

# Akıllı Radyo Sistemleri İçin Uyarlanı Veri Birleştirme Tabanlı İşbirlikli Spektrum Algılama Yöntemi

## Adaptive Decision Fusion Based Cooperative Spectrum Sensing for Cognitive Radio Systems

B. Uğur Töreyn, Serhan Yarkan, Khalid A. Qaraqe

A. Enis Çetin

Teksa A ve M Üniversitesi  
{behcet.toreyn,serhan.yarkan,khalid.qaraqe}@tamu.edu

Bilkent Üniversitesi  
cetin@bilkent.edu.tr

### ÖZETÇE

*Bu çalışmada, akıllı radyo sistemleri için uyarlanı veri birleştirilmesine dayalı bir spektrum algılama yöntemi önerilmiştir. Literatürdeki çevrimiçi öğrenim teknikleri, devingen yapıdaki problemlerin çözümü için uygundur. Akıllı radyo ağlarındaki işbirlikli spektrum algılama uygulaması da, kanal kullanımı ve yapısındaki kaymalara bağlı olarak çevrimiçi öğrenme yöntemlerine uygun bir problem olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu problem, akıllı radyo sistemlerindeki ikincil kullanıcıların, frekans kullanımlarını birincil kullanıcıları rahatsız etmeden, onların haberleşme kalitesini düşürmeden ayarlamaları gerekliliğinden dolayı önemlidir.*

*Önerilen yöntemde, çeşitli algılayıcı noktalarından gelen algılama değerleri ağırlıklandırılıp doğrusal bir şekilde birleştirilmektedir. Ağırlık değerleri, algılayıcılardan gelen güç ölçüm değerleri tarafından tanımlanan dışbükey kümeler üzerine gerçekleştirilen izdüşümlerle çevrimiçi olarak güncellenmektedir. İşbirlikli spektrum algılaması amacıyla önerilen uyarlanı birleştirme stratejisi, birincil ve ikincil kullanıcılar arasındaki kanallın niteliğinden bağımsız olarak çalışabilmektedir. Yönteme ilişkin benzetim ve laboratuvar ortamında gerçekleştirilen deney sonuçları ayrıca sunulmuştur.*

### ABSTRACT

In this paper, an online Adaptive Decision Fusion (ADF) framework is proposed for the central spectrum awareness engine of a spectrum sensor network in Cognitive Radio (CR) systems. Online learning approaches are powerful tools for problems where drifts in concepts take place. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks is such a problem where channel characteristics and utilization patterns change frequently. The importance of this problem stems from the requirement that secondary users must adjust their frequency utilization strategies in such a way that the communication performance of the primary users would not be degraded by any means.

In the proposed framework, sensing values from several sensor nodes are fused together by weighted linear combination at the central spectrum awareness engine. The weights are updated on-line according to an active fusion method based on performing orthogonal projections onto convex sets describing power reading values from each sensor. The proposed adaptive

fusion strategy for cooperative spectrum sensing can operate independent from the channel type between the primary user and secondary users. Results of simulations and experiments for the proposed method conducted in laboratory are also presented.

### 1. GİRİŞ

Spektrum (tayf) algılaması, akıllı radyo sistemlerinin en belirleyici özelliklerinden biridir [1]. Spektrum algılaması başarımının artırılması amacıyla, literatürde işbirlikli spektrum algılama yöntemleri geliştirilmiştir [2]. Aslında, çokyollu sönümleme/gölgeleme ve gürültü gücündeki dalgalanmalar gibi uygulamada karşılaşılan sorunlar, spektrum algılanması amacıyla ikincil kullanıcılar arasındaki işbirliğini zorunlu kılmaktadır [3]. Bahsi geçen olumsuzlukların, spektrum algılayıcıları arasında yapılan işbirliğiyle azaltıldığı çeşitli çalışmalarca gösterilmiştir [2].

