

Çok Girdili Çok Çıktılı Haberleşme Sistemleri için Sinyal Tanıma Algoritmalarının Geliştirilmesi

Program Kodu: 1001

Proje No: 112E020

Proje Yürütücüsü:

Doç. Dr. M. Mengüç Öner

Bursiyer(ler):

Merve Turan

Özgür Bayer

OCAK 2015

İSTANBUL

Önsöz

Bu proje çalışmasına maddi destek sağlayan TÜBİTAK'a ve proje süresinde idari konularda yardımlarını esirgemeyen değerli EEEAG çalışanlarına ve yürütme komitesi sekreterlerine teşekkürlerimi sunarım.

Doç.Dr. M.Mengüç ÖNER

İÇİNDEKİLER

1. Giriş.....	1
1.1. Modülasyon tipi tanıma	4
1.1.1. Öznitelik Bazlı Modülasyon Tipi Tanıma Algoritmaları	4
1.1.2. Olabilirlik Bazlı Modülasyon tipi tanıma algoritmaları	5
1.1.3. Ortakça Modülasyon Tipi ve Uzay Zaman Blok Kodu Klasifikasyonu	5
1.2. Uzay zaman blok kodu klasifikasyonu ve ortakça anten sayısı- uzayzaman blok kodu klasifikasyonu	6
1.3. Anten sayısı Tespiti ve ortakça anten sayısı-modülasyon tipi tanıma	7
2. Literatür Özeti.....	9
2.1. MIMO Modülasyon tipi tanıma sistemleri	9
2.2. UZBK tanıma sistemleri.....	10
2.3. Anten sayısı tespiti	11
3. SiStem Modeli ve temel varsayımlar.....	12
3.1. Uzay Zaman Blok Kodlama	13
4. Modülasyon Tipi Tanıma sistemleri	16
4.1. Uzaysal Çoğullamalı MIMO sistemler için örüntü bazlı modülasyon tipi tanıma sistemleri 16	
4.1.1. Kanal matrisinin bilindiği durumda klasifikasyon	20
4.1.2. Kanal matrisinin bilinmediği durumlarda klasifikasyon	25
4.1.3. Performans Değerlendirmesi.....	28
4.1.4. Gürültü varyansının kestirimi	33
4.2. Olabilirlik bazlı modülasyon tipi tanıma algoritmaları	36
4.2.1. EM-HLRT	36
4.2.2. Uzay Zaman Kodu Kullanıldığı Durumda Modülasyon Tipi Klasifikasyonu: HOS- HLRT 41	
5. Ortakça Modülasyon tipi ve UZBK klasifikasyonu	46

5.1.	J-ALRT Klasifikatörü.....	46
5.2.	J-HLRT klasifikatörleri	47
5.2.1.	Kanal Matrisinin Bilinmediği Durumlar	47
5.2.2.	Gürültü varyansının bilinmediği durumlar	48
5.2.3.	Kod bloğu zamanlamasının bilinmediği durumlar	49
5.3.	Benzetim Sonuçları	50
6.	Öznelik bazlı UZBK klasifikasyonu.....	55
6.1.	Döngüsel Durağan Karakteristikler	56
6.2.	Uzay Zaman Blok Kodu Sınıflandırma Stratejisi	59
6.3.	Gönderici Anten Sayısının Bilindiği Durumda Uzay Zaman Blok Kodu Klasifikasyonu	60
6.3.1.	Gözü Kapalı Kanal Denkleştirme.....	60
6.3.2.	Öznelik Çıkarımı ve Kod Sınıflandırma	61
6.4.	Anten Sayısının Bilindiği Durumda Önerilen Kod Tanıma Algoritmalarına İlişkin Benzetim Sonuçları.....	66
6.5.	Ortakça Anten Sayısı ve UZBK sınıflandırma	68
6.6.	Anten Sayısı Tespiti	69
6.7.	Ortakça Anten Sayısı-Uzay-Zaman Blok Kodu Sınıflandırma Algoritmasına İlişkin Benzetim Sonuçları.....	73
7.	Ortakça Anten Sayısı ve modülasyon tipi Klasifikasyonu	77
7.1.	Benzetim Sonuçları	78
8.	Sonuç ve Öneriler.....	81
9.	Kaynakça	84

TABLO LİSTESİ

Tablo 1. Projede önerilen yöntemler, alınan sonuçlar ve ait oldukları iş paketleri.....	8
Tablo 2. Uzay-zaman blok kodu tanıma kapsamında ele alınan kodlar ve parametreleri.....	15
Tablo 3. Farklı modülasyon tipleri için kümülan değerleri.....	17
Tablo 4. HOS kanal kestirimi için belirsizlik matrisleri	43
Tablo 5. Projede Çıktılarından elde edilen yayınlar.....	82
Tablo 6. Projede Çıktılarından elde edilen tezler	83

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1. Tipik bir MIMO verici yapısı.....	3
Şekil 2. : nt adet verici ve nr adet alıcı antenden oluşan bir MIMO sistemi.....	12
Şekil 3. : Önerilen Modülasyon Tanıma Mimarisi.....	18
Şekil 4. : Önerilen algoritmanın kanal matrisinin bilindiği ve bilinmediği durumlar için performansı	29
Şekil 5. : Önerilen algoritmanın farklı blok uzunlukları için performansı.	30
Şekil 6. : Önerilen algoritmanın ALRT ve HRT ile karşılaştırılması	31
Şekil 7. : Önerilen yöntemin performansının $M_1=\{\text{BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM}\}$ ve $M_2=\{\text{4-PAM, BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM}\}$ kümeleri için karşılaştırması.....	32
Şekil 8. : Önerilen yöntemin performansının $M_1=\{\text{BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM}\}$ ve $M_3=\{\text{BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 64-QAM}\}$ kümeleri için karşılaştırması	33
Şekil 9. : Gürültü varyansının kestiriminin klasifikasyon performansına etkisi	35
Şekil 10. Farklı EM iterasyonu sayıları ve $N=500$ için EM-HLRT'nin klasifikasyon performansı ($n_t=2, n_r=4$)	39
Şekil 11. Farklı EM iterasyonu sayıları ve $N=1500$ için EM-HLRT'nin klasifikasyon performansı ($n_t=2, n_r=4$)	40
Şekil 12. : Farklı EM iterasyonu sayıları ve $N=5000$ için EM-HLRT'nin klasifikasyon performansı ($n_t=2, n_r=4$)	40
Şekil 13. ALRT ve HOS-HLRT'nin Alamouti kodlama için modülasyon tanıma performansı, ($n_t=2, n_r=4$).....	44
Şekil 14. ALRT ve HOS-HLRT'nin Alamouti kodlama için modülasyon tanıma performansı, ($n_t=2, n_r=6$).....	44
Şekil 15. ALRT ve HOS-HLRT'nin C_3 kodu için modülasyon tanıma performansı, ($n_t=3, n_r=6$) ..	45
Şekil 16. Kod bloğu zamanlaması problemi	49
Şekil 17. J-ALRT ve J-HLRT (gürültü varyansı ve kod zamanlamasının bilindiği durumda) algoritmalarının klasifikasyon performansları, $n_t=2, n_r=4$	51
Şekil 18. J-ALRT ve J-HLRT (gürültü varyansı ve kod zamanlamasının bilindiği durumda) algoritmalarının klasifikasyon performansları, $n_t=2, n_r=6$	51
Şekil 19. J-HLRT algoritmasında gürültü varyansının gerçek değerinin yerine gözü kapalı kestiriminin kullanılmasının klasifikasyon performansına etkisi, $n_t=2, n_r=4,6$	52
Şekil 20. J-ALRT, ve J-HLRT algoritmalarının $\Gamma(3)$ kümesi için performans karşılaştırması $n_t=3, n_r=6$	53

Şekil 21. Gürültü varyansının ve Kod bloğu zamanlamasının bilinmemesinin J-HLRT algoritmasının performansına etkisi, $n_t=2$, $n_r=4,6$	54
Şekil 22. Alamouti kodu için EDÇİ fonksiyonu $R_{s1s2} * \alpha\tau$	57
Şekil 23. C2 ve C3 kodları için verici sinyalinin 1. ve 3. bileşenleri arasındaki EDÇİ fonksiyonları: (a) C2 için $R_{s1s3} * \alpha\tau$. (b) C3 için $R_{s1s3} * \alpha\tau$	58
Şekil 24. C5 ve C7 kodları için verici sinyalinin çeşitli bileşenleri arasındaki DÇİ fonksiyonları: (a) C5 için $R_{s1s2}\alpha\tau$. (b) C7 için $R_{s2s3}\alpha\tau$	58
Şekil 25. Önerilen uzay-zaman blok kodu sınıflandırma algoritmalarına ilişkin blok diyagramı...	60
Şekil 26. $nt = 3$ için kod sınıflandırmada kullanılan karar ağacı.....	63
Şekil 27. $nt = 4$ için kod sınıflandırmada kullanılan karar ağacı.....	65
Şekil 28. $nt = 2$ durumunda $\Phi(c)(1)$ için sınıflandırma performansı ($Q = 2; nr = 4, 6; N = 1000, 1500, 2000$).....	67
Şekil 29. $nt = 3$ durumunda $\Phi(c)(2)$ için sınıflandırma performansı ($Q = 4; nr = 6, 9; N = 1000, 1500, 2000$).....	67
Şekil 30. $nt = 4$ durumunda $\Phi(c)(3)$ için sınıflandırma performansı ($Q = 5; nr = 8, 10; N = 1000, 1500, 2000$).....	68
Şekil 31. Önerilen ortakça anten sayısı-uzay-zaman blok kodu sınıflandırma algoritmasına ilişkin blok diyagramı.	69
Şekil 32. Gauss ve Gauss olmayan sinyaller için GMDL ile anten sayısı tespiti.....	71
Şekil 33. Alamouti kodlanmış sinyaller için ilintili kanal modelinde GMDL yöntemiyle anten sayısı tespiti.....	72
Şekil 34. Ortakça sınıflandırma algoritmasının $\Phi(c)(4)$ için performansı ($Q = 6; nr = 4, 6; N = 1000, 1500, 2000$).....	74
Şekil 35. Ortakça sınıflandırma algoritmasının $\Phi(c)(5)$ için performansı ($Q = 11; nr = 6, 8; N = 1000, 1500, 2000$).....	75
Şekil 36. İlintili kanal modelinde $\Phi(c)(4)$ için performans ($Q = 6; nr = 6; N = 1500; \rho = 0, 0.1, 0.3$).....	75
Şekil 37. : $nt = 2$ için ortakça anten sayısı-modülasyon tipi tanıma algoritmasının performansı ($nr = 4, 6; N = 500, 750, 1000$).....	79
Şekil 38. : $nt = 3$ için ortakça anten sayısı-modülasyon tipi tanıma algoritmasının performansı ($nr = 6; N = 500, 750, 1000$).....	80

ÖZET

Radyo spektrumunun denetlenmesi, gözetlenmesi ve bu bağlamda tanınmayan haberleşme sinyallerinin transmisyon parametrelerinin analizi, kablosuz haberleşme sistemlerinin kullanıma girmeye başlamasından beri önemli ve popüler bir araştırma konusu olmuş, bu amaç için geliştirilen teknikler hem askeri hem de sivil uygulamalarda kullanım bulmuştur. Bu projede kısaca sinyal tanıma algoritmaları olarak adlandıracağımız bu sinyal analizi tekniklerinin amacı, bilinmeyen sinyallerin taşıyıcı frekansı, bant genişliği, modülasyon tipi, kullanılan çoklu erişim ve frekans yayma metodları ve bunun gibi, bilinmeyen göndericinin kullandığı transmisyon metodlarının kendine özgü parametrelerinin işbiriksiz bir şekilde tespitinin sağlanmasıdır.

Özellikle sayısal kablosuz iletişim sistemlerinin kullanımının hem sivil hem de askeri alanlarda giderek yaygınlaşması, haberleşmede kullanılan tekniklerin her geçen gün daha komplike hale gelmesi ve giderek çeşitlenmesi, sinyal tanıma algoritmalarının yeni ortaya çıkan transmisyon tekniklerini de kapsayacak şekilde sürekli olarak geliştirilmesini gerektirmektedir. Son birkaç yıl içinde büyük ilgi gören çok girdili çok çıktılı (MIMO) haberleşme sistemleri yukarıda bahsedilen yeni ortaya çıkan teknikler arasında vaadettikleri kapasite artışı açısından önemli bir yere sahiptir. Her ne kadar MIMO sistemlerin bant genişliği, taşıyıcı frekansı gibi bazı temel parametrelerinin tespiti için geleneksel tek girişli tek çıkışlı (SISO) sistemleri için geliştirilen metodların uyarlanması mümkün ise de, MIMO sinyalleri, kullanılan anten sayısı, uzay zaman kodları gibi SISO sistemleri için geçerli olmayan ancak sinyal tanıma için tespit edilmesi elzem olan kendine özgü sistem parametrelerine sahiptir. Buna ilave olarak, SISO sistemler için geliştirilen modülasyon tipi tanıma algoritmaları MIMO sistemleri için yetersiz kalmaktadır.

Bu projede MIMO sinyalleri için yenilikçi sinyal tanıma sistemleri geliştirilmesi hedeflenmiştir. Bu bağlamda öznitelik ve olabilirlik bazlı yenilikçi modülasyon tipi tanıma, uzay zaman kodu tanıma, ortakça uzay-zaman kodu ve anten sayısı tanıma, ortakça modülasyon tipi ve uzay zaman kodu tanıma ve ortakça anten sayısı ve modülasyon tipi tanıma algoritmaları geliştirilmiştir. Farklı koşullar için geliştirilen bu algoritmalar ile literatürde MIMO sinyal tanıma sistemleri konusunda varolan açığın kapanmasına katkıda bulunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: MIMO, sinyal tanıma, modülasyon tipi tanıma, uzay zaman kodu tanıma, kaynak sayısı tespiti, klasifikasyon.

ABSTRACT

Since the introduction of wireless communication systems, the analysis of the transmission parameters of unknown communication signals within the context of spectrum monitoring and surveillance has been a very popular and significant research area, and the methodologies developed for this purpose have been employed both in military and civilian applications. The main task of the aforementioned signal analysis techniques, which we will refer to as signal identification algorithms in the framework of this project, is the non-cooperative extraction of the parameters specific to the transmission methods used by the unknown transmitter, such as carrier frequency, bandwidth, modulation type, employed multiple access and frequency spreading methods, etc.

Because of the widespread use of the wireless digital communication systems both in the civilian and military sectors, and the increasing diversity and complexity in the communication techniques employed in those systems, the existing signal identification algorithms need to be constantly extended and improved to include the newly emerging wireless digital transmission techniques. The multiple input multiple output (MIMO) systems that have been drawing a considerable interest within the last decade are perhaps the most important and the promising of the aforementioned emerging systems in terms of the capacity increases they are expected to offer. Although some of the fundamental transmission parameters of the MIMO signals, such as carrier frequency and bandwidth, can be extracted by using methodologies developed for conventional SISO signals, MIMO signals have also specific parameters, such as number of antennas and employed space-time code, that are not valid for SISO signals, but have to be recognized for the purpose of signal identification. Furthermore, modulation type classification techniques, that have been developed for SISO systems cannot be used for the MIMO case due to self interference.

The aim of this project is to develop novel signal identification algorithms for MIMO systems. To this end, likelihood- and feature based algorithms have been proposed for modulation type classification, space time block code classification, joint modulation type and space-time block code classification, joint antenna number and modulation type classification and joint antenna number and modulation type classification. The proposed novel algorithms present a significant contribution to the literature.

Keywords: MIMO, signal identification, Modulation type classification, space time vlock code classification, source number detection.

1. GİRİŞ

Radyo spektrumunda yayın yapan vericilerin izlenmesi, denetlenmesi, gözetilmesi ve bu kısmen tanınan ya da hiç tanınmayan vericilerin gönderdiği sinyallerin analizi, radyo dalgaları kullanan habereşme teknolojilerinin ortaya çıkmaya başladığı yirminci yüzyılın ilk yarısından itibaren çok ilgi gören bir araştırma alanı olmuş, bu doğrultuda geliştirilen analiz metodları, pratikte hem askeri hem de sivil uygulamalarda kullanım bulmuşlardır. Sinyal tanıma algoritmaları olarak da adlandırılan, tanınmayan bir sinyalin taşıyıcı frekansı, bant genişliği, modülasyon tipi, kullanılan çoklu erişim ve frekans yayma metodları ve bunun gibi kendisine özgü transmisyon parametrelerinin göndericiden hiçbir yardım almadan, yani işbiriksiz bir şekilde tespit edilebilmesi amacıyla geliştirilen bu teknikler, sayısal kablosuz haberleşme sistemlerinin görülmemiş bir hızla geliştiği, tabana yayıldığı çeşitlendiği ve maliyetinin düştüğü günümüzde yeni bir önem kazanmışlardır.

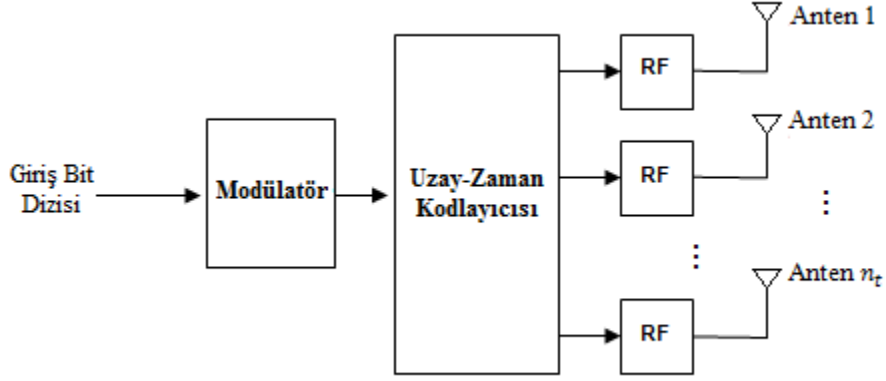
Sinyal tanıma sistemlerinin klasik kullanım alanları arasında ilk akla geleni kuşkusuz askeri ve istihbarat uygulamalarıdır. Bilinmeyen transmisyon parametrelerine sahip sinyallerin içeriklerinin dinlenmesi, izlenmesi, karıştırılması, tehdit analizi ve benzeri uygulamalarda bu tip sistemlere ihtiyaç duyulmaktadır. Sivil sektörde ise sinyal tanıma sistemleri uzun yıllar ulusal haberleşme düzenleme otoritelerinin, lisanssız ve izinsiz yayın yapan kullanıcıları tespit etmek ve lisanslı kullanıcıların izin verilen parametreler içinde yayın yapmasını denetlemek için kullandığı spektrum izleme sistemlerinde görev almışlardır.

