil kullanıcı trafik yoğunlukları için tahmin başarımları gösterilmektedir. Bu kez kullanılan parametre değerleri $\delta_T=0.3$, $|W_H|=10$ ve $|W_p|=1$ şeklinde atanmıştır. Trafik yoğunluğu için ise 1/5, 1/10, 1/20 ve 1/30 şeklinde azalan yönde farklı değerler seçilmiştir. Trafik yoğunluğunun azaldığı durumda gelecek periyotlar için tahminin kolaylaşması nedeniyle tahmin başarımlarında bir artış gözlenmesi beklenebilir. Bu durum Şekil 4’te görülebilmektedir. Trafik yoğunluğunun azalmasıyla bütün yöntemler için başarımda bir iyileşme sağlandığı görülmektedir. Burada da önerilen yöntem ilinti tabanlı diğer yöntemlere göre daha üstün bir başarım göstermektedir.

5. Sonuç

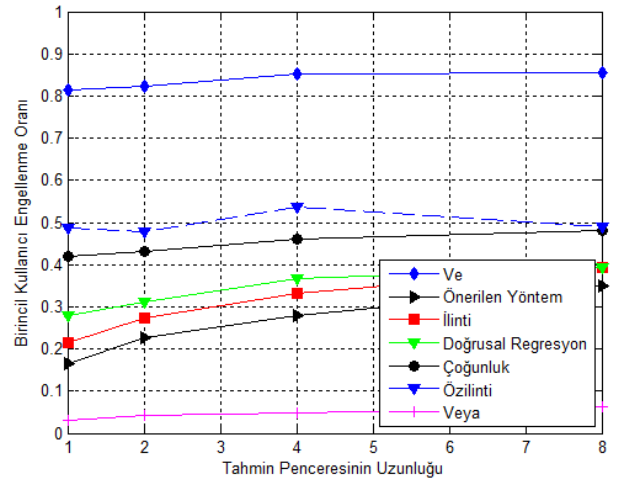
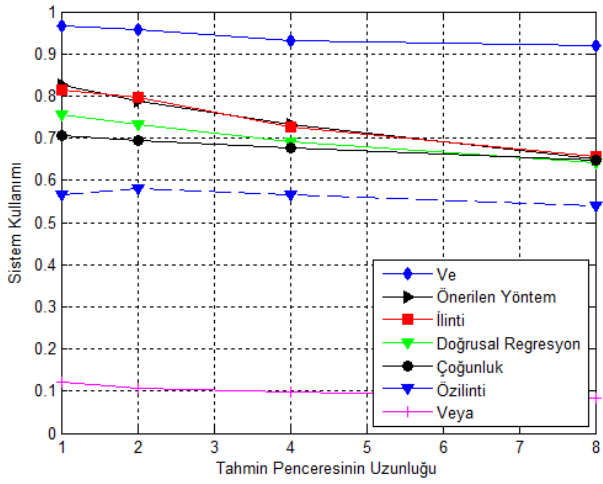
Bu çalışmamızda, bilişsel radyolar için birincil kullanıcı trafiği altındaki bir kanalın gelecekteki durumunun tahmini üzerine yeni bir algoritma önerilmektedir. Bu algorithmada öncelikle kanala giriş oranı, kanaldan çıkış oranı, kanala son giriş noktası ve kanaldan son çıkış noktası şeklinde isimlendirilen kanal trafiğine ilişkin dört parametre geçmişte verilen kararlar analiz edilerek hesaplanmıştır. Elde edilen bu dört parametre, kanalın gelecekteki durumunu tahmin etmek amacıyla kullanılmıştır. Başarımın ölçülmesi için sistem kullanımı ve birincil kullanıcı engellenme oranı ölçütlerinden yararlanılmıştır. Önerilen algoritmanın başarımı ilinti tabanlı tahmin yöntemleri ile karşılaştırılmış, uzunluğu değişen geçmiş ve gelecek pencereleri ile farklı trafik yoğunlukları altında bu yöntemin daha yüksek başarım gösterdiği gözlemlenmiştir. Gelecekte yapılacak çalışmalar olarak, önerilen algoritmanın yoğunluğu zamanla değişen trafik modelleri için genelleştirilmesi ve geçmiş penceresinde hatalı kararlar (sensing error) olduğu durumda başarımın incelenmesi ve iyileştirilmesi planlanmaktadır.