İşbirlikli spektrum algılamasına yönelik son yıllarda yapılan çalışmaların birinde, en iyi doğrusal işbirliği kuramı geliştirilmiştir [4]. İlgili çalışmanın kanımızca uygulamada kullanımını kısıtlayabilecek önemli bir eksiği, yöntemin ortamdaki durağan olmayan rastgelelikten ve kanal dinamiklerinden kaynaklanabilecek değişikliklere uyarlanamamasıdır. Sonraki çalışmalarla [5], kuramla uygulama arasındaki boşluk kapatılmaya çalışıldıysa da, gerçek sistemlerin karşılaştığı sorunların azaltılması için daha çok uygulamaya yönelik yöntemler geliştirilmelidir.

Önerilen Uyarlanı Veri Birleştirme (UVB) yöntemi her algılayıcının sonuca olan katkısını heran güncelleyerek algılama sorununa özgü dinamiklerden faydalanmaktadır. Çevrimiçi güncellemeler, algılayıcılardan gelen güç ölçüm değerleri tarafından tanımlanan dışbükey kümeler üzerine gerçekleştirilen izdüşümlerle gerçekleştirilmektedir. Yöntemin en önemli üstünlüğü, birincil ve ikincil kullanıcılar arasındaki kanal dağılımına ait herhangi bir varsayımda ya da kabulde bulunmamasıdır. Bu özelliği sayesinde yöntem, uygulamadaki spektrum algılayıcılarına kolaylıkla eklenebilir.

Bu bildiride önerilen yöntem en iyi doğrusal işbirliği yöntemiyle benzetim yoluyla karşılaştırılmıştır. Ayrıca yöntemin başarımının belirlenmesi amacıyla laboratuvar ortamında kurulan deney düzeneğine ilişkin sonuçlar da sunulmaktadır. Bildiri şu bölümlerden oluşmaktadır:

benzetim ve deneylerde kullanılan sistem modeli ikinci bölümde yer almaktadır. Uyarlamalı Veri Birleştirme (UVB) yöntemi üçüncü bölümde, benzetim ve deney sonuçları dördüncü bölümde ve son bölümde ise çalışmadan çıkarılan sonuçlar yer almaktadır.

## 2. SİSTEM MODELİ

Algılayıcı ağının olası  $M$  farklı coğrafi konumda konuşlanmış  $M$  adet spektrum algılayıcısından oluştuğunu varsayalım. Ayrık zaman çözümlemesi kabulüyle, her bir algılayıcıya ait  $k$  anındaki ikil hipotez sınaması şu şekilde ifade edilebilir:

$$r_i[k] = \begin{cases} v_i[k], & H_0, \\ x[k] + v_i[k], & H_1, \end{cases} \quad (1)$$

Yukardaki ifadede  $x[k]$  birincil kullanıcı tarafından iletilen işareti,  $r_i[k]$   $i$  numaralı algılayıcıya ulaşan işareti,  $v_i[k]$  sıfır ortalama değerli karmaşık topları beyaz Gauss gürültüsünü temsil etmektedir:  $v_i(k) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_i^2)$ . Birincil kullanıcının iletim olasılığı 0.5 olarak kabul edilmektedir.

Her ikincil kullanıcı,  $N$  örnekli bir tespit süresi için  $n$  anında şu şekilde bir özet istatistiği hesaplamaktadır:

$$u_i[n] = \sum_{k=n-N+1}^n |r_i[k]|^2 \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

Bu veri birleştirme kanalı adını verdiğimiz çok dar bantlı bir kanaldan veri birleştirme merkezine ulaşır. Algılayıcılar ve birleştirme merkezi sabit kabul edildiğinden, bu kanal da sıfır ortalama değerli bir gürültüye ( $q_i$ ) sahip ve deşifintileri şu şekilde olan bir Gauss kanalı olarak modellenilebilir:  $\delta = [\delta_1^2, \delta_2^2, \dots, \delta_M^2]^T$ :