Kablosuz sayısal haberleşme teknolojilerin son yıllarda artan popülerliği ve mobil terminallerin artan işlem gücü ve kapasiteleri nedeniyle bu teknolojileri kullanan mobil uygulamaların ve kullanıcıların sayısı ve talep ettikleri veri hızı ve servis kalitesi hızla artmakta, bu da güç, frekans, zaman, hatta haberleşmenin sürdüğü ortam gibi kaynakların daha etkin kullanımını zorunlu kılmaktadır. Özellikle frekans spektrumunun belirli kısımlarının temelli ya da çok uzun süreli olarak belirli uygulama ve servislere atanmış olması sebebiyle kullanılabilir frekans bantları gitgide azalmış, bu nedenle mevcut boş frekans bantlarından ve daha önce birtakım uygulamalar ve servisler için atanmış frekans aralıklarından daha etkin, dinamik ve talebe yönelik bir şekilde faydalanmak zorunluluğu ortaya çıkmıştır. Bu noktada frekans spektrumunu akıllı ve dinamik bir biçimde kullanmak amacı ile, bilişsel radyo (BR) adı verilen bir teknoloji hızla ön plana çıkmıştır. Reconfigure edilebilir esnek yazılım tabanlı görürmeç ve almaç mimarileri

barındıran bilişsel radyolar, kullanıcı tercihleri, bulunulan coğrafi pozisyonda frekans ortamında yayın yapan radyo erişim teknolojilerinin türleri ve kullandıkları transmisyon modları, kullanılan aktif uygulamaların isterleri gibi faktörleri gözönüne alarak spektrum kaynaklarından olabilecek en etkin ve esnek biçimde yararlanmayı amaçlamaktadırlar. Bu bağlamda bilişsel radyo sistemlerini konvansiyonel sistemlerden ayıran en önemli noktalardan biri bilişsel radyoların içinde buldukları frekans spektrumu ve çevresinde yayın yapan diğer sinyal kaynakları ve bunların kullandığı transmisyon parametreleri hakkında bir durumsal farkındalığa sahip olmaları zorunluluğudur. Sonuç olarak bilişsel radyo sistemlerini sinyal tanıma tekniklerinin sivil sektördeki en yeni ve en ilginç uygulama alanı olarak görmek yanlış olmaz. Gerçekten de bilişsel radyo paradigmasının ortaya çıkmasının ardından sinyal tanıma sistemlerine olan ilginin gözle görülür şekilde arttığını yadsımak mümkün değildir.

Kablosuz sayısal iletişim sistemlerinin gerek sivil gerekse askeri alanlarda giderek yaygınlaşması ve sayısal haberleşmede kullanılan tekniklerin her geçen gün daha komplike ve daha rafine hale gelmesi ve giderek çeşitlenmesi, yukarıda kullanım alanları kısaca özetlenmiş olan sinyal tanıma uygulamalarının birbiri ardına ortaya çıkan yeni transmisyon tekniklerini de kapsayacak şekilde sürekli olarak geliştirilmesi ve yenilenmesini bir zorunluluk haline getirmiştir. Yeni geliştirilen her transmisyon tekniği, sinyal tanıma sistemleri için üstesinden gelinmesi gereken yeni problemler ve tespit edilmesi gereken yeni parametreler ortaya koymaktadır. Son birkaç yıl içinde büyük ilgi gören çok girdili çok çıktılı (MIMO) haberleşme sistemleri yukarıda bahsedilen yenilikçi haberleşme teknikleri arasında vaadettikleri kapasite artışı ve/veya gürbüzlük açısından çok önemli bir yere sahiptir.

MIMO sistemlerini, haberleşme için bir tek antenin kullanıldığı geleneksel tek girdili tek çıktılı (SISO) sistemlerden ayıran en önemli özellik MIMO sistemlerinde haberleşme için birden fazla antenin kullanılmasıdır. Veri sembollerinin birden fazla antene çoklanması ve kullanılan uzay zaman kodları yoluyla sinyale uzay ve zaman boyutlarında artıklık katılması sayesinde MIMO sistemleri sönmülemeli kanallarda geleneksel SISO sistemlerine karşı gürbüzlük ve/veya ulaşılabilir hız bağlamında önemli bir iyileşme sağlamaktadırlar. Şekil 1'de n_t antenli tipik bir MIMO gönderme görülmektedir.



Şekil 1. Tipik bir MIMO verici yapısı.

MIMO göndermeçlerinin bu komplike yapısı sinyal tanıma sistemleri için üstesinden gelinmesi gereken yeni problemler ortaya koymaktadır. Her ne kadar MIMO sistemlerin bant genişliği gibi bazı temel parametrelerinin tespiti için geleneksel SISO sistemleri için geliştirilen metodların uyarlanması mümkün ise de, MIMO sinyalleri, göndermeçte kullanılan anten sayısı ve uzay zaman kodları gibi SISO sistemleri için geçerli olmayan ancak sinyal tanıma için tespit edilmesi gereken kendine özgü sistem parametrelerine sahiptir. Buna ilave olarak, SISO sistemler için geliştirilen, almanın belirli bir anda tek bir kullanıcı sinyali aldığını varsayan modülasyon tipi tanıma algoritmaları aynı anda ve aynı frekans bandında birçok antenden yollanan uzayda ve zamanda ilintili MIMO sinyalleri için yetersiz kalmaktadır.

Bu projede Şekil 1.'deki gibi ifade edilen bir MIMO vericisinden gönderilen MIMO sinyallerini tanıyabilecek ve pratikte uygulanabilecek yenilikçi sinyal tanıma algoritmalarının geliştirilmesi hedeflenmiş, bu bağlamda, modülasyon tipi tanıma, uzay-zaman blok kodu (UZBK) tanıma ve anten sayısı tespiti problemleri ele alınmıştır. Proje başvurusunda bu üç problemin sırasıyla her birine ayrı birer iş paketi ayrılmıştır. Bununla beraber, proje çalışmaları sırasında bu üç problemin aslında birbiriyle temel anlamda ilişkili olduğu görülmüş, ve iş paketleri için ayrı yapılan çalışmalara ek olarak bu iş paketlerinde yapılan çalışmaların birleştirilmesi sonucu da yenilikçi yaklaşımlar ortaya çıkmıştır. Bu bağlamda projemizin 1'nci ve 2'nci iş paketlerini oluşturan modülasyon tipi tanıma ve UZBK tanıma ile ilgili çalışmaların sonucunda yenilikçi bir ortakça modülasyon tipi-UZBK klasifikasyon yöntemi, 2'nci iş paketindeki UZBK tanıma ve 3'üncü iş paketindeki anten sayısı tespiti ile ilgili çalışmaların birleştirilmesi ile yenilikçi bir ortakça UZBK tanıma-anten sayısı tespiti yöntemi, 1'inci iş paketindeki modülasyon tipi tanıma 3'üncü iş paketindeki anten sayısı tespiti çalışmalarının biraraya getirilmesi sonucunda ise

yenilikçi bir ortakça modülasyon tipi tanıma-anten sayısı tespiti yöntemi geliştirilmiştir. Aşağıda proje kapsamında yapılan çalışmalar özetlenecektir.

1.1. Modülasyon tipi tanıma

Modülasyon tipi tanıma problemi, bilinmeyen bir MIMO vericiden n_t anten kullanılarak gönderilmiş toplanır gürültü ve sönümlenmeli MIMO kanal etkisinde n_r anten tarafından belirli bir gözlem süresi zarfında alınacak örnekleri kullanarak, gönderilen haberleşme sinyalinin modülasyon tipinin, olası modülasyon tiplerinin kümesi olan M 'nin elemanlarından hangisi olduğunun tespitini amaçlayan bir sınıflandırma problemi olarak özetlenebilir. Bu projede öncelikle uzaysal çoğullamalı MIMO sistemlerde modülasyon tipi tanınması ele alınmış, uzay zaman kodu kullanmayan, gönderici sembollerin doğrudan verici antenlere çoğullandığı bu tip sistemler için yenilikçi modülasyon tipi tanıma algoritmaları geliştirilmiştir. Bu bağlamda hem öznitelik (feature) bazlı hem de olabilirlik (likelihood) bazlı yaklaşımlar ele alınmıştır. Ardından UZBK kullanıldığı, ve kullanılan UZBK'nın bilindiği durumda yenilikçibir modülasyon tipi tanıma yöntemi önerilmiş, son olarak ta literatürde daha önce bulunma bir yaklaşımla modülasyon tipi ve UZBK tanınması ortakça le alınmıştır. Dolayısıyla bahsedilen bu son yöntem projemizdeki 1'inci ve 2'nci iş paketinin ortak bir sonucu olarak değerlendirilebilir.

1.1.1. Öznitelik Bazlı Modülasyon Tipi Tanıma Algoritmaları

Öznitelik bazlı modülasyon tipi tanıma metodları, genel olarak alıcıdaki sinyalden kullanılan modülasyon tipine özgü özniteliklerin elde edilmesi ve farklı modülasyon tiplerinin birbirinden bu öznitelikler sayesinde ayırd edilmesi prensibine dayanmaktadır. SISO modülasyon tanıma sistemlerinde genellikle alıcı sinyalin yüksek dereceden moment ve kümülanlarının birer öznitelik olarak kullanıldığı görülmektedir.

Bu projede, uzaysal çoklamalı MIMO sinyalleri için sinyalin 4'üncü dereceden kümülanlarından oluşan bir öznitelik vektörünü farklı modülasyon tiplerini birbirinden ayırdetmek amacıyla kullanan bir modülasyon tipi tanıma algoritması önerilmiştir. Bu algoritmada öznitelik olarak kullanılan kümülan vektörünün asimptotik olarak gauss dağılımına yakınsadığı gösterilebilir. Bu gerçek kullanılarak kanal matrisinin ve gürültü varyansının billindiği ideal durumlarda kullanılan öznitelik vektörü için asimptotik olarak optimal bir klasifikatör önerilmiş, ardından bu algoritma kana matrisinin ve gürültü varyansının bilinmediği daha gerçekçi senaryolar için uyarlanmıştır. Önerilen algoritmalar, her ne kadar olabilirlik bazlı metodlardan bir miktar daha düşük

performans göstergeleri de, olabilirlik bazlı metodlara göre çok daha düşük bir hesaplama gücü gerektirmesi ile öne çıkmaktadır.

1.1.2. Olabilirlik Bazlı Modülasyon tipi tanıma algoritmaları

Olabilirlik bazlı metodlarla ilgili olan çalışmalarımızda ilk olarak uzaysal çoklamalı sistemler için literatürde varolan ortalama olabilirlik oranı (ALRT) ve hibrid olabilirlik oranı (HLRT) testlerinde iyileştirmeler yapılması hususu ele alınmış, bu bağlamda kanal matrisi kestiriminin kalitesinin klasifikasyon performansına etkisinin yüksek seviyede olduğu tespit edilip, asimptotik olarak optimal kanal kestirimine yakınsadığı bilinen beklenti maksimizasyonu (EM) yaklaşımını temel alan gözükapalı bir kanal kestirim metodu kullanılmıştır. Bu şekilde elde edilen modülasyon tipi tanıma algoritması ile klasifikasyon performansında bir miktar iyileşme sağlanmış olsa da, EM algoritmasının fazladan getirdiği hesaplama gücü istekleri bu algoritmaların pratikte kullanım bulmasını zorlaştırmaktadır.

İkinci aşamada vericide uzay-zaman blok kodu kullanıldığı ve kullanılan uzay zaman kodunun bilindiği durumda modülasyon tipi tanınması ele alınmış, bu bağlamda EM bazlı kanal kestirimi algoritmasının getireceği hesaplama yükünün çok fazla olacağı anlaşıldığından uzay zaman kodlanmış sinyalin yüksek dereceden istatistiklerini baz alan bir gözükapalı kanal kestirimi metodu uygulanmıştır.

1.1.3. Ortakça Modülasyon Tipi ve Uzay Zaman Blok Kodu Klasifikasyonu

Yukarıda özetlenen öznelik bazlı ve olabilirlik bazlı modülasyon tipi klasifikasyonu çalışmalarında göndericide bir uzay zaman blok kodu kullanılması durumunda modülasyon tipi klasifikasyonu yapılabilmesi için alıcıda kullanılan uzay zaman blok kodunun (UZBK) bilinmesi gerektiği görülmüştür. Sinyal tanıma sistemlerinin kullanılması beklenen işbirlikçi olmayan senaryolarda bu ön bilginin alıcıda bulunmasının gerçekçi olmadığı açıktır. Bu durumda iki farklı yaklaşım izlenebilir. Birinci yaklaşım, literatürde de sıklıkla yapıldığı üzere, ve bizim de bu projede ilk aşamada öngördüğümüz şekilde, modülasyon tipi ve UZBK tanıma problemlerini iki ayrı problem şeklinde ele alıp, modülasyon tipi tanımadan önce uzay zaman blok kodu tanınmasının uygulanması ve bu şekilde elde edilen uzay-zaman blok kodu bilgisinin modülasyon tipi tanınmasında kullanılması olarak özetlenebilir.

İkinci ve daha yenilikçi bir yaklaşım ise, uzay zaman blok kodu ve modülasyon tipinin aynı anda ortakça klasifikasyonudur. MIMO alıcısındaki sinyalin olabilirlik fonksiyonunun hem kullanılan

modülasyon tipine hem de UZBK'ya bağlı olması, bu iki parametrenin de bilinmediği durumlarda optimal klasifikasyonun ancak olabilirlik fonksiyonun ortakça maksimize edilmesiyle elde edilebileceğini dikte etmektedir. Bu bağlamda yukarıda özetlediğimiz ortakça klasifikasyon yaklaşımını temel alan bir ortakça uzay-zaman blok kodu ve modülasyon tipi tanıma algoritması önerilmiştir. İlk olarak kanal matrisi, gürültü varyansı ve kod bloğu zamanlaması parametrelerinin alıcıda bilindiği ideal durum ele alınarak optimal bir ortak klasifikatör önerilmiş, ardından bu parametrelerin bilinmediği ve kestirilmesi gerektiği daha gerçekçi durumlar için optimal altı klasifikatörler önerilmiştir. MIMO sinyalleri için önerdiğimiz bu ortakça klasifikasyon yaklaşımı literatürde bu konudaki ilk örnek olması sebebiyle yüksek bir özgün değere sahiptir. Bu ortakça klasifikatör projemizin birinci ve ikinci iş paketlerinin ortak bir sonucu olarak değerlendirilebilir.

1.2. Uzay zaman blok kodu klasifikasyonu ve ortakça anten sayısı- uzayzaman blok kodu klasifikasyonu

Uzay-zaman blok kodu tanıma problemi, bilinmeyen bir MIMO vericiden gönderilmiş sinyalden, MIMO sönümlenmeli kanal ve toplanır gürültü etkisi altında belirli bir gözlem süresi zarfında alınacak örnekleri kullanarak, sinyalde olası uzay-zaman blok kodu kümesi Φ_C 'nin elemanlarından hangisinin kullanıldığının tespitini amaçlayan bir sınıflandırma problemi özetlenebilir. Bu bölümde tasarladığımız uzay zaman blok kodu tanıma algoritmalarının pratik sinyal tanıma sistemlerinde kullanılabilmesi amacıyla sinyalde kullanılan modülasyon tipi önbilgisine ihtiyaç duymayacak şekilde tasarlanması esas alınmıştır. Bu yaklaşım, her ne kadar optimal olmaktan uzak olsa da, bölüm 1.1.3 'te belirtildiği gibi modülasyon tipi ve UZBK klasifikasyonunun ayırık problemler olarak ele alındığı durumlarda bu tip bir yaklaşımın uygun olacağı açıktır. Bu bağlamda alıcıdaki sinyalin kodlanmış sinyalin döngüsel durağan istatistiklerini öznitelik olarak kullanan bir UZBK tanıma metodu önerilmiştir. Önerdiğimiz bu UZBK tanıma algoritmasında öncelikle verici anten sayısının alıcı tarafından bilindiği varsayılmış, ardından bu algoritmaya sinyalin ikinci dereceden istatistiklerini baz alan gözü kapalı bir anten sayısı tespiti alt sistemi eklenerek algoritmanın pratikte uygulanabilirliği artırılmıştır. Önerdiğimiz algoritma literatürdeki ilk ortakça anten sayısı ve UZBK tanıma algoritması olup, aynı zamanda literatürdeki en çok sayıda farklı UZBK'yı birbirinden ayırabilen algoritma olma özelliğine sahiptir. Bu önerilen bu algoritma projemizin 2'nci ve 3'üncü iş paketlerinin ortak bir sonucu olarak değerlendirilebilir.

1.3. Anten sayısı Tespiti ve ortakça anten sayısı-modülasyon tipi tanıma

Bilinmeyen MIMO vericisinde kullanılan anten sayısı parametresi hem modülasyon tipinin, hem de kullanılan UZBK'nın tanınmasında önemli bir yere sahiptir. Modülasyon tipi tanınmasında elzem olan gözü kapalı kanal kestirimi algoritmaları vericideki anten sayısının bilinmesine ihtiyaç duyar. Bunun yanı sıra her UZBK belirli bir gönderici anten sayısı için tasarlandığından, bu parametre aynı zamanda UZBK klasifikasyonunda bir öznitelik olarak da kullanılabilir. Literatür özeti bölümünde de görüleceği gibi aynı ortamda yayın yapan birbirinden bağımsız sinyal kaynaklarının sayısının tespit edilmesi, kısa adıyla kaynak sayısı tespiti (source number detection) problemi literatürde 1970'lerden beri farklı bağlamlarda çok geniş kapsamlı olarak ele alınmış bir problemdir. Her ne kadar literatürde bu konu genel olarak Gauss dağılımlı sinyaller için ele alınmış olsa da, projemizde Gauss dağılımı varsayımıyla geliştirilmiş algoritmaların uzay zaman kodlanmış ve modüle edilmiş MIMO sinyalleri için de yüksek bir başarımla kullanılabilirdiği benzetimler yoluyla gösterilmiş, bu prensibe dayalı bir anten tespiti algoritmasının bölüm 1.2 'de tasvir edildiği şekilde bir UZBK tanıma sistemine entegre edilmesi ile yüksek başarımlı bir UZBK-Anten sayısı tespiti algoritması elde edilmiştir. Doğasıyla bu algoritma 2'inci ve 3'üncü iş paketlerinin ortak bir sonucu olarak değerlendirilebilir.

Yukarıda bahsedilen anten sayısı tespiti yaklaşımının optimal bir yaklaşım olmadığı aşikardır. Bu bağlamda sayısal modülasyonlu MIMO sinyalleri için optimal anten sayısı tespiti konusu da ele alınmış, sinyalin olabilirlik fonksiyonuna dayalı optimal bir anten sayısı tespitinin sinyalde kullanılan modülasyon tipi ve uzay zaman koduna ihtiyaç duymakta olduğu değerlendirilmiştir. Dolayısıyla pratikte kullanılacak optimal ya da optimele yakın bir anten sayısı tespitinin ancak modülasyon tipi ve UZBK'nın tespitiyle beraber ortakça yapılmasıyla elde edilebileceği görülmüştür. Her ne kadar bu üç transmisyon parametresinin ortakça yapılacağı bir klasifikatörün gerektireceği hesaplama gücü sebebiyle pratikte uygulanabilirliği düşük olsa da, uzay-zaman kodlamasının yapılmadığı uzaysal çoğullamalı (spatial multiplexing) MIMO sinyalleri için bu ortakça klasifikasyonun yapılması mümkündür. Bu bağlamda projede literatürde ilk defa anten sayısı ve modülasyon tipinin ortakça tespit edildiği bir klasifikasyon algoritması önerilmiştir. Bu yöntem projemizin 1'inci ve 3'üncü iş paketlerinin ortak bir sonucu olarak değerlendirilebilir.