6. Kaynakça

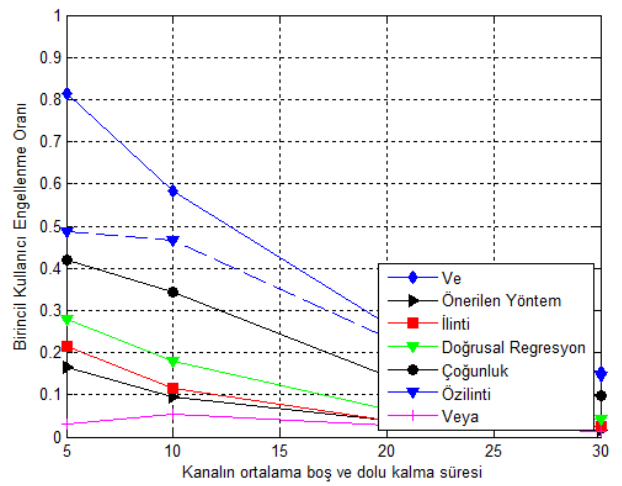
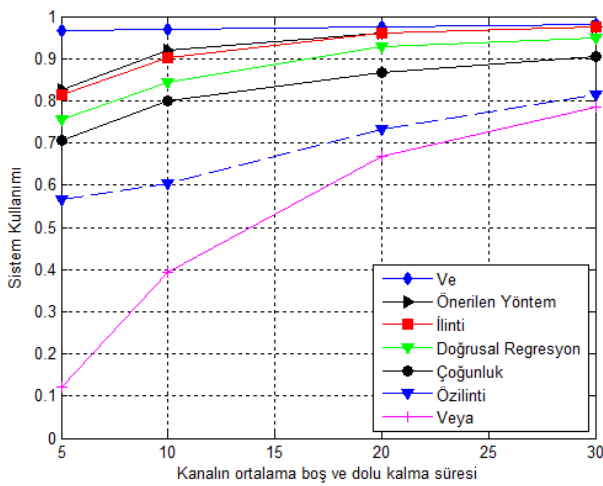
- [1] Yarkan, S., Arslan, H., “Binary time series approach to spectrum prediction for cognitive radio”, *IEEE 66th Vehicular Technology Conference, VTC-2007*, pp. 1563-1567, Baltimore, MD, 2007.
- [2] Black, T., Kerans, B., Kerans, A., “Implementation of hidden Markov model spectrum prediction algorithm”, *International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT)*, pp. 280-283, Gold Coast, QLD, 2-5 Oct. 2012.
- [3] Chun-Hao, L., Gabran, W., Cabric, D., “Prediction of exponentially distributed primary user traffic for dynamic spectrum access”, *IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, pp. 1441 - 1446, Anaheim, CA, 3-7 Dec. 2012.
- [4] Hoyhtya, M., Pollin, S., Mammela, A., “Classification based predictive channel selection for cognitive radios”, *IEEE International Conference on Communications (ICC)*, pp. 1-6, Cape Town, South Africa, 2010.
- [5] Ivrih, S. S., Sadough, S. M-S., “Spectrum sensing for cognitive radio system through primary user activity prediction”, *Radioengineering*, vol. 21, iss. 4, pp. 1092-1100, December 2012.
- [6] Uyanık, G. S., Canberk, B., Oktug, S., “Predictive spectrum decision mechanisms in cognitive radio networks”, *IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)*, pp. 943-947, Anaheim, CA, 3-7 Dec. 2012.
- [7] Canberk, B., Akyildiz, Ian F., Oktug, S., “Primary user activity modeling using first-difference filter clustering and correlation in cognitive radio networks”, *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 19, no. 1, February 2011.
- [8] Rodgers J. L., Nicewander, A. W., “Thirteen ways to look at the correlation coefficient”, *Amer. Statistician*, vol. 42, no. 1, pp. 59-66, 1988.
- [9] Kay, S., *Intuitive Probability and Random Processes using MATLAB*, Springer, New York, USA, 2006.



Şekil 2. Farklı geçmiş penceresi uzunlukları için başarımları sonuçları



Şekil 3. Farklı tahmin penceresi uzunlukları için başarımları sonuçları



Şekil 4. Farklı trafik yoğunlukları için başarımları sonuçları