$$\mathbf{y}[n] = \mathbf{u}[n] + \mathbf{q}[n] \quad (3)$$

Bu ifadedeki  $\mathbf{y}[n] = [y_1[n], \dots, y_M[n]]^T$ ,  $\mathbf{u}[n] = [u_1[n], \dots, u_M[n]]^T$  ve  $\mathbf{q}[n] = [q_1[n], \dots, q_M[n]]^T$  değerlerine sahip vektörlerdir. Uyarlanı veri birleştirmesinin gerçekleştirildiği birleştirme merkezinde  $y_i[n]$  değerlerinden  $y_c[n]$  olarak adlandırılan bir genel sınama istatistiği elde edilmektedir. En iyi doğrusal birleştirme kuramının geliştirildiği [4] çalışmadaki çözümlemenin benzeri takibedilerek sınama eşik değeri  $\gamma_c[n]$  ile birlikte birleştirme merkezinde aşağıdaki doğrusal kural elde edilir:

$$y_c[n] \underset{\mathcal{H}_0}{\overset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \gamma_c[n] \quad (4)$$

Bu ifadede yer alan

$$y_c[n] = \sum_{i=1}^M w_i[n] y_i[n] = \mathbf{y}[n] \mathbf{w}[n] \quad (5)$$

ve

$$\mathbf{w}[n] = [w_1[n], \dots, w_M[n]]^T, \quad w_i[n] \geq 0 \quad (6)$$

olarak tanımlanmıştır. Sistem modeline ait başarımlı metriği olarak yanlış kabul ve tespit olasılığı  $P_f, P_d$  ikilisi kullanılmakta ve şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$P_f = Q\left[\frac{\gamma_c - N\sigma^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \Sigma_{\mathcal{H}_0} \mathbf{w}}}\right] \quad (7)$$

$$P_d = Q\left[\frac{\gamma_c - (N\sigma + \mathbf{E}_s \mathbf{g})^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \Sigma_{\mathcal{H}_1} \mathbf{w}}}\right] \quad (8)$$

Bu denklemlerdeki  $Q(\cdot)$  birikimli olasılık dağılım fonksiyonu olup sıfır ortalama değerli ve bir deşifintili bir Gauss rasgele deşifinkenin kuyruk olasılığının hesaplanması için kullanılmaktadır. Ayrıca,  $\sigma = [\sigma_1, \dots, \sigma_M]$  olup,  $\Sigma_{\mathcal{H}_0}$  ve  $\Sigma_{\mathcal{H}_1}$  [4]'de tanımlanan sistem parametre matrisleridir. Gösterim kolaylığı açısından örnek numarası olan  $n$  (7) ve (8) denklemlerinden çıkarılmıştır.

## 3. YÖNTEM

Herhangi bir  $n$  anında spektrum algılayıcılarına ait ağırlık vektörünü  $\mathbf{w}[n] = [w_1[n], \dots, w_M[n]]^T$  ile gösterelim. Şu halde:

$$y_c[n] = \mathbf{y}^T[n] \mathbf{w}[n] = \sum_i w_i[n] y_i[n] \quad (9)$$

birleşik kararı, sınama eşik değeri  $\gamma_c[n]$ 'nin  $n$  anındaki bir kestirimini, ve  $e_c[n] = \gamma_c[n] - y_c[n]$  de hata değerini gösterir. Sabit bir yanlış kabul olasılığı  $P_f$ 'e karşılık gelen eşik değeri aşağıdaki ifadeye göre hesaplanır:

$$\gamma_c = N\sigma^T \mathbf{w} + \mathbf{Q}^{-1}(\mathbf{P}_f) \sqrt{\mathbf{w}^T \Sigma_{\mathcal{H}_0} \mathbf{w}} \quad (10)$$