Tablo 1'de yukarıda özetlenen proje çıktılarının ait oldukları iş paketleri ve bu proje sonuç raporunda yer aldıkları bölümler listelenmiştir.

Tablo 1. Projede önerilen yöntemler, alınan sonuçlar ve ait oldukları iş paketleri.

Önerilen Yöntem ve Proje Sonuç Raporundaki yeri	İş paketi 1	İş paketi 2	İş paketi 3
Öznelik Bazlı Modülasyon Tipi Tanıma Algoritmaları (Bölüm 1.1.1, Bölüm 4.1)			
Olabilirlik bazlı modülasyon tipi tanıma algoritmaları: EM-HLRT, HOS-HLRT, (Bölüm 1.1.2, bölüm 4.2)			
Ortakça Modülasyon tipi ve UZBK tanıma algoritmaları: J-ALRT ve J-HLRT (Bölüm 1.1.3, bölüm 5)			
UZBK tanıma ve ortakça anten sayısı ve UZBK tanıma algoritmaları: (Bölüm 1.2, Bölüm 6)			
Ortakça modülasyon tipi ve anten sayısı tanıma algoritması: Bölüm (1.4, Bölüm 7)			

2. LİTERATÜR ÖZETİ

Bu bölümde yapılacak literatür analizi projenin üç ana konu başlığı için üç ayrı maddede ele alınacaktır.

2.1. MIMO Modülasyon tipi tanıma sistemleri

MIMO sinyalleri için modülasyon tipi klasifikasyonu konusu görece yeni bir araştırma alanı olup, bu konuda yapılmış olan yayın sayısı çok azdır. Bu alanda ilk ve belki en önemli katkı Choqueuse vd. (2009)' da uzaysal çoklamalı MIMO sinyalleri için sunulmuş olan ortalama olabilirlik oranı (ALRT) ve hibrid olabilirlik oranı (HLRT) bazlı modülasyon tipi tanıma algoritmalarıdır. Bu makalede sunulan algoritmalarda gönderilen sinyalde bir UZBK kullanılmadığı uzaysal çoklamalı sistemler, ALRT algoritmasında kanal matrisi ve gürültü varyansının bilindiği varsayılırken, HLRT'de sadece gürültü varyansının bilindiği varsayılmış, kanal matrisi ise bir bağımsız bileşke analizi (independent component analysis, ICA) metodu ile kestirilmiştir. Aynı yazar, doktora tezinde (Choqueuse 2008) ALRT ve HLRT algoritmalarını uzay zaman blok kodu kullanan MMO sistemleri için genelleştirmiş, ancak uzay zaman blok kodunun alıcı tarafından bilindiğini varsaymıştır. Benzer bir HLRT bazlı algoritma Luo vd (2012)'de 'de sunulmuş, burada sadece farklı bir kanal kestirim yöntemi önerilmiştir. (Kanterakis ve Su 2013)' te ise yine UZBK kullanmayan sinyaller için basitleştirilmiş ALRT ve HLRT algoritmaları sunmuştur Bu algoritmalar optimal altı olmakla beraber, Choqueuse vd. (2009)'deki algoritmalarından çok daha düşük hesaplama gücüne ihtiyaç duymaktadırlar.

Yukarıda verilen yöntemlerin ortak yanı olabilirlik oranı bazlı algoritmalar olmalarıdır. Öznitelik bazlı MIMO modülasyon tipi tanıma algoritmalarına ilk olarak Hassan vd (2012)'de rastlanmış, bu metodda UZBK kullanmayan uzaysal çoklamalı sinyaller ele alınmış, öznitelik olarak sinyalin yüksek dereceden kümülanları kullanılmış, klasifikasyon ise bir yapay sinir ağı ile gerçekleştirilmiştir, ve dolayısıyla önceden alıştırılması gerekmektedir. Uzaysal çoklamalı sinyaller için başka bir öznitelik bazlı metoda ise Marey ve Dobre (2014)' te rastlanmıştır. Bu algoritmanın diğerlerinden en önemli farkı frekans seçici bir kanal modeli kullanmasıdır, ancak sadece ikili bir modülasyon klasifikasyon problemi ele almaktadır.

Proje yöneticisi ve grubunun öznitelik bazlı modülasyon tanıma sistemlerini konu alan biri bu projenin ön çalışmalarından, diğeri ise proje süresinde yapılan işlerden oluşan IEEE

sponsorluğunda yapılmış 2 uluslararası hakemli konferans makalesi (Mühlhaus vd. 2013b ve Mühlhaus vd. 2012) ve yine bu proje kapsamında önerilmiş ve bölüm 1.1'de tasvir edilmiş öznelik bazlı asimptotik olarak optimal modülasyon tipi tanıma algoritmasının sunulduğu IEEE Communications Letters dergisinde yayınlanmış bir adet dergi makalesi (Mühlhaus vd. 2013a) bulunmaktadır. Ayrıca bölüm 1.1.3'te tasvir edilmiş ortakça modülasyon tipi ve UZBK tanıma algoritmasının verildiği bir makale IEEE Transactions on Wireless Communications dergisine gönderilmiş ve hakemlik sürecine girmiştir. Bu konuyla ilgili varolan yayınların toplam sayısı ele alındığında, bu projenin MIMO modülasyon tipi tanıma konusunda literatüre şimdiden önemli bir katkı yaptığını söylemek mümkündür.

2.2. UZBK tanıma sistemleri

MIMO sistemlerde kullanılan uzay-zaman kodları uzay-zaman blok kodları ve uzay zaman kafes kodları (Space-Time Trellis Codes, STTC) olarak iki grup altında incelenebilir. Bu tezde, kafes kodlarına göre daha basit yapıda olması ve pratikte daha çok kullanılması sebebiyle uzay-zaman blok kodlarının tanınması üzerinde çalışılmıştır. Literatürde uzay-zaman blok kodlarının tanınması konusunda yapılan ilk çalışma olan Shi vd. (2007)'de, alınan sinyalin ikinci dereceden döngüsel-durağan istatistikleri kullanılarak sinyalde herhangi bir uzay-zaman kodunun kullanılıp kullanılmadığının tespiti yapılmakta, ancak kod tanıma işlemi gerçekleştirilmemektedir. Gerçek anlamda uzay-zaman blok kodu tanınması yapılan ilk iki çalışma Choqueuse vd. (2008b) ve Choqueuse vd. (2010)'dur. Choqueuse vd. (2008a)'da alınan sinyalin ikinci dereceden momentlerinden faydalanılan öznelik bazlı bir yöntem, Choqueuse vd. (2010)'de ise biri optimal biri de sinyal için Gauss dağılımı varsayan, sinyalin ikinci dereceden istatistiklerine bağlı iki olabilirlik bazlı yöntem önerilmiştir. Marey vd.(2012)'de kodlanmış sinyalin ikinci dereceden döngüsel-durağan karakteristiklerinin baz alındığı, farklı uzunluktaki uzay-zaman blok kodlarının farklı döngüsel frekanslarda döngüsel-durağanlık sergilemesi nedeniyle farklı uzunluktaki kodların tanınabildiği bir yöntem önerilmiş, ancak aynı döngüsel frekansta döngüsel-durağanlık gösteren eşit uzunluklu kodların tanınması konusu ele alınmamıştır. Eldermash vd. 2013'te ise kodlanmış sinyalin dördüncü dereceden döngüsel-durağan karakteristiklerinin baz alındığı, Alamouti kodlanmış ve uzaysal çoğullanmış MIMO sinyalinin ayırt edilebildiği bir yöntem önerilmiştir.

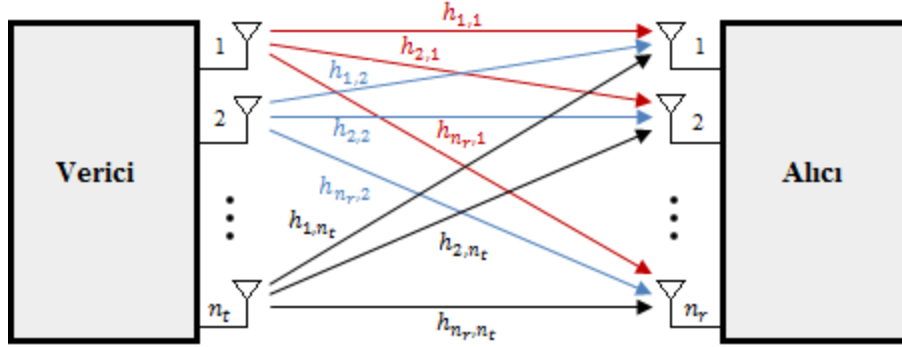
2.3. Anten sayısı tespiti

Aynı ortamda yayın yapan sinyal kaynaklarının sayısının tespiti konusu, radar, sonar, yön tespiti gibi uygulamalarda literatürde uzun yıllardır incelenmektedir, dolayısıyla bu konuda yapılan yayınların sayısı oldukça fazladır. Burada yer darlığı sebebiyle bu konu ile ilgili en çok ilgi çeken, makalelerden bir seçki sunulacaktır.

Literatürde bu konuda farklı kaynaklardan gönderilen sinyallerin birbirinden bağımsız ve Gauss dağılımlı olduğunu varsayan yöntemler öne çıkmaktadır. Bu varsayımın Akaike, (1974) ve Risannen (1978)'de farklı bağlamlarda model derecesi tespiti problemi için ortaya atılan Akaike bilgi ölçütü (Akaike Information Criteria, (AIC) ve minimum tarif uzunluğu (Minimum Description Length, MDL) ölçütleri Wax ve Kailath (1985)'te bilgi kuramı bazlı kaynak sayısı tespiti için kullanılmıştır. Bu iki yöntem, bilgi kuramına dayalı kaynak sayısı tespitine olan ilgiyi artırmış, birçok yazar bu iki yöntemin iyileştirilmesine yönelik önerilerde bulunmuştur. Wu vd.(1995) ve Zhang vd. (1993)'te de AIC ve MDL'ye alternatif iki bilgi kuramsal yöntem önerilmiştir. Fishler vd.(2002)'de Gauss sinyaller için tasarlanmış MDL'nin Gauss dağılımında olmayan kaynak sinyalleri için kaynak sayısı tespitindeki başarımı analiz edilmiş, ancak kaynakların uzay-zaman kodlamalı sistemlerde olduğu gibi uzay ve zamanda bağımlı olduğu durumlar ele alınmamıştır. Fishler vd.(2005)'te ise MDL kriteri MIMO haberleşme sistemlerinde olduğu gibi sayısal modüle edilmiş sinyaller için türetilmiş, ancak ortaya çıkan anten sayısı tanıma algoritmasının, gauss sinyalleri için tasarlanana aksine, hayli komplike bir yapısı olduğu ve bir çok ön bilgiye ihtiyaç duyduğu gösterilmiştir. Ohmer vd. (2008a) ve Ohlmer vd. (2008b)'de MIMO sistemlerde anten sayısı tespiti için pilot sinyallere bağlı bir yaklaşım önerilmiş ancak bu yaklaşımın işbiriksiz ve gözü kapalı bir tespitin öngörüldüğü sistemlerde uygulanamayacağı belirtilmiştir. Uzaysal çoğullamalı MIMO sistemleri için gözü kapalı anten sayısı tespitini ele alan Choqueuse vd. (2008b)'de, anten sayısının tespiti için sinyalin üst seviyeden istatistikleri (kümülanları) kullanılmış fakat uzay-zaman kodlaması kullanan sistemler incelenmemiştir.

3. SİSTEM MODELİ VE TEMEL VARSAYIMLAR

Bu noktada proje kapsamında yapılan işlere geçmeden önce geçmeden önce projenin tüm safhalarında kullandığımız sistem modelimizi ve temel varsayımlarımızı özetlemek istiyoruz. Bu projede ele alınan MIMO sistemlerinde n_t adet verici ve n_r adet alıcı anten olduğu varsayılmaktadır. Bu varsayım ile tipik bir MIMO sistemi Şekil 2' deki gibi verilebilir



Şekil 2. : n_t adet verici ve n_r adet alıcı antenden oluşan bir MIMO sistemi

Burada $\mathbf{s}[k] = [s_1[k], \dots, s_{n_t}[k]]^T$, k anında vericiden gönderilen $n_t \times 1$ boyutlu sinyal vektörünü, $\mathbf{w}[k]$ ise $n_r \times 1$ boyutlu kanal gürültü vektörünü ifade etmektedir. Verici ve alıcı antenler arasındaki yayılım yollarının genlik ve faz bilgisini içeren $n_r \times n_t$ boyutlu kanal matrisi \mathbf{H} ,

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{1,1} & h_{1,2} & \dots & h_{1,n_t} \\ h_{2,1} & h_{2,2} & \dots & h_{2,n_t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{n_r,1} & h_{n_r,2} & \dots & h_{n_r,n_t} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

şeklindedir. Burada $h_{i,j}$ ($i = 1, \dots, n_r$, $j = 1, \dots, n_t$), i 'inci alıcı ve j 'inci verici anten arasındaki kanal katsayısını ifade etmektedir.

Bu projede $n_r > n_t$ olmak üzere n_t adet verici ve n_r adet alıcı antenden oluşan bir MIMO sistem ele alınmıştır. Kanal gürültüsü σ^2 varyanslı, bağımsız ve özdeş dağılımlı (independent and identically distributed, i.i.d.), dairesel, kompleks toplamsal beyaz Gauss gürültüsü (Additive White Gaussian Noise, AWGN) olarak modellenmiştir. Verici sinyallerinin birim güçlü olduğu varsayılarak ortalama SNR n_t/σ^2 olarak tanımlanmıştır.

Bu çalışmada kanal modeli olarak, verici ve alıcıdaki antenler arasında ilinti olduğu durumlarda kullanılan, verici ve alıcı ilintilerinin ayrılabilir olduğunu varsayan Kronecker kanal modeli (Shiu vd., 2000) kullanılmış, kanalın düz ve blok sönümlenmeli olduğu varsayılmıştır. Kullanılan Kronecker kanal modeli aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$\mathbf{H} = \mathbf{Q}_r^{1/2} \mathbf{H}_G \mathbf{Q}_t^{1/2} \quad (2.3)$$

Burada \mathbf{Q}_t ve \mathbf{Q}_r verici ve alıcı ilinti matrislerini, \mathbf{H}_G ise bağımsız ve özdeş dağılmış sıfır ortalamalı birim varyanslı dairesel kompleks Gauss dağılımlı bir kazanç matrisini temsil etmektedir. Loyka (2001)'de verilmiş bu kanal ilinti modelinde verici ve alıcı ilinti matrisleri birer ilinti katsayısı ile tanımlanabilmektedir. Bu durumda verici ve alıcı ilinti matrislerinin elemanları aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$[\mathbf{Q}_t]_{ij} = \begin{cases} \rho_t^{j-i}, & i \leq j \\ [\mathbf{Q}_t]_{ji}^*, & j > i \end{cases} \quad (2.4)$$

$$[\mathbf{Q}_r]_{ij} = \begin{cases} \rho_r^{j-i}, & i \leq j \\ [\mathbf{Q}_r]_{ji}^*, & j > i \end{cases} \quad (2.5)$$

Burada ρ_t vericideki iki anten arasındaki ilinti katsayısını, ρ_r ise alıcıdaki iki anten arasındaki ilinti katsayısını ifade etmektedir. Bu projede ilintili kanallar için yapılan benzetimlerde kanal ilintilerinin etkisini daha iyi değerlendirebilmek amacıyla verici ve alıcı ilinti katsayılarının birbirine eşit olduğu ($\rho_t = \rho_r = \rho$) varsayılmaktadır. Bununla birlikte, $\rho = 0$ için kanal matrisi ilintisiz durumdaki bağımsız ve özdeşçe dağılmış sıfır ortalamalı birim varyanslı dairesel kompleks dağılımlı bir rastsal matris olan \mathbf{H}_G 'a indirgenmektedir. Bu nedenle ilintisiz kanal modeli Kronecker kanal modelinin özel bir versiyonu olarak ele alınabilir.

3.1. Uzay Zaman Blok Kodlama

Uzay-zaman kodlama, kablosuz haberleşme sistemlerinde çeşitleme derecesini artırmak amacıyla kullanılan bir iletim tekniğidir. Uzay-zaman kodlama ile verici sinyalinin birden çok kopyası farklı antenlerden farklı zamanlarda, bağımsız sönümlenmeli kanallar vasıtasıyla gönderilir. Uzay-zaman kodları, uzay-zaman kafes kodları ve uzay-zaman blok kodları olmak üzere iki gruba ayrılır. İlk olarak Tarokh, Seshadri ve Calderbank tarafından tasarlanan uzay-zaman kafes kodlarıyla tam çeşitleme derecesinin sağlanmasının yanı sıra kodlama kazancı da elde edilmektedir (Tarokh vd. 1998). Temelleri Alamouti tarafından atılan uzay-zaman blok

kodlarında ise kafes kodlamada olduğu gibi tam çeşitleme derecesi sağlanmakta, ancak kodlama kazancı sağlanamamaktadır. Buna karşın uzay-zaman blok kodlamalı sistemler karmaşık alıcı yapısı gerektirmezken uzay-zaman kafes kodlamalı sistemler yüksek karmaşıklıkla alıcı yapısı gerektirmektedir. Bu tez çalışmasında daha basit yapısı ve pratikte daha çok kullanılması sebebiyle uzay-zaman blok kodlarının tanınması üzerine çalışılmış, uzay-zaman kafes kodları daha sonra incelenmek üzere kapsam dışı bırakılmıştır.

Uzay-zaman blok kodlamalı sistemlerde kodlama işlemi açıklamak için **(2.6)** eşitliğindeki $n_t \times L$ boyutlu kod matrisi verilmiştir. Burada n_t verici anten sayısını, L ise kodun blok uzunluğunu ifade etmektedir.

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_{1,1} & c_{1,2} & \dots & c_{1,L} \\ c_{2,1} & c_{2,2} & \dots & c_{2,L} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n_t,1} & c_{n_t,2} & \dots & c_{n_t,L} \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

(2.6)'daki kod matrisinin $c_{i,j}$ elemanları ($i = 1, \dots, n_t$, $j = 1, \dots, L$), n_s adet giriş sembolüyle (x_1, x_2, \dots, x_{n_s}) bu sembollerin eşleniklerinin doğrusal kombinasyonlarından oluşmaktadır. Matrisin j 'inci sütunu, j 'inci zaman diliminde n_t adet anten üzerinden gönderilen sinyal vektörünü ifade etmektedir.

Uzay-zaman blok kodlamalı sistemlerde kodlama oranı (kod hızı) $R = n_s/L$ olarak tanımlanır. Uzaysal çoğullamalı MIMO sistemlerde 1 zaman diliminde n_t adet bağımsız sembol gönderildiğinden $R = n_t$ olmaktadır. Uzay-zaman blok kodlamalı sinyallerle uzaysal çoğullamalı sinyaller arasındaki en temel fark ise uzay-zaman kodlamalı sinyallerin kodlama sebebiyle uzay ve zamanda bağımlı hale gelmesidir.