Her  $n$  anında,  $\gamma_c[n]$  değeri (10) numaralı denkleme göre  $P_f$  değeri ve  $\mathbf{w}[n]$  ağırlık vektörü ile hesaplanır. Bir sonraki bölümde izah edilecek ağırlık güncelleme denklemiyle birlikte, (10) numaralı denklem ağırlıkların  $P_f$ 'in dinamik deşifinliklerden ve kanal ve iletim ortamındaki kaymalardan etkilenmeden kendilerini uyarlamasını sağlamaktadır. Bu, hata terimi olan  $e_c[n]$  üzerinden sağlanan denetimli geribildirim mekanizması sayesinde gerçekleşmektedir. Çevrimiçi işbirlikli spektrum algılama stratejisinin [4, 5] gibi çalışmalarda bahsedilen yöntemlere göre en büyük avantajı böyle bir geribildirim mekanizmasına sahip olmasıdır. Yöntemin bir diğer avantajı da iletilen verinin dağılımına ilişkin herhangi bir varsayımda bulunmamasıdır.

### 3.1. Kümeler Kuramına Dayalı Ağırlık Güncelleme Algoritması

İdeal olarak spektrum algılayıcılarından gelen özet istatistiklerinin ağırlıklandırılmış toplamı sınama eşik değeri olan  $\gamma_c[n]$ 'ye eşit olmalıdır:

$$\gamma_c[n] = \mathbf{y}^T[n] \mathbf{w} \quad (11)$$

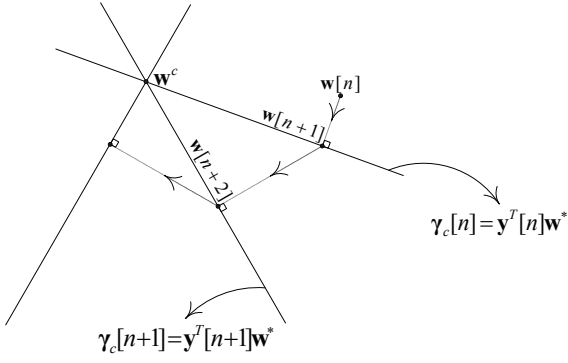
Yukardaki denklem,  $M$ -boyutlu bir uzayda yer alan bir hiperdüzlemi ifade etmektedir. Hiperdüzlemler  $\mathbb{R}^M$  uzayında dışbükeydirler. Herhangi bir  $n$  anında,  $\mathbf{y}^T[n] \mathbf{w}[n]$  ifadesi  $\gamma_c[n]$  değerine eşit olamayabilir. Bir sonraki ağırlık kümesi, mevcut ağırlık vektörü olan  $\mathbf{w}[n]$ 'in (11) numaralı denklemle ifade edilen hiperdüzlem üzerindeki izdüşümüyle hesaplanır. Bu süreç Şekil 1'de geometrik olarak gösterilmektedir.

Problemi en küçültme sorunu olarak ifade edecek olursak:

$$\min_{\mathbf{w}^*} |\mathbf{w}^* - \mathbf{w}[n]|, \quad \text{şart: } \mathbf{y}^T[n] \mathbf{w}^* = \gamma_c[n] \quad (12)$$

Problemin çözümü Lagrange çarpıcılarıyla elde edilebilir:

$$\mathcal{L} = \sum_i (w_i[n] - w_i^*)^2 + \lambda (\mathbf{y}^T[n] \mathbf{w}^* - \gamma_c[n]) \quad (13)$$



Şekil 1: Geometrik yorum: Spektrum algılayıcılarından birleştirme merkezine ulaşan  $\mathbf{y}[n]$  değerlerine karşılık gelen ağırlık vektörleri,  $\gamma_c[n]$  eşik değeriyle tanımlanan hiperdüzlem denklemini sağlayacak şekilde güncellenmektedir. Şekildeki doğrular  $\mathbb{R}^M$ 'de hiperdüzlemleri göstermektedir. Döngü sonucu elde edilen ağırlık değerleri hiperdüzlemlerin kesişimleri olan  $\mathbf{w}^c$  noktasına yakınsamaktadır [6].

Bir sonraki adımdaki ağırlık kümesini  $\mathbf{w}[n+1] = \mathbf{w}^*$  olarak tanımlarsak gerekli işlemler yapıldığında aşağıdaki  $M$  denklemini elde etmiş oluruz:

$$\mathbf{w}[n+1] = \mathbf{w}[n] + \frac{\lambda}{2} \mathbf{y}[n] \quad (14)$$

Lagrange çarpıcısı,  $\lambda$ , şart denklemini olan:

$$\mathbf{y}^T[n] \mathbf{w}^* - \gamma_c[n] = 0 \quad (15)$$

ifadesinden aşağıdaki gibi elde edilebilir:

$$\lambda = 2 \frac{\gamma_c[n] - y_c[n]}{\|\mathbf{y}[n]\|^2} = 2 \frac{e_c[n]}{\|\mathbf{y}[n]\|^2} \quad (16)$$

Yukardaki ifadede yer alan hata değeri  $e_c[n]$ :

$$e_c[n] = \gamma_c[n] - y_c[n] \quad (17)$$

ve  $y_c[n] = \mathbf{y}^T[n] \mathbf{w}^*$  olarak tanımlanmaktadır.

Bu değerleri (14) numaralı denklemde yerine koyduğumuzda:

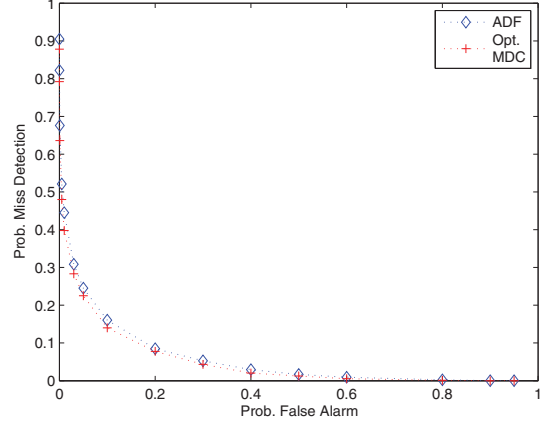
$$\mathbf{w}[n+1] = \mathbf{w}[n] + \frac{e_c[n]}{\|\mathbf{y}[n]\|^2} \mathbf{y}[n] \quad (18)$$

elde edilir. Böylece izdüşüm vektörü (18) numaralı denkleme göre elde edilmektedir.

Yeni bir özet istatistiği kümesi  $\mathbf{u}[n]$  spektrum algılayıcıları tarafından üretildiğinde, birleştirme merkezine ulaşan yeni veri kümesi  $\mathbf{y}[n]$ 'ye bağlı olarak  $\mathbb{R}^M$  uzayında başka bir hiperdüzlem tanımlanır:

$$\gamma_c[n+1] = \mathbf{y}^T[n+1] \mathbf{w}^* \quad (19)$$

Bu yeni hiperdüzlem, Şekil 1'de de görüldüğü gibi, ortam dinamik kabul edildiği için,  $\gamma_c[n] = \mathbf{y}^T[n] \mathbf{w}^*$  ile ifade edilen önceki hiperdüzlemden farklı olacaktır. Bir



Şekil 2: Önerilen UVB yöntemi (ADF), en iyi doğrusal işbirliği yöntemine (MDC) yakın başarımlı sonuçları vermektedir [4]. Benzetimde kullanılan akıllı radyolara ait işaret gürlüğü oranları 9.3, 7.8, 9.6, 7.6, 3.5, 9.2 dB'dir.

sonraki ağırlık kümesi olan  $\mathbf{w}[n+2]$  ise,  $\mathbf{w}[n+1]$  vektörünün (19) numaralı ifadeyle belirtilen hiperdüzlem üzerine alınan izdüşümüyle hesaplanır. Döngü sonucu elde edilen ağırlık değerleri, [6] numaralı referansta belirtildiği gibi hiperdüzlemlerin kesişimleri olan  $\mathbf{w}^c$  noktasına yakınsamaktadır. Yakınsama hızı, (18) numaralı denkleme aşağıdaki gibi bir  $\mu$  gevşeme parametresi eklenmesiyle ayarlanabilir:

$$\mathbf{w}[n+1] = \mathbf{w}[n] + \mu \frac{e_c[n]}{\|\mathbf{y}[n]\|^2} \mathbf{y}[n] \quad (20)$$

Dışbükey kümeler üzerine izdüşümler kuramına uygun olarak yakınsamanın gerçekleşebilmesi için bu ifadedeki  $\mu$  parametresi,  $0 < \mu < 2$ , şartını sağlamalıdır [7, 8].