Bu Projede UZBK tanıma bağlamında ele alınan UZBK'ların kod matrisleri ve diğer önemli parametreleri Tablo 2'de listelenmiştir.

Tablo 2. Uzay-zaman blok kodu tanıma kapsamında ele alınan kodlar ve parametreleri.

Uzay-Zaman Blok Kodu (STBC)	Türü	n_t	Kodlama Oranı (R)	Kod Matrisi
Uzaysal Çoklama (SM)		2 3 4	n_t	
Alamouti	Dik	2	1	$\mathbf{C}_{Alamouti} = \begin{bmatrix} x_1 & -x_2^* \\ x_2 & x_1^* \end{bmatrix}$
\mathbf{C}_1	Dik	3	3/4	$\mathbf{C}_1 = \begin{bmatrix} x_1 & -x_2^* & \frac{x_3^*}{\sqrt{2}} & \frac{x_3^*}{\sqrt{2}} \\ x_2 & x_1^* & \frac{x_3^*}{\sqrt{2}} & \frac{-x_3^*}{\sqrt{2}} \\ \frac{x_3}{\sqrt{2}} & \frac{x_3}{\sqrt{2}} & \frac{(-x_1 - x_1^* + x_2 - x_2^*)}{2} & \frac{(x_2 + x_2^* + x_1 - x_1^*)}{2} \end{bmatrix}$
\mathbf{C}_2	Dik	3	1/2	$\mathbf{C}_2 = \begin{bmatrix} x_1 & -x_2 & -x_3 & -x_4 & x_1^* & -x_2^* & -x_3^* & -x_4^* \\ x_2 & x_1 & x_4 & -x_3 & x_2^* & x_1^* & x_4^* & x_3^* \\ x_3 & -x_4 & x_1 & x_2 & x_3^* & -x_4^* & x_1^* & x_2^* \end{bmatrix}$
\mathbf{C}_3	Dik	3	3/4	$\mathbf{C}_3 = \begin{bmatrix} x_1 & 0 & x_2 & -x_3 \\ 0 & x_1 & x_3 & x_2^* \\ -x_2^* & -x_3 & x_1^* & 0 \end{bmatrix}$
\mathbf{C}_4	Dik	4	1/2	$\mathbf{C}_4 = \begin{bmatrix} x_1 & -x_2 & -x_3 & -x_4 & x_1^* & -x_2^* & -x_3^* & -x_4^* \\ x_2 & x_1 & x_4 & -x_3 & x_2^* & x_1^* & x_4^* & -x_3^* \\ x_3 & -x_4 & x_1 & x_2 & x_3^* & -x_4^* & x_1^* & x_2^* \\ x_4 & x_3 & -x_2 & x_1 & x_4^* & x_3^* & -x_2^* & x_1^* \end{bmatrix}$
\mathbf{C}_5	Yarı-dik	4	1	$\mathbf{C}_5 = \begin{bmatrix} x_1 & -x_2^* & x_3 & -x_4^* \\ x_2 & x_1^* & x_4 & x_3^* \\ x_3 & -x_4^* & x_1 & -x_2^* \\ x_4 & x_3^* & x_2 & x_1^* \end{bmatrix}$
\mathbf{C}_6	Yarı-dik	4	1	$\mathbf{C}_6 = \begin{bmatrix} x_1 & x_2^* & x_3 & x_4^* \\ x_2 & -x_1^* & -x_4 & x_3^* \\ x_3 & x_4^* & -x_1 & -x_2^* \\ x_4 & -x_3^* & x_2 & -x_1^* \end{bmatrix}$
\mathbf{C}_7	Yarı-dik	4	1	$\mathbf{C}_7 = \begin{bmatrix} x_1 & -x_2^* & -x_3^* & x_4 \\ x_2 & x_1^* & -x_4^* & -x_3 \\ x_3 & -x_4^* & x_1^* & -x_2 \\ x_4 & x_3^* & x_2^* & x_1 \end{bmatrix}$

4. MODÜLASYON TIPI TANIMA SİSTEMLERİ

Raporumuzun bu bölümde projede MIMO sistemlerde modülasyon tipi tanıma algoritmaları konusunda yapılan çalışmalar ve varılan sonuçlar yer alacaktır.

MIMO Modülasyon tipi tanıma problemini bilinmeyen bir MIMO vericiden n_t anten kullanılarak gönderilmiş toplanır gürültü ve sönümlenmeli MIMO kanal etkisinde n_r anten tarafından belirli bir gözlem süresi zarfında alınacak örnekleri kullanarak, gönderilen haberleşme sinyalinin modülasyon tipinin, olası modülasyon tiplerinin kümesi olan M 'nin elemanlarından hangisi olduğunun tespitini amaçlayan bir sınıflandırma problemi olarak özetlemek mümkündür. Bu bağlamda hem öznitelik (feature) bazlı örüntü tanıma (pattern recognition) yöntemleri hem de olabilirlik oranı bazlı karar kuramı (decision theory) yöntemlerine başvurulabilir. Genel olarak olabilirlik oranı bazlı yöntemlerin öznitelik bazlı yöntemlere göre daha yüksek bir hesaplama gücüne ihtiyaç duyduğunu söylemek mümkündür. Bu projede iş zaman planında tanımlanmış olan 1'inci iş paketinde ön görüldüğü üzere, yenilikçi örüntü ve olabilirlik oranı bazlı modülasyon tipi tanıma sistemlerinin geliştirilmesi tamamlanmıştır. Bölüm 4.1'de bu bağlamda önerilen öznitelik bazlı algoritmalar bölüm 4.2'de ise önerilen olabilirlik bazlı algoritmalar sunulacaktır.

4.1. Uzaysal Çoğullamalı MIMO sistemler için örüntü bazlı modülasyon tipi tanıma sistemleri

Bu bölümde uzaysal çoğullamalı MIMO sistemleri için önerdiğimiz önerdiğimiz öznitelik bazlı MIMO modülasyon tipi tanıma sistemlerinde geleneksel SISO sistemlerinde de modülasyon tipi tanınmasında literatürde sıklıkla kullanılmış olan kümülan istatistiklerini farklı modülasyon tiplerini birbirinden ayırdedici birer öznitelik olarak kullandık. kümülanlar bir rastsal bir değişkenin yüksek dereceden momentlerine bağlı birer fonksiyon olup, karmaşık rastsal bir değişken olan s için aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$\kappa_s^{u,v} = \sum_{P_u} k(p) \prod_{j=1}^p E\{s^{u_j - v_j} s^{*v_j}\} \quad (4.1)$$

Bu denklemde $\kappa_s^{u,v}$ s'in u 'uncu dereceden v adet karmaşık eşlenik içeren kümülan istatistiğini, P_u , $\{1,2,\dots,u\}$ kümesinin partiyonlarından oluşan kümeyi simgelemektedir. P_u 'nun p 'uncu partiyonundaki küme sayısı p olup $\rho = \{\eta_j\}_{j=1}^p$ olarak gösterilebilir. $k(p) = (-1)^{p-1}(p-1)!$ olup, u_j partiyondaki η_j kümesinin eleman sayısını, v_j kümedeki eşleniği alınmış terim sayısını, $E\{\}$ ise beklenti operatörünü simgelemektedir. Örneğin sıfır ortalamalı karmaşık rastsal bir değişken için $\kappa_s^{4,0}$ ve $\kappa_s^{4,2}$ aşağıdaki gibi verilebilir:

$$\kappa_s^{4,0} = E\{s^4\} - 3(E\{s^2\})^2$$

$$\kappa_s^{4,2} = E\{s^2 s^{*2}\} - E\{s^2\}E\{s^{*2}\} - 2E\{|s|^2\}^2$$

Doğrusal modüle edilmiş sinyaller için sinyal konstelasyonlarındaki simetri sebebiyle sadece çift dereceli kümülanlar sıfırdan farklıdır. Farklı derecelerden kümülanların birim güce normalize edilmiş BPSK, QPSK 8PSK ve 16QAM konstelasyonları için hesaplanmış teorik değerleri tablo 3'te verilmiştir.

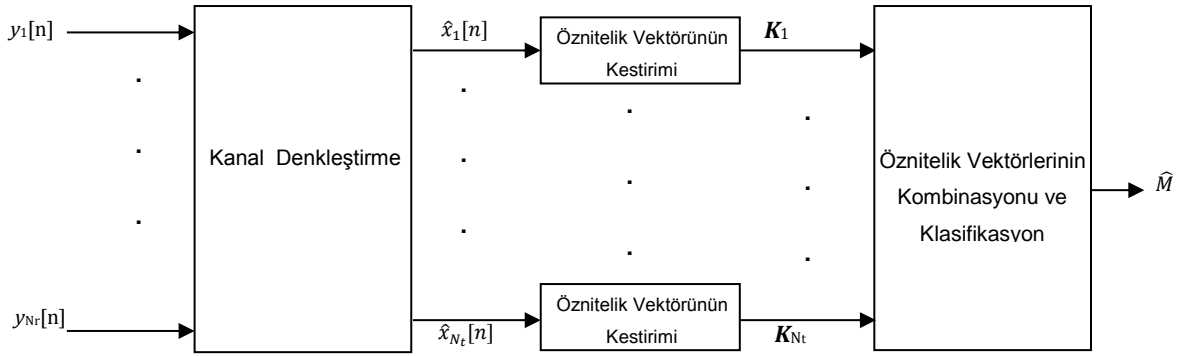
Tablo 3. Farklı modülasyon tipleri için kümülan değerleri

	BPSK	QPSK	8-PSK	16-QAM
$\kappa_s^{2,0}$	1	0	0	0
$\kappa_s^{2,1}$	1	1	1	1
$\kappa_s^{4,0}$	-2	1	0	-0.68
$\kappa_s^{4,1}$	-2	0	0	0
$\kappa_s^{4,2}$	-2	-1	-1	-0.68
$\kappa_s^{6,0}$	16	0	0	0
$\kappa_s^{6,1}$	16	-4	0	2.08
$\kappa_s^{6,2}$	16	0	0	0
$\kappa_s^{6,3}$	16	4	4	2.08
$\kappa_s^{8,0}$	-272	-34	1	-13.981
$\kappa_s^{8,1}$	-272	0	0	0
$\kappa_s^{8,2}$	-272	34	0	-13.981
$\kappa_s^{8,3}$	-272	0	0	0
$\kappa_s^{8,4}$	-272	-34	-33	-13.981

Yukarıdaki tabloda görüldüğü gibi bazı kümülan istatistikleri farklı modülasyon tiplerini birbirinden ayırdetmek için kullanılabilecek iken, bazıları ise kullanılamamaktadır. Projemizde örüntü bazlı modülasyon tipi tanıma kapsamındaki çalışmalarda ayırdedici öznelik olarak ilk aşamada $\kappa_s^{4,0}$, $\kappa_s^{4,2}$, $\kappa_s^{6,1}$, $\kappa_s^{6,3}$, $\kappa_s^{8,0}$, $\kappa_s^{8,2}$ ve $\kappa_s^{8,4}$ ün tek tek ve bir kısmının birlikte (bir öznelik vektörü halinde) kullanımları ele alınmıştır.

MIMO modülasyon tanıma probleminin klasik SISO probleminden temel farkı alınan sinyal vektörünün her bileşkesinin bileşkesinin gönderilen sinyal vektörünün bileşkelerinin bir linear kombinasyonunu içermesidir. Diğer bir deyişle alıcının her anteninde birbirleri ile zaman ve frekansta girişim içinde bulunan birçok modüle edilmiş sinyal bulunmaktadır. Bu yüzden öznelik vektörünün alıcı sinyalinden doğrudan kestirilmesi mümkün değildir.

Bu bağlamda şekil 3'te verilmiş modülasyon tipi tanıma mimarisi temel alınmıştır. Bu modülasyon tanıma mimarisinde ilk adım kanalın denkleştirilmesi ve bu sayede orijinal sinyalin gürültülü bir versiyonunun geri kazanılmasıdır. Bu operasyon, efektif olarak, alınan sinyaldeki girişimi ortadan kaldırıp, sinyal bileşkelerini birbirinden ayırtırmakta, ayırtırılan her sinyal bileşeninden modülasyon tipinin karakterizasyonu için kullanılacak öznelik vektörünün kestirimini mümkün kılmaktadır.



Şekil 3. : Önerilen Modülasyon Tanıma Mimarisi

Öznelik vektörlerinin her sinyal bileşkesi için kestirimini ardından kestirilen öznelikler kombine edilerek modülasyon tipi için nihai karar verilmektedir

Bu projenin hem ön çalışmalarında hem de projenin ilk safhasında şekil 'te verilmiş mimari kapsamında çeşitli farklı kümülant öznelikleriyle ve çeşitli farklı buluşsal metodlarla kombinasyon metodları denenmiş, ön çalışmalarda elde ettiğimiz sonuçlar Mühlhaus vd. (2012)'de, projenin ilk safhasında elde ettiğimiz sonuçlar ise Mühlhaus vd. (2012)'de yayımlanmıştır. Örneğin Mühlhaus vd. (2012)'de yayımladığımız ara sonuçlarda öznelik olarak sadece dördüncü dereceden bir tek kümülant ($|K_s^{4,0}|$) kullanılmış, kombinasyonda ise her sinyal bileşkesinden elde edilen özneliklerin aritmetik ortalaması alınmış, klasifikasyon için ise öklid uzaklığına bağlı bir klasifikasyon metriği kullanılmıştır Mühlhaus vd. (2013)'te yayınladığımız sonuçlarda ise farklı kümülantlardan oluşan çeşitli öznelik vektörlerinin performansı birbiriyle karşılaştırılmış, kombinasyon için ise en yüksek SNR değerine sahip sinyal komponentinden elde edilen özintelik vektörünü seçme (selection combining) metodu kullanılmıştır.

Yukarıda bahsedilen sonuçlar projemizde önerilecek öznitelik bazlı modülasyon sisteminin geliştirilmesi sırasında elde edilmiş optimal altı ara sonuçlar olduğu için bu sonuç raporunda daha detaylıca ele alınmayacak, aşağıda bu çalışmaların sonunda türetilmiş asimptotik olarak optimal klasifikatörün detayları verilecektir. Yayımladığımız ara sonuçların detaylarına 1'inci proje gelişme raporunda yukarıda bahsedilen konferans makalelerinden ulaşmak mümkündür

İş paketinin ilk safhasında yapılan denemelerin ve alınan ara sonuçların ışığında geliştirilecek asimptotik olarak optimal klasifikatör için aşamada iki adet 4'üncü dereceden kümülanı, yani $\kappa^{(4,0)}$, ve $\kappa^{(4,2)}$ 'yi klasifikasyon için kullanılacak öznitelikler olarak belirledik. Bu seçimin yapılmasındaki en önemli faktörler hem ara sonuçlarda kullandığımız optimal altı klasifikatörlerde bu kümülanların iyi sonuçlar verdiğini bilmemiz, hem de bu kümülanların, düşük seviyeden olmaları sebebiyle, asimptotik kovaryans matrislerinin analitik hesabının daha üst seviyedeki kümülanlara göre daha kolay olacağını öngörmemizdi. Bu kümülanlar 2'inci ve 4'üncü dereceden momentler cinsinden aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\kappa^{(4,0)} = \mu^{(4,0)} - 3(\mu^{(2,0)})^2 \quad (4.2)$$

$$\kappa^{(4,2)} = \mu^{(4,2)} - |\mu^{(2,0)}|^2 - 2(\mu^{(2,1)})^2 \quad (4.3)$$

Burada $\mu^{(i,j)} = E\{s[k]^{i-j}(s^*[k])^j\}$, skaler sinyal $s[k]$ 'nin i'inci seviyeden j'kere eşlenikli (complex conjugate) momentini simgelemektedir bu kümülanların birim enerjili çeşitli modülasyon tipleri için değerleri Tablo 1'de verilmiştir.

Bir önceki proje gelişme raporunda da belirtildiği üzere, bir MIMO sisteminde alıcıdaki sinyal vektörü $\mathbf{r}[k]$ 'nin her bileşkesinin gönderilen sinyal $\mathbf{s}[k]$ 'nin bileşkelerinin kanal matrisi \mathbf{H} 'ya bağlı birer lineer kombinasyonu olduğu göz önüne alındığında, modülasyon tiplerini ayırd etmek için kullanılacak özniteliklerin, alınan sinyal vektörü $\mathbf{r}[k]$ 'dan doğrudan kestirilmesinin mümkün olmadığı ortaya çıkmaktadır. Dolayısıyla özniteliklerin kestiriminden önce $\hat{\mathbf{S}}[k]=[\hat{s}_1[k], \hat{s}_2[k], \dots, \hat{s}_{N_t}[k]]^T$ 'in yani orijinal sinyalin gürültülü bir versiyonunun kanal denkleştirme vasıtasıyla oluşturulup, seçilen özniteliklerin, $\hat{\mathbf{S}}[k]$ 'nin her bileşkesi için ayrı ayrı kestirilmesi gerekmektedir. Kanal matrisinin realizasyonunun bilindiği ideal, ama gerçekçi olmayan senaryolarda kanal denkleştirme operasyonu kanal matrisinin kendisi kullanılarak, bilinmediği daha gerçekçi senaryolarda ise kanal matrisinin bir kestirimi kullanılarak yapılabilir.

Aşağıda öncelikle kanal matrisinin ve gürültü varyansının bilindiği varsayılacak, ve bu koşullar altında seçilen 4'üncü dereceden kümülanlardan oluşan öznelik vektörü için asimptotik olarak optimal bir olabilirlik oranı testi (likelihood ratio test) klasifikatörü türetilecektir. Bunun ardından bu test öncelikle kanal matrisinin bilinmediği ve gözü kapalı kestirilmesi gerektiği durumlar için modifiye edilecek, daha sonra da gürültü varyansı için de bir gözü kapalı kestirim yöntemi sunulacak ve bu kestirim modifiye edilmiş testte kullanılacaktır.