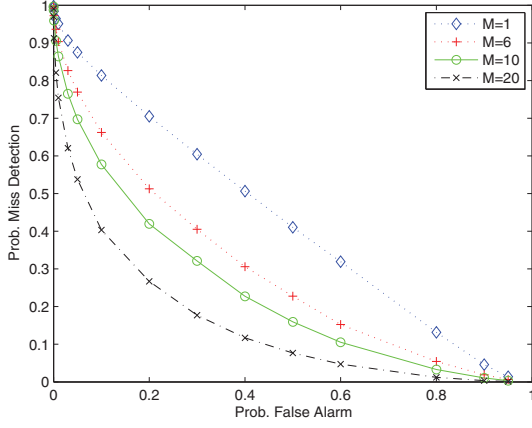
#### 4. BENZETİM ve DENEY SONUÇLARI

Önerilen çevrimiçi uyarlanabilir yöntem, [4] numaralı çalışmada izah edilen en iyi doğrusal işbirliği yöntemiyle benzetim yoluyla karşılaştırılmıştır.

Bu amaçla, [4] numaradaki gibi, 1.000.000'dan fazla gürlüğü örneği  $\sigma_i^2 = 1$ ,  $\delta_i^2 = 1$ ,  $N = 20$  ve  $x[k] = 1$  değerleri alınarak gerçekleştirilmiş, ve bu iki yöntem üç farklı perspektiften karşılaştırılmıştır.

İlk çözümleme, önerilen yöntemin, Gauss kanalları için özel olarak geliştirilen en iyi doğrusal işbirliği yöntemine göre başarımının belirlenmesine yönelik yapılmıştır. Şekil 2'de, önerilen yöntem (ADF) ve [4]'deki en iyi yöntem (MDC) için elde edilen yanlış kabul ( $P_f$ ) ve yanlış red ( $P_m$ ) olasılıkları gösterilmektedir. Beklendiği üzere Gauss kanalı için en iyileştirilmiş yöntem (MDC) önerilen yöntem (ADF) göre daha biraz daha iyi sonuç vermektedir. Ancak, Gauss kanalları için en iyileştirilmiş yöntemin bizim yöntemimize göre en büyük dezavantajı sadece belirtilen kanal ve sönüm durumları için en iyileştirilmiş olmasıdır. Bizim yöntemimiz ise değişen kanal ve sönüm koşullarına doğası gereği uyarlanabilmektedir.

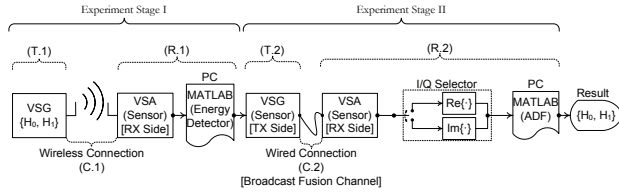
Bir diğer çözümlemede, önerilen yöntem kullanılarak



Şekil 3: İşbirliği yapan akıllı radyo sayısının ( $M=1,6,10,20$ ) başarımına etkisi.

gerçekleştirilen işbirliğinin başarımı ne denli artırdığı Şekil 3’de gösterilmektedir. Dört farklı sayıda akıllı radyo için elde edilen yanlış kabul ve yanlış red olasılıkları bu şekilde gösterilmiştir.

Son olarak laboratuvar ortamında kurulan Şekil 4’deki deney düzeneğiyle gerçekleştirilen deneye ait başarım grafiği Şekil 5’de sunulmuştur.