4.1.1. Kanal matrisinin bilindiği durumda klasifikasyon

Kanal matrisinin bilindiği ideal ve gerçekçi olmayan senaryolarda, $\hat{\mathbf{s}}[k]$ aşağıdaki gibi hesaplanabilir:

$$\hat{\mathbf{s}}[k] = \mathbf{H}^+ \mathbf{r}[k] = \mathbf{s}[k] + \mathbf{H}^+ \mathbf{w}[k] \quad (4.4)$$

Burada $\mathbf{H}^+ = (\mathbf{H}^+ \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^+$ kanal matrisi \mathbf{H} 'nin Moore-Penrose sözde ters matrisini, (Moore-Penrose Pseudoinverse) \dagger operasyonu ise eşlenik-tranpoze (conjugate transpose) operasyonunu temsil etmektedir. Bu çalışmada kullandığımız 4'üncü dereceden kümülan öznelik vektörü kestirimi $\hat{\mathbf{k}}$ iki alt vektör $\hat{\mathbf{k}}^{(4,0)} = [\hat{k}_1^{(4,0)}, \dots, \hat{k}_{n_t}^{(4,0)}]^T$ ve $\hat{\mathbf{k}}^{(4,2)} = [\hat{k}_1^{(4,2)}, \dots, \hat{k}_{n_t}^{(4,2)}]^T$ cinsinden aşağıdaki gibi yazılabilir

$$\hat{\mathbf{k}} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{k}}^{(4,0)} \\ \hat{\mathbf{k}}^{(4,2)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{k}_1^{(4,0)} \\ \vdots \\ \hat{k}_{n_t}^{(4,0)} \\ \hat{k}_1^{(4,2)} \\ \vdots \\ \hat{k}_{n_t}^{(4,2)} \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

Bu denklemde $\hat{k}_m^{(4,0)}$ ve $\hat{k}_m^{(4,2)}$, ($m = 1, \dots, n_t$) $\hat{\mathbf{s}}[k]$ vektörünün m 'inci bileşkesi $\hat{s}_m[k]$ 'dan elde edilen öznelik kestirimlerini temsil etmektedir. Bu öznelikler denklem (4.2) ve (4.3) 'teki momentlerin, N uzunluğundaki bir sinyal bloğu için, beklenti operatörü yerine zamanda ortalama (time averaging) operatörü ile hesaplanması ile elde edilmektedir, yani:

$$\hat{k}_m^{(4,0)} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_m[k]^4 - 3 \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_m[k]^2 \right)^2 \quad (4.6)$$

$$\hat{k}_m^{(4,2)} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_m[k]^2 \hat{s}_m^*[k]^2 - \left| \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_m[k]^2 \right|^2 - 2 \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |\hat{s}_m[k]|^2 \right)^2 \quad (4.7)$$

Sonlu sayıda örnek kullanılarak yapılan bu kümülan kestirimlerinin tutarlı (consistent) ve asimptotik olarak yansız (unbiased) olduğu (örnek sayısı $N \rightarrow \infty$ giderken) ve yine asimptotik olarak karmaşık gauss dağılımına yakınsadıkları bilinmektedir (Brillinger, 2001). Bu durumda farklı sinyal bileşkelerine ve farklı gönderici antenlerine tekabül eden bu kestirimler asimptotik olarak ortakça gauss dağılımında karmaşık rastsal değişkenler olarak modellenebilir. Dolayısıyla, bu asimptotik ortak olasılık fonksiyonunun farklı hipotezler (yani farklı modülasyon tipleri) için analitik ifadelerinin türetilmesi durumunda bu seçilen özniteliker için asimptotik olarak optimal bir en büyük olabilirlik testi tasarlamak mümkündür.

Kümülan kestirimlerinin asimptotik olarak yansız (unbiased) olduğu göz önüne alındığında $\hat{\kappa}$ vektörünün asimptotik olabilirlik fonksiyonu (asymptotic likelihood function) gönderilen sinyalin olası modülasyon tiplerinin kümesi $M=\{M_1, M_2, \dots\}$ in q 'uncu elemanı M_q olduğu varsayımıyla aşağıdaki gibidir:

$$p(\hat{\kappa} | M_q, \sigma^2, \mathbf{H}) = \frac{1}{\pi^{2N_t} |\Sigma_{q, \sigma_w^2, \mathbf{H}}|} \exp(-(\hat{\kappa} - \kappa_q)^\dagger \Sigma_{q, \sigma_w^2, \mathbf{H}}^{-1} (\hat{\kappa} - \kappa_q)) \quad (4.8)$$

Bu karmaşık gauss dağılımının ortalaması hipotez M_q 'ya bağlıdır ve aşağıdaki gibi verilebilir:

$$\kappa_q = \begin{bmatrix} \kappa_q^{(4,0)} \mathbf{1}_{n_t} \\ \kappa_q^{(4,2)} \mathbf{1}_{n_t} \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

Burada $\kappa_q^{(4,0)}$ ve $\kappa_q^{(4,2)}$ kümülan özniteliklerinin q 'uncu modülasyon tipi için teorik değerlerini (bkz. Tablo 1), $\mathbf{1}_{n_t}$ ise n_t uzunluğunda, bütün bileşkeleri 1'e eşit olan vektörü temsil etmektedir.

Bu olabilirlik fonksiyonunun kovaryans matrisi $\Sigma_{q, \sigma_w^2, \mathbf{H}}$ ise aşağıdaki gibi 4 adet $n_t \times n_t$ alt matris ile ifade edilebilir.

$$\Sigma_{q, \sigma_w^2, \mathbf{H}} = \begin{bmatrix} \Sigma_{q, \sigma_w^2, \mathbf{H}}^{(4,0)} & \Sigma_{q, \sigma_w^2, \mathbf{H}}^{(4,0),(4,2)} \\ \Sigma_{q, \sigma_w^2, \mathbf{H}}^{(4,2),(4,0)} & \Sigma_{q, \sigma_w^2, \mathbf{H}}^{(4,2)} \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

Bu ifadede $\Sigma_{q, \sigma_w^2, \mathbf{H}}^{(4,0)}$ alt matrisi $\hat{\kappa}^{(4,0)}$ vektörünün, $\Sigma_{q, \sigma_w^2, \mathbf{H}}^{(4,2)}$ alt matrisi ise $\hat{\kappa}^{(4,2)}$ vektörünün asimptotik kovaryans matrisi olup $\Sigma_{q, \sigma_w^2, \mathbf{H}}^{(4,2),(4,0)}$ alt matrisi ise $\hat{\kappa}^{(4,2)}$ ile $\hat{\kappa}^{(4,0)}$ vektörünün asimptotik çapraz kovaryans (cross-covariance) matrisini temsil etmektedir. Bu çalışmada sembol sayısı N 'in sonsuza gittiği asimptotik varsayımıyla bu alt matrislerin ifadeleri kanal matrisi \mathbf{H} , gürlüğü

varyansı σ^2 ve modülasyon tipi M_q 'ya bağlı olarak türetilmiştir. Aşağıda $\Sigma_{q,\sigma_w^2,\mathbf{H}}^{(4,0)}$ alt matrisi için bu çıkarımın kısa bir özeti verilecektir.

Kovaryans alt matrisi $\Sigma^{(4,0)}$ 'in (m,n) 'inci elemanı $[\Sigma_{q,\sigma_w^2,\mathbf{H}}^{(4,0)}]_{m,n}$ olsun. Kovaryansın tanımından bu eleman

$$[\Sigma_{q,\sigma_w^2,\mathbf{H}}^{(4,0)}]_{m,n} = E\{\hat{\mathcal{K}}_m^{(4,0)} \hat{\mathcal{K}}_n^{(4,0)*}\} - E\{\hat{\mathcal{K}}_m^{(4,0)}\} E\{\hat{\mathcal{K}}_n^{(4,0)*}\}. \quad (4.11)$$

Şeklinde yazılabilir. Denklem (4.6) yukarıdaki denklemde yerine yazılarak

$$\begin{aligned} [\Sigma_{q,\sigma_w^2,\mathbf{H}}^{(4,0)}]_{m,n} = & E\left\{\left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_m[k]^4 - 3\left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_m[k]^2\right)^2\right) \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_n[k]^4 - 3\left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_n[k]^2\right)^2\right)^*\right\} \\ & - E\left\{\left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_m[k]^4 - 3\left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_m[k]^2\right)^2\right)\right\} E\left\{\left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_n[k]^4 - 3\left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_n[k]^2\right)^2\right)^*\right\} \end{aligned} \quad (4.12)$$

ifadesi elde edilebilir. Bu ifadede $\hat{s}_m[k]$ ve $\hat{s}_n[k]$, denklem (4.4)'te verilen, MIMO alıcısında kanal matrisinin bilindiği varsayılarak denkleştirilmiş $\hat{\mathbf{s}}[k]$ vektörünün m'inci ve n'inci gönderici antenlere tekabül eden bileşkelerini temsil etmektedir. Daha önce de belirtildiği gibi, kanal matrisinin bilindiği durumlarda $\hat{\mathbf{s}}[k]$ vektörü, orijinal sinyal vektörü $\mathbf{s}[k]$ 'nın gürültülü bir versiyonudur, yani:

$$\hat{\mathbf{s}}[k] = [\hat{s}_1, \dots, \hat{s}_{N_t}]^T = (\mathbf{H}^\dagger \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^\dagger \mathbf{r}[k] = \mathbf{s}[k] + \tilde{\mathbf{w}}[k].$$

Kanal matrisinin kompensasyonu yüzünden bu gürültü vektörü $\tilde{\mathbf{w}}[k] = [\tilde{w}_1, \dots, \tilde{w}_{N_t}]^T = (\mathbf{H}^\dagger \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^\dagger \mathbf{w}[k]$ renkli bir gürültü vektörüdür (uzaysal olarak) ve kovaryans matrisi $\text{cov}(\tilde{\mathbf{w}}[n]) = \sigma_w^2 (\mathbf{H}^\dagger \mathbf{H})^{-1}$ şeklinde verilebilir. Kestirim için kullanılan sembol sayısı N 'in büyük olduğu varsayıldığında (ki bu varsayım kümülan kestirimlerinin asimptotik olarak Gauss dağılımına yakınsaması için de gereklidir) denklem (4.12)'nin açılımında ortaya çıkan N^{-p} ($p=1,2,3,\dots$) katsayısını içeren toplam terimleri $p>2$ için ihmal edilebilir. Bu yaklaştırma ile, hem sinyal hem de gürültü komponentlerinin farklı zaman anlarındaki değerlerinin birbirinden bağımsız olduğu gerçeği beraber kullanıldığında denklem (4.12) yaklaşık olarak aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$\begin{aligned}
[\Sigma_{q,\sigma_w^2,\mathbf{H}}^{(4,0)}]_{m,n} &\approx \frac{1}{N} \left(E\{\hat{s}_m[k]^4 \hat{s}_n[k]^{*4}\} - 6E\{\hat{s}_m[k]^4 \hat{s}_n[k]^{*2}\} E\{\hat{s}_n[k]^{*2}\} - E\{\hat{s}_m[k]^4\} E\{\hat{s}_n[k]^{*4}\} \right. \\
&\quad - 4E\{\hat{s}_m[k]^4\} E\{\hat{s}_n[k]^{*2}\}^2 - 6E\{\hat{s}_m[k]^2 \hat{s}_n[k]^{*4}\} E\{\hat{s}_m[k]^2\} + 4E\{\hat{s}_m[k]^2\}^2 E\{\hat{s}_n[k]^{*4}\}, \\
&\quad \left. + 36E\{\hat{s}_m[k]^2 \hat{s}_n[k]^{*2}\} E\{\hat{s}_m[k]^2\} E\{\hat{s}_n[k]^{*2}\} + 12E\{\hat{s}_m[k]^2\}^2 E\{\hat{s}_n[k]^{*2}\}^2 \right)
\end{aligned} \quad (4.13)$$

Burada $\hat{s}_m[k] = s_m[k] + \tilde{w}_m[k]$ ve $\hat{s}_n[k] = s_n[k] + \tilde{w}_n[k]$. Bununla beraber uzaysal olarak renkli (spatially colored) gürültü vektörünün yüksek dereceden çapraz momentlerini, Isserlis teoreminin kompleks versiyonu kullanılarak [] aşağıdaki gibi yazmak mümkündür

$$E\{\tilde{w}_n[k]^\alpha \tilde{w}_m[k]^{*\beta}\} = \begin{cases} 0, & \alpha \neq \beta \\ \alpha! ([(\mathbf{H}^\dagger \mathbf{H})^{-1}]_{n,m})^\alpha \sigma_w^{2\alpha}, & \alpha = \beta \end{cases} \quad (4.14)$$

(4.13)'ün ve gürültü ile sinyal komponentlerinin bağımsız olduğu gerçeğinin kullanılmasıyla kovaryans alt matrisinin (m,n)'inci elemanı $m \neq n$ için

$$[\Sigma_{q,\sigma_w^2,\mathbf{H}}^{(4,0)}]_{m,n} \approx \frac{1}{N} 24\sigma_w^8 ([(\mathbf{H}^\dagger \mathbf{H})^{-1}]_{n,m})^4, \quad (4.15)$$

$m = n$ için (yani diyagonal elemanlar için) ise

$$\begin{aligned}
[\Sigma_{q,\sigma_w^2,\mathbf{H}}^{(4,0)}]_{m,m} &\approx \frac{1}{N} 24\sigma_w^8 (((\mathbf{H}^\dagger \mathbf{H})^{-1})_{m,m})^4 + \frac{1}{N} \sigma_w^6 (((\mathbf{H}^\dagger \mathbf{H})^{-1})_{m,m})^3 (96\mu_q^{(2,1)}) \\
&\quad + \frac{1}{N} \sigma_w^4 (((\mathbf{H}^\dagger \mathbf{H})^{-1})_{m,m})^2 (72\mu_q^{(4,2)} - 72(\mu_q^{(2,0)})^2) \\
&\quad + \frac{1}{N} \sigma_w^2 (((\mathbf{H}^\dagger \mathbf{H})^{-1})_{m,m}) (16\mu_q^{(6,3)} - 96\mu_q^{(2,0)} \mu_q^{(4,1)} + 144(\mu_q^{(2,0)})^2 \mu_q^{(2,1)}) \\
&\quad + \frac{1}{N} (\mu_q^{(8,4)} - 12\mu_q^{(2,0)} \mu_q^{(6,2)} + 12(\mu_q^{(2,0)})^2 \mu_q^{(4,0)} + 12(\mu_q^{(2,0)})^2 \mu_q^{(4,2)} - 36(\mu_q^{(2,0)})^4).
\end{aligned} \quad (4.16)$$

olarak verilebilir. Bu denklemde $\mu_q^{(\alpha,\beta)}$ modülasyon tipi M_q 'nun β kere konjügasyon içeren α 'ıncı dereceden momentini temsil etmektedir.

Asimptotik Kovaryans matrisi $\Sigma_{q,\sigma_w^2,\mathbf{H}}$ 'ın diğer alt matrisleri de aynı yaklaştırma yöntemi uygulanarak türetilir. Bu şekilde yapılan hesaplamalarda N sonsuza giderken $\Sigma_{q,\sigma_w^2,\mathbf{H}}^{(4,2)}$

matrisinin diyagonal elemanları dışındaki diğer elemanlarının ihmal edilebilir olduğu görülmektedir. Bu matrisin diyagonal elemanları ise aşağıdaki gibi verilebilir:

$$\begin{aligned}
[\Sigma_{q,\sigma_w^2,\mathbf{H}}^{(4,2)}]_{m,m} &\approx -\frac{1}{N}188\sigma_w^8([\mathbf{H}^\dagger\mathbf{H}]^{-1}]_{m,m})^4 + \frac{1}{N}\sigma_w^6([\mathbf{H}^\dagger\mathbf{H}]^{-1}]_{m,m})^3(16\mu_q^{(2,1)}) \\
&+ \frac{1}{N}\sigma_w^4([\mathbf{H}^\dagger\mathbf{H}]^{-1}]_{m,m})^2(20\mu_q^{(4,2)} - 4(\mu_q^{(2,0)})^2 + 64(\mu_q^{(2,1)})^2) \\
&+ \frac{1}{N}\sigma_w^2([\mathbf{H}^\dagger\mathbf{H}]^{-1}]_{m,m})(8\mu_q^{(6,3)} - 32\mu_q^{(2,1)}\mu_q^{(4,2)} - 16\mu_q^{(2,0)}\mu_q^{(4,1)} + 40(\mu_q^{(2,0)})^2\mu_q^{(2,1)} + 32(\mu_q^{(2,1)})^3) \\
&+ \frac{1}{N}(\mu_q^{(8,4)} - (\mu_q^{(4,2)})^2 - 4\mu_q^{(2,0)}\mu_q^{(6,2)} - 8\mu_q^{(2,1)}\mu_q^{(6,3)} + 6(\mu_q^{(2,0)})^2\mu_q^{(4,2)} + 24(\mu_q^{(2,1)})^2\mu_q^{(4,2)} \\
&+ 2(\mu_q^{(2,0)})^2\mu_q^{(4,0)} + 16\mu_q^{(2,0)}\mu_q^{(2,1)}\mu_q^{(4,1)} - 16(\mu_q^{(2,0)})^2(\mu_q^{(2,1)})^2 - 16(\mu_q^{(2,1)})^4 - 4(\mu_q^{(2,0)})^4).
\end{aligned} \tag{4.17}$$

Benzer bir şekilde çapraz kovaryans matrisi $\Sigma_{q,\sigma_w^2,\mathbf{H}}^{(4,0),(4,2)}$ 'nin de sadece diyagonal elemanlarının ihmal edilemeyecek büyüklükte olduğu ortaya çıkmaktadır:

$$\begin{aligned}
[\Sigma_{q,\sigma_w^2,\mathbf{H}}^{(4,0),(4,2)}]_{m,m} &\approx +\frac{1}{N}\sigma_w^4([\mathbf{H}^\dagger\mathbf{H}]^{-1}]_{m,m})^2(12\mu_q^{(4,0)} - 12(\mu_q^{(2,0)})^2) + \frac{1}{N}\sigma_w^2([\mathbf{H}^\dagger\mathbf{H}]^{-1}]_{m,m})(8\mu_q^{(6,1)} - 16\mu_q^{(4,0)}\mu_q^{(2,1)} \\
&- 32\mu_q^{(2,0)}\mu_q^{(4,1)} + 72(\mu_q^{(2,0)})^2\mu_q^{(2,1)}) + \frac{1}{N}(\mu_q^{(8,2)} - \mu_q^{(4,0)}\mu_q^{(4,2)} - \mu_q^{(2,0)}\mu_q^{(6,0)} - 7\mu_q^{(2,0)}\mu_q^{(6,2)} \\
&- 4\mu_q^{(2,1)}\mu_q^{(7,1)} + 8(\mu_q^{(2,0)})^2\mu_q^{(4,0)} + 4(\mu_q^{(2,1)})^2\mu_q^{(4,0)} + 12(\mu_q^{(2,0)})^2\mu_q^{(4,2)} + 24\mu_q^{(2,0)}\mu_q^{(2,1)}\mu_q^{(4,1)} \\
&- 24(\mu_q^{(2,0)})^2(\mu_q^{(2,1)})^2 - 12(\mu_q^{(2,1)})^2).
\end{aligned} \tag{4.18}$$

Bilindiği üzere, bir Gauss dağılımını tanımlamak için ortalama vektörünün ve kovaryans matrisinin bilinmesi yeterlidir. Dolayısıyla kanal matrisinin, gürültü varyansının ve gönderilen modülasyon tipinin bilindiği durumlarda öznitelik vektörünün asimptotik olabilirlik fonksiyonu hesaplanabilir.