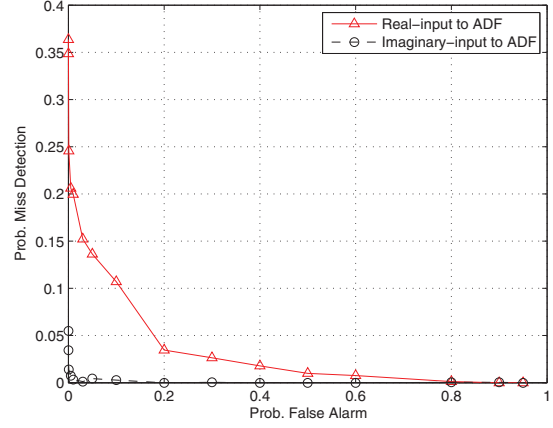
Şekil 4: Laboratuvar ortamında sistem modeline uygun olarak kurulan deney düzeneği. Düzeneğe ait ayrıntılar, yer darlığından ötürü, konferans sırasında anlatılacaktır.

## 5. SONUÇ

Akıllı radyo sistemleri için uyarların veri birleştirilmesi yöntemine dayalı bir spektrum algılama tekniği geliştirilmiştir. Farklı algılayıcılardan gelen değerler, dışbükey kümeler üzerine izdüşümler kuramına göre çevrimiçi güncellenen uyarların ağırlıklarla doğrusal olarak birleştirilmektedir. Benzetim ve deney sonuçları yöntemin değişen çevre ve kanal koşullarına göre başarımını ortaya koymaktadır.

## 6. TEŞEKKÜR

Bu çalışma, Katar Vakfı’na (QF) bağlı faaliyet gösteren Katar Ulusal Araştırma Fonu (QNRF) NPRP No. 08-101-2-025 projesi kapsamında desteklenmektedir. Wael Halbawi’ye deney sırasındaki yardımlarından ötürü teşekkür ederiz.



Şekil 5: Şekil 4’teki deney düzeneğiyle elde edilen hem gerçel (real) hem sanal (imaginary) girdiye ait başarım sonuçları. Pratikte kullanılan cihazlar yapı gereği düşük-frekans geçiren niteliktedir. Bu sebeple ardışık örneklerin ilintileri (correlation) yüksektir. Böylelikle uygulamadaki başarım Şekil 2’deki teorik başarımına göre daha yüksek çıkmaktadır.

## 7. KAYNAKÇA

- [1] T. Yucek and H. Arslan, “A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 11, no. 1, pp. 116–130, 2009.
- [2] K. B. Letaief and W. Zhang, “Cooperative communications for cognitive radio networks,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 97, no. 5, pp. 878–893, May 2009.
- [3] D. Cabric, S. Mishra, and R. Brodersen, “Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios,” in *Signals, Systems and Computers, 2004. Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on*, vol. 1, 2004.
- [4] Z. Quan, S. Cui, and A. H. Sayed, “Optimal linear cooperation for spectrum sensing in cognitive radio networks,” *IEEE J. Select. Topics in Sig. Processing*, vol. 2, no. 1, pp. 28–40, Feb. 2008.
- [5] K. Zeng, P. Pawelczak, and D. Cabric, “Reputation-Based Cooperative Spectrum Sensing with Trusted Node Assistance,” *IEEE Communications Letters*, vol. 14, no. 3, pp. 226–228, 2010.
- [6] P. L. Combettes, “The foundations of set theoretic estimation,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 81(2), pp. 182–208, 1993.
- [7] D. C. Youla and H. Webb, “Image restoration by the method of convex projections, part i-theory,” *IEEE Trans. on Med. Imaging*, vol. MI-I-2, pp. 81–94, 1982.
- [8] U. Niesen, D. Shah, and G. W. Wornell, “Adaptive alternating minimization algorithms,” *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 55, no. 3, pp. 1423–1429, March 2009.