Bu çalışmada modülasyon tipi klasifikasyonu için yukarıda çıkarımı yapılan asimptotik olabilirlik fonksiyonunun kullanıldığı bir olabilirlik oranı testi (Likelihood ratio test) öneriyoruz.

$$\hat{M} = \arg \max_{M_q \in \mathcal{M}} p(\hat{\kappa} | M_q, \sigma_w^2, \mathbf{H}) \tag{4.19}$$

Bu denklemde \hat{M} klasifikatörün verdiği kararı temsil etmektedir. Dolayısıyla önerdiğimiz klasifikatör, kestirilen öznitelik vektörünü kullanarak olası bütün modülasyon tipleri için

asimptotik olabilirlik fonksiyonunun deęerini hesaplayacak, ve bu deęeri maksimize eden modülasyon tipini seçecektir. Kanal matrisi ve gürültü varyansının bilindięi durumda bu testin kullanılan öznitelik vektörü için asimptotik olarak optimal olduęu söylenebilir. Bu klasifikatörün teorik klasifikasyon performansının hesaplanması da mümkündür. Klasifikasyon performansı için kullandığımız ölçüt ortalama doęru klasifikasyon olasılıęı olup

$$P_{cc} = \sum_{q=1}^{|\mathcal{M}|} P(M_q|M_q)P(M_q) \quad (4.20)$$

Şeklinde verilebilir. Bu denklemde $P(M_q|M_q)$ modülasyon tipi M_q 'nin doęru klasifikasyonunun olasılıęı olup $P(M_q)$ ise M_q 'nin gönderilmiş olma olasılıęını temsil etmektedir. $|\mathcal{M}|$ ise olası modülasyon tipleri kümesi \mathcal{M} 'deki eleman sayısıdır. Bütün modülasyon tiplerinin eşit olasılıkta olduęu ön kabulü yapıldığında $P(M_q) = 1/|\mathcal{M}|$ yazılabilir. Önerdiğimiz modülasyon tipi tanıma yöntemi için gürültü varyansı σ_w^2 'nin belirli bir deęeri için bu ortalama doęru klasifikasyon olasılıęının

$$P_{cc} = E_{\mathbf{H}} \left\{ \frac{1}{|\mathcal{M}|} \sum_{q=1}^{|\mathcal{M}|} \int_{\mathcal{R}_q} p(\hat{\kappa}|M_q, \sigma_w^2, \mathbf{H}) d\hat{\kappa} \right\} \quad (4.21)$$

şeklinde verilmesi mümkündür. Burada $E_{\mathbf{H}}\{\}$ rastsal kanal matrisi \mathbf{H} 'nin dağılımı üzerinden alınan beklenti operasyonunu, \mathcal{R}_q ise öznitelik uzayında $p(\hat{\kappa}|M_q, \sigma_w^2, \mathbf{H}) > p(\hat{\kappa}|M_r, \sigma_w^2, \mathbf{H}); \forall q \neq r$ eşitsizlięinin geçerli olduęu bölgeyi temsil etmektedir. Her ne kadar (4.21)'in analitik hesabı mümkün olmasa da, numerik olarak hesaplanması mümkündür. Bu numerik deęerlerin bu yöntem için yapılacak benzetimlerin sonuçlarıyla örtüşmesi, öznitelik vektörü için yapıtığımız asimptotik gauss yaklaştırmını haklı çıkarıp doęrulayan bir endikatör olarak görülebilir.

4.1.2. Kanal matrisinin bilinmedięi durumlarda klasifikasyon

Pratikteki uygulama senaryolarında MIMO alıcısının kanal matrisini bildięi varsayımı gerçekçi bir varsayım olmaktan uzaktır. Bu yüzden kanal matrisinin alıcı tarafından kestirilmesi gerekmektedir. Özellikle modülasyon tipi tanıma uygulamalarının kullanılacaęı senaryolarda alıcı ile verici arasında işbirlięi olmayacaęı gözönüne alındığında gerçekçi bir uygulamada kanal matrisinin kestiriminin ve denkleştirmenin gözü kapalı olarak yapılması gerektięi aşıkardır.

Uzaysal çoklama sistemlerinde gönderilen sinyalin bağımsız ve özdeşçe dağılmış bir sinyal vektörü olması sebebiyle Şekil.1.4'te verilen mimaride gözü kapalı kanal kestirimi ve

denkleştirme problemi için bağımsız bileşke analizi (independent component analysis, ICA) yöntemleri incelenmiştir. Gözü kapalı kaynak ayırımı (blind source separation, BSS) yöntemlerinin bir alt grubu olan ICA algoritmaları, literatürde istatistiksel bağımsız rastsal süreçlerin doğrusal karışımlarından (linear mixture), bu rastsal süreçlerin (yani bağımsız bileşkelerin) ayrıştırılıp geri kazanılması amacıyla kullanılmaktadır. ICA algoritmalarının çoğu sadece üç temel varsayıma dayanmaktadır:

- Ayrıştırılacak süreçler birbirinden bağımsız olmalı,
- Süreçlerden en çok biri Gauss dağılımına sahip olmalı,
- ve sinyali alan sensör sayısı kaynak sayısına eşit ya da ondan daha fazla olmalıdır.

MIMO uzaysal çoklama sistemleri bu üç gereksinimi de sağlamaktadır, dolayısıyla ICA tekniklerinin kanal matrisinin gözü kapalı kestirimi için kullanılması mümkündür. Literatürdeki ICA algoritmaları temelde, ayrıştırılan bileşkelerin istatistiksel bağımsızlığını karakterize eden bir amaç fonksiyonunun maksimizasyonunu hedef alan yinelemeli (iterative) algoritmalarlardır. ICA algoritmaları birbirlerinden kullandıkları farklı optimizasyon metodları ve farklı istatistiksel bağımsızlık ölçütleri ile ayrılırlar. Bu çalışmada gözü kapalı kanal kestirimi ve denkleştirme için bir bağımsız bileşke analizi tekniği olan JADE (Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices) metodu kullanılmıştır (Cardoso ve Souloumiac, 1993).

JADE algoritması, literatürdeki bir çok ICA algoritması gibi faz ve permütasyon belirsizliklerine sahiptir. Yani JADE ile yapılan kanal kestirimi ile elde edilen matris,(kestirim hataları yoksayıldığında)

$$\tilde{H} = H\Psi P$$

Olarak verilebilir. Buradaki $n_t \times n_t$ boyutundaki iki belirsizlik matrisinden biri olan P , rastsal bir permütasyon matrisi olup, sadece kestirilen sinyalin bileşkelerinin sırasını değiştirdiğinden uzaysal çoklamalı sistemlerde modülasyon tipi tanınmasına etkisi bulunmamaktadır. Ancak rastsal olarak dağılmış faz kayma terimlerinden oluşan çapraz bir matris olan diğer belirsizlik matrisi Ψ için aynısını söylemek mümkün değildir. Bu faz belirsizliği matrisi

$$\Psi = \begin{bmatrix} \exp(j\varphi_1) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \exp(j\varphi_{n_t}) \end{bmatrix}$$

Şeklinde verilebilir. Yukarıda önerilen olabilirlik oranı bazlı testin ICA tekniklerinin doğasında olan bu faz belirsizliklerine karşı duyarlı olduğu açıktır. Dolayısıyla bu sorunun üzerinden gelmesi için Coqueuse vd.(2009)'daki gibi iki aşamalı bir gözükapalı kanal kestirimi yönteminin

öneriyoruz. Bu yöntemde öncelikle JADE algoritması kullanılarak kanalın bir ön kestirimi, $\tilde{\mathbf{H}}$, ve bu ön kestirim kullanılarak, $s[k]$ 'nın bir ön kestirimi $\tilde{s}[k]$ oluşturulmaktadır. Bu ön kestirimin komponentlerinin her biri, yukarıda belirtilen faz belirsizlikleri yüzünden, farklı bir faz kaymasına sahiptir. Dolayısıyla kümülanların kestirimi ve klasifikasyondan önce bu faz kaymalarının $\tilde{s}[k]$ 'nin her komponenti için ayrı ayrı düzeltilmesi gerekmektedir. Bu görev için Moeneclae ve Jonghe (1994)'te verilmiş faz kestirimi algoritmasının kullanılmasını öneriyoruz. Bu algoritma ile $\tilde{s}[k]$ 'nin l 'inci bileşkesi $\tilde{s}_l[k]$ 'nin faz kayması $\hat{\phi}_{l,(q)}$ modülasyon tipi M_q 'nin kullanıldığı hipotezi için aşağıdaki gibi kestirilmektedir:

$$\hat{\phi}_{l,(q)} = \frac{1}{Q} \arg\left(\mu_q^{(Q,Q)} \sum_{k=1}^N \tilde{s}_l[k]^Q\right) \quad (4.22)$$

Bu denklemde Q kullanılan modülasyon tipine bağlı bir sabit olup, PSK tipi modülasyonlar için modülasyon derecesine, QAM tipi modülasyonlar için ise 4'e eşittir. $\mu_q^{(Q,Q)}$ ise modülasyon tipi M_q 'nun Q 'uncu dereceden Q kere konjügel momentinin teorik değerini temsil etmektedir. Bu denklemden de görüldüğü üzere bu faz kestirimi algoritması modülasyon tipinin bilindiğini varsaymaktadır. Dolayısıyla her hipotez için farklı bir faz kestirimi yapılması gerekmektedir. $\tilde{s}[k]$ nin her komponenti için (4.22)'nin ayrı ayrı kullanılmasıyla yapılan kestirimlerden oluşan diyagonal faz düzeltme matrisi aşağıdaki gibi verilebilir:

$$\hat{\Phi}_q = \begin{bmatrix} \exp(-j\hat{\phi}_{1,(q)}) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \exp(-j\hat{\phi}_{N_t,(q)}) \end{bmatrix} \quad (4.23)$$

Bu faz düzeltme matrisi kullanılarak yapılan kanal kestirimi

$$\hat{\mathbf{H}}_q = \tilde{\mathbf{H}}\hat{\Phi}_q \quad (4.24)$$

Ve orijinal sinyalin fazı düzeltilmiş kestirimi ise

$$\hat{s}[k] = \hat{\Phi}_q \tilde{s}[k] \quad (4.25)$$

olarak verilebilir. Görüldüğü üzere her hipotez için farklı bir kanal kestirimi ortaya çıkmaktadır. Dolayısıyla önerdiğimiz klasifikasyon yönteminde, örneğin hipotez M_q için kanal denkleştirilmesi yaparken o hipotez varsayılarak hesaplanmış kanal matrisi kestirimi $\hat{\mathbf{H}}_q$ 'nun kullanılması,

öznitelik vektörlerinin kestiriminde ve olabilirlik fonksiyonlarındaki kovaryans matrislerinin hesaplanmasında da $\hat{\mathbf{H}}_q$ 'nin kullanılması gerekmektedir.

Özetle, kanal matrisinin bilinmediği ve gözükapalı bir şekilde kestirilmesi gereken durumlarda (4.19)'da önerdiğimiz asimptotik optimal testin aşağıdaki gibi modifiye edilmiş bir versiyonunun kullanılmasını öneriyoruz

Önerilen Algoritma:

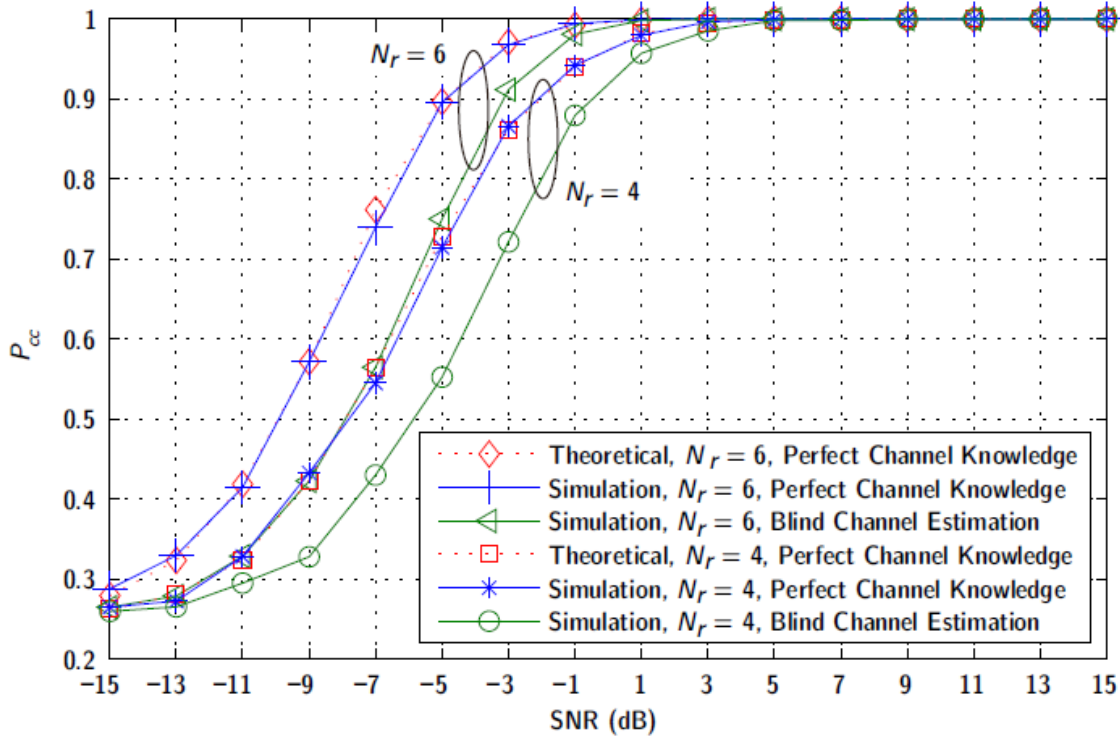
1. **Girdiler:** Alıcıdaki sinyal vektörü $\mathbf{r}[k]$ ve gürültü varyansı σ_w^2 .
2. JADE Algoritmasını kullanarak kanal matrisinin ön kestirimi $\tilde{\mathbf{H}}$ ve orijinal sinyal $\mathbf{s}[k]$ 'nın ön kestirimi $\tilde{\mathbf{s}}[k]$ 'yi oluştur
3. Her hipotez M_q için
 - a. Faz düzeltme matrisi $\hat{\Phi}_q$ 'yı denklem (4.22) ile kestir.
 - b. Kanal matrisinin kestirimi $\hat{\mathbf{H}}_q$ 'yu denklem (4.24) ile oluştur.
 - c. Fazı düzeltilmiş sinyal vektörü $\hat{\mathbf{s}}[k]$ 'yi denklem (4.25) ile hesapla
 - d. Öznitelik vektörü $\hat{\boldsymbol{\kappa}}$ 'yi $\hat{\mathbf{s}}[k]$ 'yi denklem (4.6) ve (4.7) ile kestir
 - e. Öznitelik kovaryans matrisi $\Sigma_{q, \sigma_w^2, \mathbf{H}}$ 'yi denklem (4.15), (4.16), (4.17) ve (4.18)'de kanal matrisinin gerçek değeri \mathbf{H} yerine kanal kestirimi $\hat{\mathbf{H}}_q$ 'yu kullanarak hesapla. Hesaplanan kovaryans matrisi $\Sigma_{q, \sigma_w^2, \hat{\mathbf{H}}_q}$ olsun.
 - f. Olabilirlik fonksiyonu $p(\hat{\boldsymbol{\kappa}} | M_q, \sigma_w^2, \hat{\mathbf{H}}_q)$ 'nun değerini denklem (4.8)'de $\Sigma_{q, \sigma_w^2, \mathbf{H}}$ yerine $\Sigma_{q, \sigma_w^2, \hat{\mathbf{H}}_q}$ matrisini kullanarak hesapla.
4. **Çıktı:** Kullanılan modülasyon tipini olabilirlik fonksiyonunu maksimize eden hipotezi seçerek belirle: $\hat{M} = \underset{M_q \in M}{\operatorname{argmax}} \left(p(\hat{\boldsymbol{\kappa}} | M_q, \sigma_w^2, \hat{\mathbf{H}}_q) \right)$

4.1.3. Performans Değerlendirmesi

Bu bölümde önerdiğimiz yöntemlerin klasifikasyon performanslarını numerik hesaplamalar ve benzetimler yoluyla değerlendireceğiz. Sunulan hesaplamaların tümünde, aksi belirtilmedikçe şu parametreler kullanılmıştır: Olası modülasyon tiplerinin kümesi $M = \{BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM\}$, göndericideki anten sayısı $n_t = 2$, alıcıdaki anten sayıları $n_r = 4$ ve 6 olarak seçilmiştir. Aksi belirtilmedikçe klasifikasyon için kullanılmış sinyal bloğunun uzunluğu $N = 1000$ 'dir. Kanal matrisi \mathbf{H} blok sönümlmeli olarak modellenmiş, ve klasifikasyon için kullanılan sinyal bloğu süresince sabit olduğu varsayılmış, her blokta yeni bir kanal realizasyonu kullanılmıştır. Kanal matrisinin elemanları karmaşık dairesel ve bağımsız gauss süreçleri olarak modellenmiştir. Her SNR değeri için 5000 klasifikasyon iterasyonu yapılmıştır. Bütün benzetimlerde ilintisiz kanal modeli kullanılmıştır

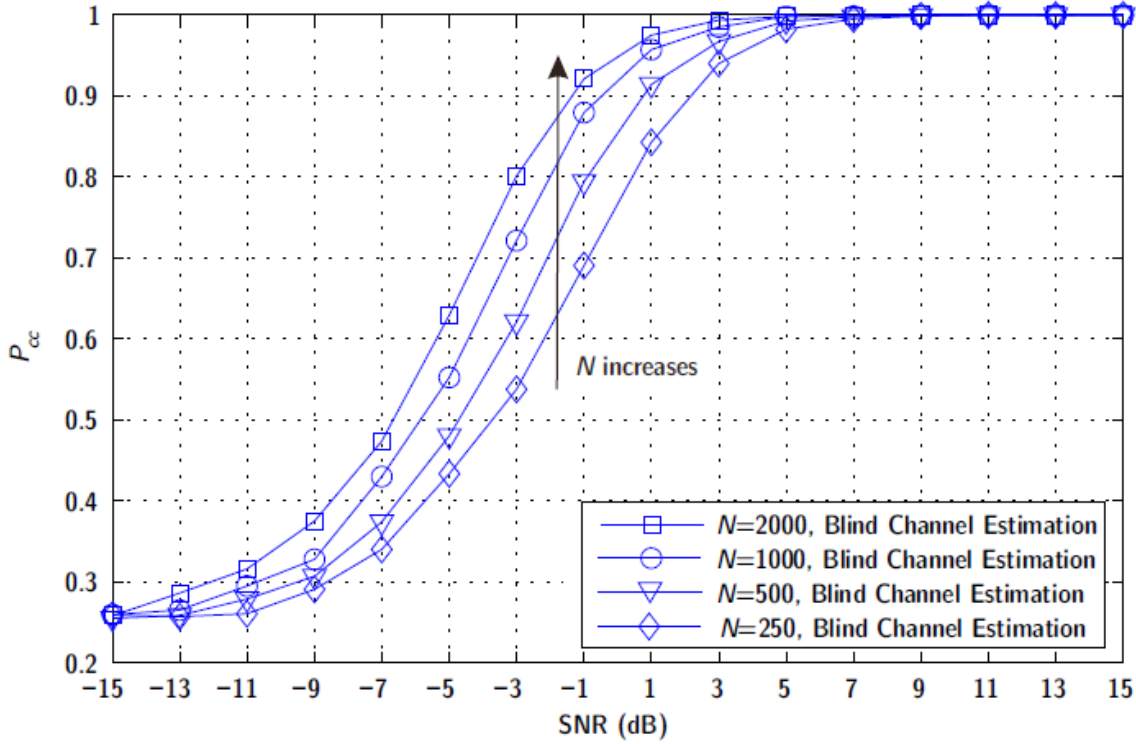
Şekil 4'te önerdiğimiz klasifikasyon yönteminin hem kanal matrisi bilindiği durumda hem de bilinmediği ve gözü kapalı kestirildiği durumda (bkz yukarıda betimlenen algoritma) elde edilen klasifikasyon performansı verilmiştir. Kanalın bilindiği ideal durum için hem denklem (4.21)'in nümerik olarak hesaplanması ile elde edilen teorik sonuçlar, hem de benzetim sonuçları sunulmuştur.

Öncelikle kanal matrisinin bilindiğinin varsayıldığı durumu ele alalım. Bu durumda denklem (4.19)'da önerdiğimiz algoritmanın seçtiğimiz öznelik vektörü için asimptotik olarak optimal olduğunu göstermiş, bu asimptotik optimal klasifikatörün teorik performansını da denklem (4.21) ile vermiştik. Şekil 4'te görüldüğü üzere nümerik olarak hesaplanan teorik performans ile benzetim sonuçları hemen hemen mükemmel bir şekilde örtüşmektedir. Bu örtüşme, kümülan kestirimleri için yapılan asimptotik gauss yaklaşımını, ve asimptotik kovaryans matrisinin analitik hesabında yapılan diğer yaklaşımları doğrulamaktadır. Kanal matrisinin bilindiği ideal durum ile bilinmeyip gözü kapalı olarak kestirildiği durumu karşılaştıracak olursak, kanalın kestiriminden dolayı ortaya çıkan ideal olmayan koşulların klasifikasyon performansını bir miktar düşürdüğü göze çarpmaktadır. Bu düşüş, örneğin $P_{cc}=0.9$ 'da yaklaşık 2dB kadardır.



Şekil 4. : Önerilen algoritmanın kanal matrisinin bilindiği ve bilinmediği durumlar için performansı

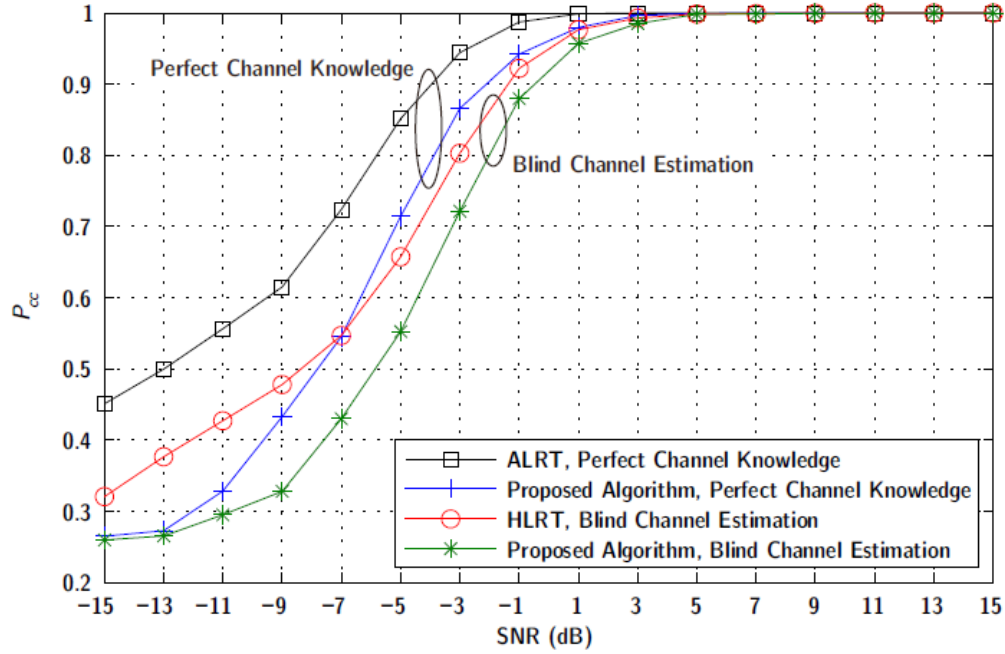
Klasifikasyon için kullanılan sembol sayısı N in de klasifikasyon performansı için belirleyici bir parametre olduğu görülmektedir. Şekil 5'te önerdiğimiz yöntemin gözü kapalı kanal kestiriminin kullanıldığı durumda $N = 250, 500, 1000$ ve 2000 için klasifikasyon performansı verilmiştir ($n_r=4$). Beklendiği üzere, N 'deki artış klasifikasyon performansında bir artışa yol açmakta, ancak bu kazancın bir süre sonra doyuma ulaştığı görülmektedir



Şekil 5. : Önerilen algoritmanın farklı blok uzunlukları için performansı.

Şekil 5'te, önerdiğimiz öznitelik bazlı yöntemin performansı ile Choqueuse vd. (2009)'da önerilmiş olabilirlik bazlı ALRT ile HLRT klasifikatörlerinin performansı karşılaştırmalı biçimde verilmiştir. ALRT klasifikatörü kanal matrisi ön bilgisi gerektirdiği için önerilen yöntemin kanal matrisinin gerçek değerinin kullanıldığı versiyonuyla karşılaştırılması uygun olacaktır. Şekil 6'da görüldüğü üzere, alınan sinyalden kestirilen kümülanların asimptotik olabilirlik fonksiyonunu kullanan önerdiğimiz klasifikatör, alınan sinyalin olabilirlik fonksiyonunu kullanan ALRT ye göre $P_{cc}=0.9$ 'da yaklaşık 2dB kadar daha düşük performans göstermektedir. Kanal matrisinin kendisinin değil kestiriminin kullanıldığı daha gerçekçi durumda ise önerdiğimiz klasifikatör ile HLRT arasındaki fark $P_{cc}=0.9$ 'da sadece 1dB'ye düşmektedir.

Her ne kadar önerdiğimiz yöntem her iki durumda da daha düşük performans gösteriyor olsa da, bu yöntem ALRT ve HLRT'ye göre gerektirdiği hesaplama gücü (computational complexity) konusunda çok büyük bir avantaja sahiptir.

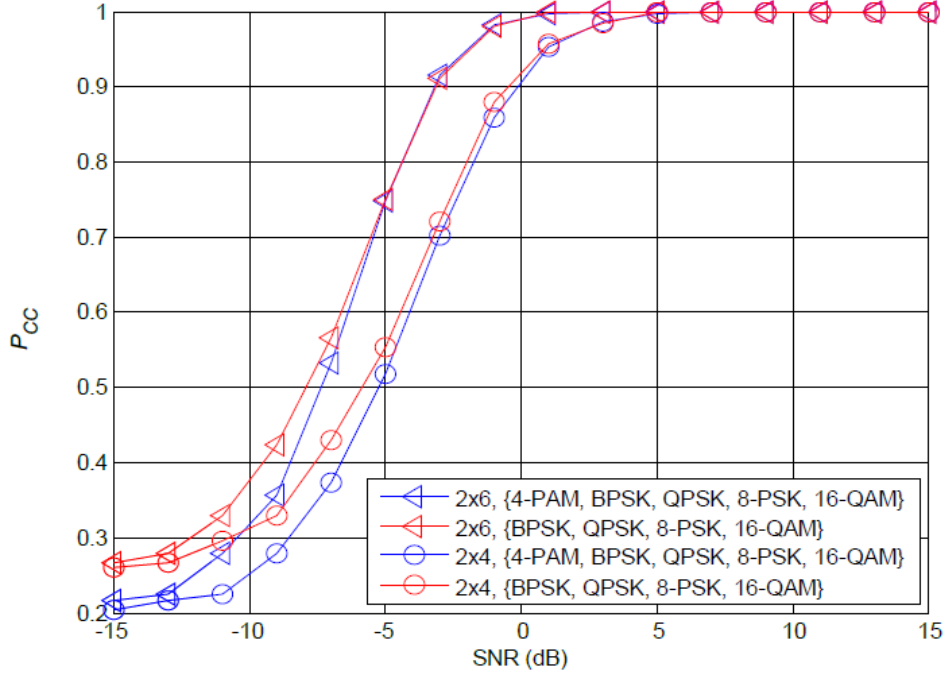


Şekil 6. : Önerilen algoritmanın ALRT ve HRT ile karşılaştırılması

Örneğin benzetimler için kullanılan konfigürasyonda önerilen yöntemin gerektirdiği kompleks toplama işlemi sayısı HLRT ve ALRT'nin gerektirdiğinin sadece %0.32'sine, kompleks çarpma işlemi sayısı ise bu iki algoritmanın gerektirdiğinin %1,62'sine denk gelmektedir. Dolayısıyla önerdiğimiz yöntemin getirdiği, az da olsa, klasifikasyon performansı kaybı dezavantajı, bu yöntemin sahip olduğu düşük hesaplama gücü avantajı ile dengelenmekle kalmayıp, pratik uygulamalar için yöntemimizi ALRT ve HLRT'den çok daha cazip kılmaktadır.

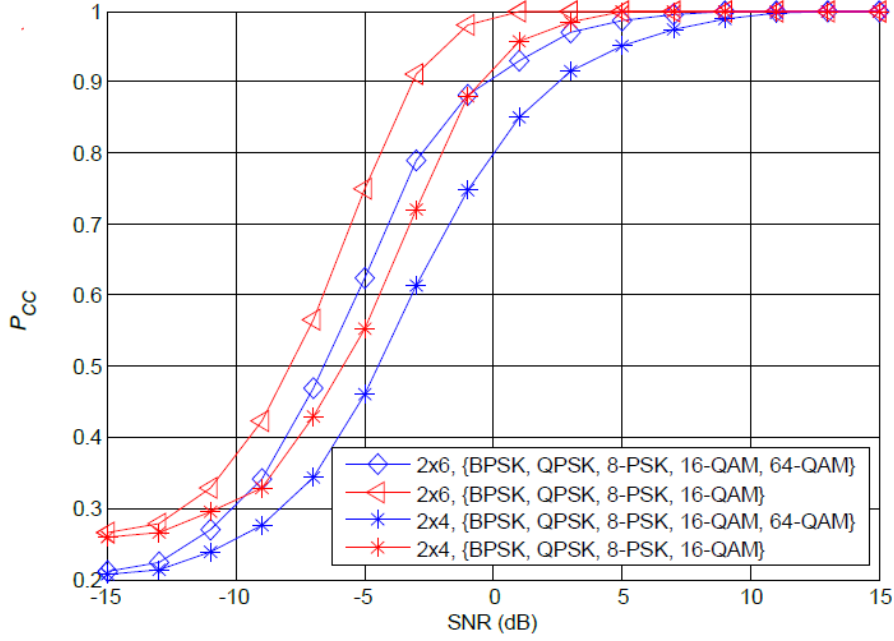
Önerdiğimiz yöntem farklı modülasyon tipi kümeleri için uygulanabilir. Çoklu hipotez testi probleminin doğası gereği, hipotez sayısı, yani olası modülasyon tipi sayısı arttıkça klasifikasyon performansında bir düşüş kaçınılmaz olsa da yöntemimiz bu genişletilmiş modülasyon tipi kümeleri için de iyi sonuçlar vermiştir. Örneğin Şekil 7'de orijinal modülasyon kümesi

$M=\{\text{BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM}\}$ ile genişletilmiş modülasyon tipi kümesi $M_2=\{\text{4-PAM, BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM}\}$ kümesi için alınan sonuçlar karşılaştırmalı bir şekilde gösterilmiştir (kanal matrisinin gözü kapalı kestirildiği durum için).



Şekil 7. : Önerilen yöntemin performansının $M=\{\text{BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM}\}$ ve $M_2=\{\text{4-PAM, BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM}\}$ kümeleri için karşılaştırması

Şekil 8'de ise original modülasyon kümesi $M=\{\text{BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM}\}$ ile genişletilmiş modülasyon tipi kümesi $M_3=\{\text{BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 64-QAM}\}$ kümesi için alınan sonuçlar karşılaştırmalı bir şekilde gösterilmiştir (yine kanal matrisinin gözü kapalı kestirildiği durum için). Orijinal modülasyon kümesine 64-QAM modülasyonun eklenmesi ile elde edilen bu küme için klasifikasyon performansındaki görece olarak yüksek seviyede görülen düşüş, 16 QAM modülasyon tipi ile 64 QAM modülasyon tipinin teorik öznetelik değerlerinin öznetelik uzayında birbirine çok yakın olmasıyla açıklanabilir.



Şekil 8. : Önerilen yöntemin performansının $M=\{\text{BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM}\}$ ve $M_3=\{\text{BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 64-QAM}\}$ kümeleri için karşılaştırması

4.1.4. Gürültü varyansının kestirimi

Önerdiğimiz klasifikasyon yönteminin pratik olarak uygulanabilir olması için gürültü varyansının da kanal matrisi gibi gözü kapalı bir şekilde kestirilmesi gerekmektedir. Bu bağlamda yaptığımız çalışmalar sonucunda gürültü varyansı için basit ve efektif, ikinci derece momentleri baz alan gözü kapalı bir “method of moments” kestirim yöntemi öneriyoruz. Bu yöntem öncelikle kanal matrisinin bilindiği durum için türetilen, ardından bu yöntemin kanal matrisinin JADE algoritması ile gözü kapalı bir şekilde kestirildiği durumlarda da kullanılabileceği gösterilecektir. Son olarak da önerilen modülasyon tipi tanıma yönteminin klasifikasyon performansı gürültü varyansının gerçek değeri yerine kestirilmiş değerinin kullanıldığı durumda incelenecektir. Öncelikle sinyal modelimiz ile ilgili temel varsayımları tekrar hatırlatmak istiyoruz.

1. Gürültü vektörü $\mathbf{w}[k]$ bağımsız ve özdeşçe dağılmış (independent and identically distributed, i.i.d.) durağan dairesel kompleks Gauss dağılımlı bir rastsal vektör süreci olup, kovaryans matrisi $\mathbf{C}_w = \sigma_w^2 \mathbf{I}$ olarak verilebilir.
2. Modüle edilmiş gönderilen sinyal vektörü $\mathbf{s}[k]$ da bağımsız ve özdeşçe dağılmış bir süreç olup, bileşkeleri birim güce normalize edilmiştir dolayısıyla kovaryans matrisi $\mathbf{C}_s = \mathbf{I}$

olarak verilebilir (Farklı antenlerden gönderilen sinyallerin farklı güç seviyesinde olması durumunda bu durumun kanal matrisi bünyesinde modellenmesi mümkündür)

3. Gürültü ve sinyal birbirinden bağımsız süreçlerdir

Kanal matrisinin bilindiği ideal senaryolarda, $\hat{\mathbf{s}}[k]$ aşağıdaki gibi hesaplanabilir:

$$\hat{\mathbf{s}}[k] = \mathbf{H}^+ \mathbf{r}[k] = \mathbf{s}[k] + \mathbf{H}^+ \mathbf{w}[k] \quad (4.26)$$

Burada $\mathbf{H}^+ = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T$ kanal matrisi \mathbf{H} 'nin Moore-Penrose sözde ters matrisini, (Moore- temsil etmektedir. $\hat{\mathbf{s}}[k]$ vektörünün kovaryans matrisi $\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{s}}}$ yukarıdaki varsayımları kullanarak aşağıdaki gibi verilebilir:

$$\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{s}}} = \text{cov}(\mathbf{s}[k] + \mathbf{H}^+ \mathbf{w}[k]) = \mathbf{I} + \sigma_w^2 \mathbf{H}^+ (\mathbf{H}^+)^T = \mathbf{I} + \sigma_w^2 (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1}$$

Dolayısıyla

$$\sigma_w^2 \mathbf{I} = \mathbf{H}^T \mathbf{H} (\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{s}}} - \mathbf{I}) \quad (4.27)$$

Yazılabilir. Bu durumda $\sigma_w^2 \mathbf{I}$ matrisinin "method of moments" kestirimini elde edilebilmesi için (4.27)'de kovaryans matrisinin kendisi yerine onun $\hat{\mathbf{s}}[k]$ 'den kestirilmiş versiyonunun

$$\hat{\mathbf{C}}_{\hat{\mathbf{s}}} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \hat{\mathbf{s}}[k] (\hat{\mathbf{s}}[k])^T$$

yazılması yeterlidir. Dolayısıyla gürültü varyansının kanal matrisinin bilindiği durumda method of moments kestirimi

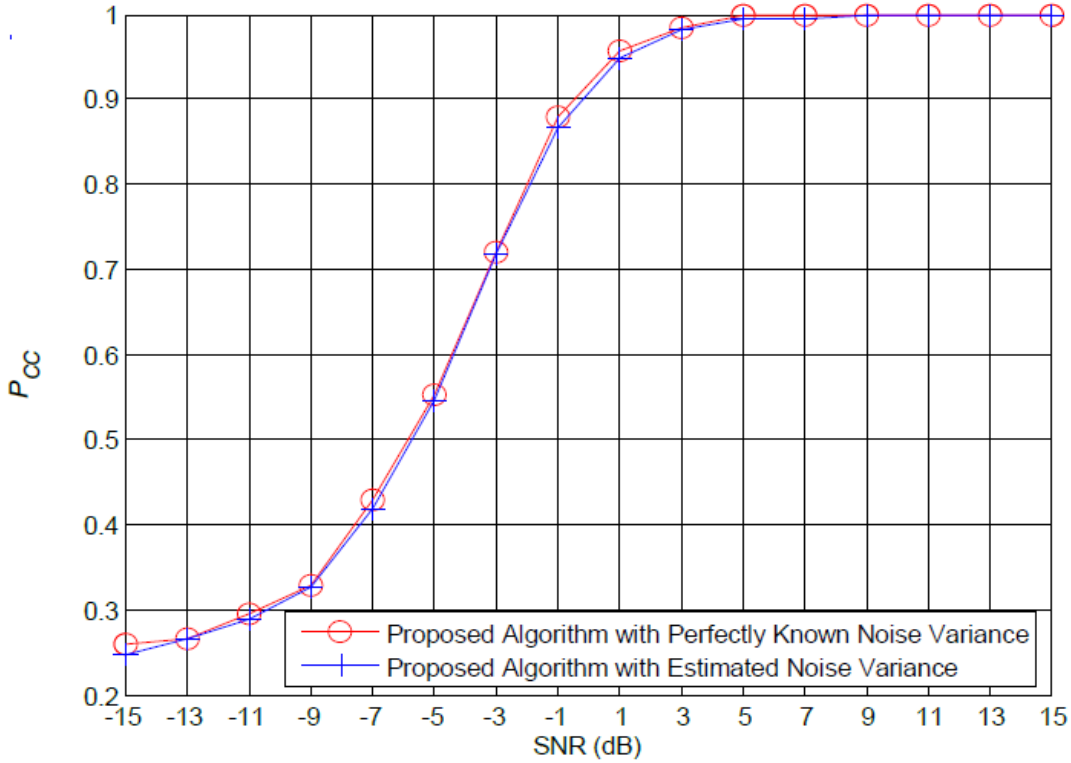
$$\hat{\sigma}_w^2 = \frac{1}{n_t} \text{trace} \left(\mathbf{H}^T \mathbf{H} (\hat{\mathbf{C}}_{\hat{\mathbf{s}}} - \mathbf{I}) \right) \quad (4.28)$$

Olarak verilebilir.

Kanal matrisinin bilinmediği durumlarda ise (4.28)'de kanal matrisi \mathbf{H} yerine onun JADE ile yapılmış ön kestirimi $\tilde{\mathbf{H}}$ 'nin, $\hat{\mathbf{s}}[k]$ 'nin kovaryans matrisinin kestirimi $\hat{\mathbf{C}}_{\hat{\mathbf{s}}}$ yerine ise $\tilde{\mathbf{s}}[k]$ 'nin kovaryans matrisi kestirimi $\hat{\mathbf{C}}_{\tilde{\mathbf{s}}} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \tilde{\mathbf{s}}[k] (\tilde{\mathbf{s}}[k])^T$ kullanılarak elde edilebilir. Bu durumda gürültü varyansının kestirimi aşağıdaki gibidir.

$$\hat{\sigma}_w^2 = \frac{1}{n_t} \text{trace} \left(\tilde{\mathbf{H}}^T \tilde{\mathbf{H}} (\hat{\mathbf{C}}_{\tilde{\mathbf{s}}} - \mathbf{I}) \right) \quad (4.29)$$

Her ne kadar kanal matrisinin ön kestirimi $\tilde{\mathbf{H}}$ ve bu matris kullanılarak elde edilen $\tilde{s}[k]$ faz ve permütasyon belirsizlikleri barındırsa da bu belirsizliklerin varyans kestirimini etkilemeyeceği kolaylıkla gösterilebilir. Bununla beraber, bazı ICA algoritmalarında bulunan sinyal gücü belirsizliği problemi, JADE algoritmasında, ayrıştırılan bağımsız sinyallerin sinyal komponentlerinin gücü 1'e normalize edilerek çözülmüştür. Bu normalizasyon yukarıda verilen 2 numaralı varsayımla örtüşmektedir, bu şekilde gürültü varyansının kestiriminin denklem (4.29) kullanılarak yapılması mümkün olmaktadır.



Şekil 9. : Gürültü varyansının kestiriminin klasifikasyon performansına etkisi

Şekil 9'da önerilen modülasyon tipi klasifikasyonu yönteminin (kanal matrisinin bilinmediği durumda) performansı, gürültü varyansının kendisi ve (4.29) kullanılarak kestirildiği haller için karşılaştırılmıştır ($n_r=4$, $N=1000$). Görüldüğü gibi gürültü varyansının kestiriminin kullanılmasının klasifikasyon performansına negatif etkisi neredeyse yok denecek kadar azdır. Dolayısıyla klasifikasyon algoritmamızın (4.29)'da önerilen kestirim yöntemi kullanılarak hem kanal

matrisinin hem de gürültü varyansının bilinmediği daha gerçekçi senaryolar için genişletilmesinin mümkün olduğu ortaya çıkmaktadır.

Yukarıda önerdiğimiz klasifikatör ve aldığımız sonuçlar IEEE Communication Letters dergisinde yayımlanmıştır (Mühlhaus vd. 2013).

4.2. Olabilirlik bazlı modülasyon tipi tanıma algoritmaları

Uzaysal çoğullama yerine farklı bir UZBK kullanıldığında kullanılan UZBK'nın gönderilen sinyal alfabetini modifiye etme ve dolayısıyla modülasyon tipi tanımda kullanılan kümülan özneliklerini değiştirme olasılığı bulunmaktadır. Bu yüzden sinyalde uzaysal çoğullama dışında bir UZBK kullanıldığı durumlarda öznelik bazlı modülasyon tanıma yaklaşımlarının uygulanmasında zorluklar yaşanması beklenmelidir. Bununla beraber, uzaysal çoğullama kullanıldığı durumlarda dahi hesaplama gücünün bir kısıt olmadığı senaryolarda öznelik bazlı algoritmalar yerine olabilirlik bazlı klasifikasyon yaklaşımlarının kullanılmasının klasifikasyon performansı açısından daha uygun olacağı Şekil 6'da verilmiş benzetim sonuçlarında da görülmektedir.

Olabilirlik bazlı modülasyon tipi tanıma algoritmaları ile ilgili yaptığımız çalışmalarda yukarıda bahsedilen iki husus üzerine yoğunlaştık. Bu bölümde öncelikle Choqueuse vd.(2009) tarafından uzaysal çoğullamalı sinyaller için önerilen HLRT klasifikatöründe iyileştirmeler yaparak performans artışı sağlayan EM-HLRT adını verdiğimiz yenilikçi olabilirlik bazlı modülasyon tipi tanıma algoritmasını sunacağız. Ardından ise alıcı tarafından bilinen bir UZBK kullanıldığı durumlarda da klasifikasyon yapabilen HOS-HLRT adını verdiğimiz modülasyon tipi tanıma algoritmasına yer vereceğiz.

4.2.1. EM-HLRT

Uzaysal çoklamalı bir MIMO alıcısındaki sinyal vektörü $\mathbf{r}[k]$ 'in olabilirlik fonksiyonunu aşağıdaki gibi yazmak mümkündür

$$\Delta[\mathbf{r}[k]|\mathbf{H}, \sigma_w^2, \mathbf{s}[k]] = \frac{1}{(\pi\sigma_w^2)^{nr}} \exp\left[-\frac{1}{\sigma_w^2}|\mathbf{r}[k] - \mathbf{H}\mathbf{s}[k]|^2\right], \quad (4.30)$$

Bu olabilirlik fonksiyonu bilinmeyen sinyal vektörü $\mathbf{s}[k]$ 'ye bağlıdır. Ancak bu bağımlılık, belirli bir modülasyon tipi için, $\mathbf{s}[k]$ 'nın alabileceği bütün değerler üzerinden ortalama alınarak ortadan kaldırılabilir. Bu durumda, $\mathbf{s}[k]$ 'nin bağımsız ve özdeşçe dağılmış bir süreç olduğu varsayımıyla

N uzunluğunda bir sinyal bloğu $\mathbf{R}=[r[0],r[1],\dots,r[N-1]]$ 'in logaritmik ortalama olabilirlik fonksiyonu (Average Log- Likelihood Function) aşağıdaki gibi verilebilir:

$$\Lambda[\mathbf{R}|\mathbf{H}, \sigma_w^2, M_q) = -Nn_t \log(m_q) - n_r \log(\pi\sigma_w^2) + \sum_{k=0}^{N-1} \log(\sum_{p=1}^{m_q^{n_t}} \exp(-\frac{|r[k]-\mathbf{H}\mathbf{s}_p^{(q)}|^2}{\sigma_w^2})) \quad (4.31)$$

Bu denklemde m_q varsayılan modülasyon tipi M_q 'nin konstelasyonundaki sembollerin sayısını, $\mathbf{s}_p^{(q)}$ ise modülasyon tipi M_q için gönderilmiş olabilecek $m_q^{n_t}$ sinyal vektöründen p'incisini temsil etmektedir. Choqueuse vd. (2009)'da önerilmiş ortalama olabilirlik bazlı ALRT klasifikatörü (4.31)'in olası bütün modülasyon tipleri üzerinden maksimize edilmesiyle elde edilmiştir:

$$\hat{M} = \underset{M_q \in \mathcal{M}}{\operatorname{argmax}} (\Lambda[\mathbf{R}|\mathbf{H}, \sigma_w^2, M_q]) \quad (4.32)$$

Aynı makalede Kanal matrisin bilinmediği durumda önerilmiş melez olabilirlik testi (Hybrid Likelihood Ratio Test, HLRT) klasifikatöründe ise hipotez M_q için ortalama olabilirlik fonksiyonu hesaplanırken kanal matrisi \mathbf{H} yerine onun hipotez M_q varsayılarak yapılmış gözü kapalı kestirimi $\hat{\mathbf{H}}_q$ kullanılır, yani

$$\hat{M} = \underset{M_q \in \mathcal{M}}{\operatorname{argmax}} (\Lambda[\mathbf{R}|\hat{\mathbf{H}}_q, \sigma_w^2, M_q]) \quad (4.33)$$

Burada gözü kapalı kanal kestirimi için bölüm 4.1.2'de betimşenmiş JADE bazlı kanal kestirim yöntemi uygulanmıştır . (4.32) ve (4.33)'te verilmiş iki klasifikasyon algoritmasının performansı şekil 6'da sunulmuştur.

Bu iki algoritmanın arasındaki performans farkının sebebinin gözü kapalı kanal kestiriminde ortaya çıkan hatalar olduğu açıktır. Dolayısıyla kanal kestiriminde yapılacak iyileştirmelerin klasifikasyon performansını artıracığı düşüncesi ile yüksek performanslı bir gözü kapalı kanal kestirimi algoritmasının kullanılmasıyla varolan HLRT algoritmasının performansının iileştirilebileceği değerlendirilmiştir. Özellikle yukarıda betimlenen JADE bazlı kanal kestirim yönteminin hiçbir optimallik iddiasında bulunmuyor olması, bizi bu doğrultuda daha da cesaretlendirmiştir.

“Expectation Maximization” (EM) adı verilen iteratif parametre kestirim metodolojisiyle yapılan kestirimlerin asimptotik (iterasyon sayısı sonsuza giderken) olarak Maximum Likelihood (en büyük olabilirlik) kestirimine yakınsadığı bilinmektedir. Bu yüzden Expectation Maximisation,

özellikle Maximum Likelihood kestiriminin kapalı bir çözümünün bulunmadığı kestirim problemlerinde sıklıkla kullanılan bir metodolojidir. Bu bölümde önerdiğimiz ve EM-HLRT adını verdiğimiz uzaysal çoğullamalı sinyaller için modülasyon tipi tanıma yöntemi, gönderilen sinyal bileşkelerinin olasılık dağılımının bilindiğinin varsayıldığı EM prensibine dayanan bir kanal kestirim metodunu kullanmaktadır. Bu yöntemde kanal kestirimi için Belouchrani ve Cardoso (1994)' te önerilmiş, EM prensibini kullanan gözükapalı kaynak ayırıştırma (blind source separation, BSS) metodu temel alınmaktadır. Bu kanal kestirim yönteminin (i+1)'ini iterasyonu aşağıdaki gibi verilebilir:

$$\mathbf{A}_{RS(q)}^{(i)} = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{p=1}^{m_q^{Nt}} \mathbf{r}[k] \mathbf{s}_p^{(q)\dagger} p(\mathbf{s}_p^{(q)} | \mathbf{r}[k], \hat{\mathbf{H}}_q^{(i)}, \sigma_w^2) \quad (4.34)$$

$$\mathbf{A}_{SS(q)}^{(i)} = \sum_{k=1}^{N-1} \sum_{p=1}^{m_q^{Nt}} \mathbf{s}_p^{(q)} \mathbf{s}_p^{(q)\dagger} p(\mathbf{s}_p^{(q)} | \mathbf{r}[k], \hat{\mathbf{H}}_q^{(i)}, \sigma_w^2) \quad (4.35)$$

$$\hat{\mathbf{H}}_q^{(i+1)} = \mathbf{A}_{RS(q)}^{(i)} \left(\mathbf{A}_{SS(q)}^{(i)} \right)^{-1} \quad (4.36)$$

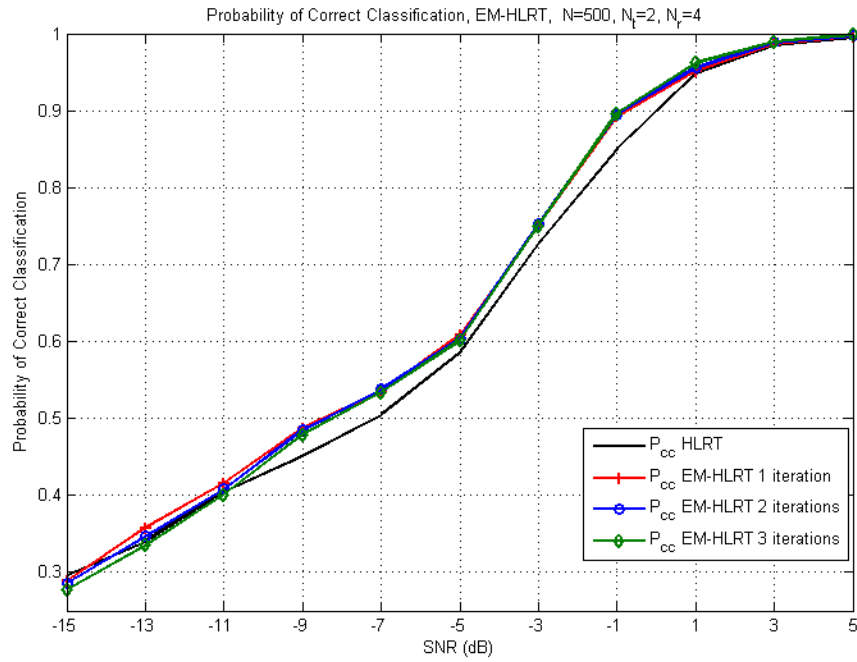
Burada $\hat{\mathbf{H}}_q^{(i)}$ /inci iterasyondaki kanal kestirimi olup algoritmada başlangıç değeri $\hat{\mathbf{H}}_q^{(0)}$ olarak ise yukarıda bahsettiğimiz, JADE ve faz düzeltme kullanan iki aşamalı kanal kestirim yönteminden alınan kanal kestirimini kullanmaktayız.

$$\hat{\mathbf{H}}_q^{(0)} = \tilde{\mathbf{H}} \hat{\Phi}_q \quad (4.37)$$

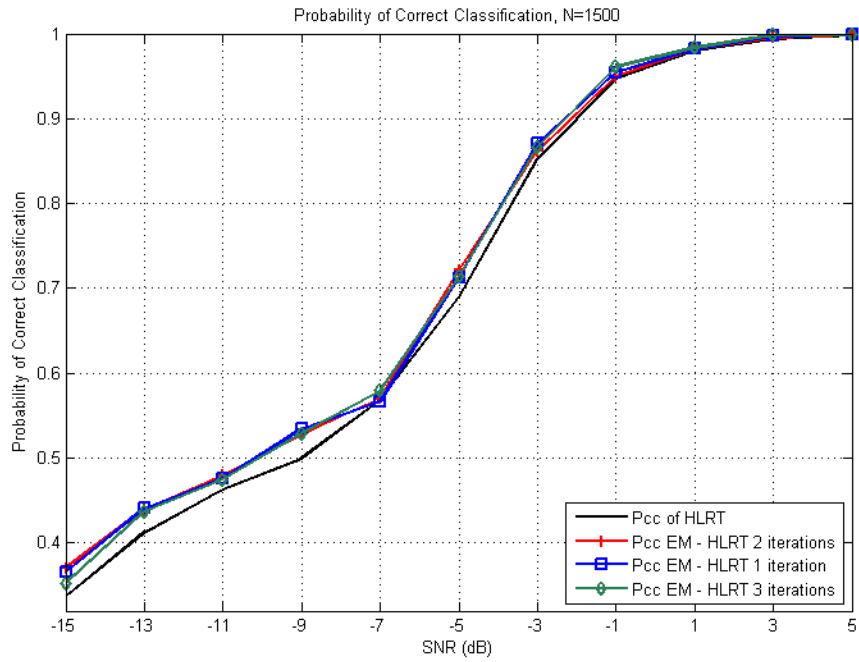
Denklem (4.34) ve (4.35)'teki $p(\mathbf{s}_p^{(q)} | \mathbf{r}[k], \hat{\mathbf{H}}_q^{(i)}, \sigma_w^2)$ gönderilen sinyal vektörü $\mathbf{s}_p^{(q)}$ 'nin a-posteriori olasılığı olup, bir Gauss dağılımı olan $p(\mathbf{r}[k] | \mathbf{s}_p^{(q)}, \hat{\mathbf{H}}_q^{(i)}, \sigma_w^2)$ 'dan kolaylıkla elde edilebilir. Dolayısıyla burada her bir iterasyon için hesaplanmakta olan fonksiyon aslında ALRT ve HLRT'de hesaplanan ortalama olabilirlik fonksiyonu ile aynıdır. Bu sebepten her bir EM operasyonu için gereken işlem sayısı bir HLRT kasifikasyonu iterasyonunun gerektirdiği işlem sayısı ile yaklaşık olarak eşdeğerdir. Bu yüzden, yapılacak her EM iterasyonu, HLRT klasifikatörü için gereken işlem sayısını iterasyon sayısı ile doğru orantılı olarak artırmaktadır denilebilir. Bu yüksek hesaplama gücü gereksinimi, önerdiğimiz EM-HLRT yönteminin en önemli dezavantajı sayılabilir.

Şekil 10, 11 ve 12'de yukarıda betimlediğimiz ve bu bölüm kapsamında önerdiğimiz EM-HLRT yönteminin klasifikasyon performansı, farklı blok uzunlukları için ($N=500$ (Şekil 8), $N=1500$ (Şekil 9), ve $N=5000$ (Şekil 10)) standart HLRT algoritması ile karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. Bu benzetimlerde rastsal kanal modeli ve modülasyon tipi kümesi bölüm 4.1'deki gibi seçilmiştir. Şekillerin üçünde de EM-kanal kestirim algoritmasının 1, 2 ve 3 iterasyon için koşturulduğu durumlar incelenmiştir. 3 şekilde de görüldüğü üzere, her ne kadar kestirimde kullanılan EM iterasyonu sayısı arttıkça EM-HLRT'nin klasifikasyon performansında bir yükselme göze çarpsa

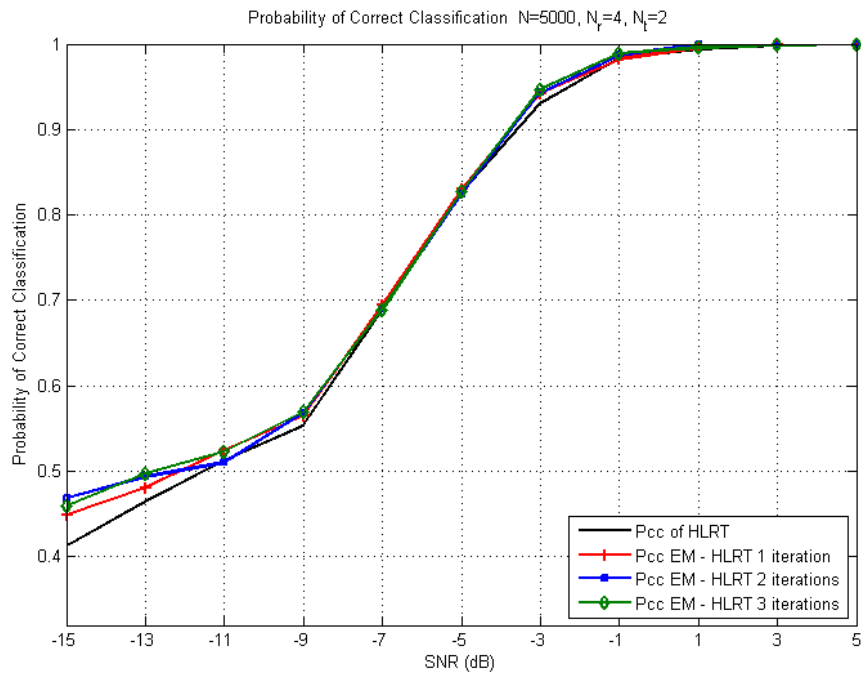
da, en büyük performans kazancı ilk EM iterasyonunun ardından elde edilmekte, bundan sonraki iterasyonların getirdiği performans artışı çok marjinal kalmaktadır. Göze çarpan başka bir husus ise EM-HLRT'nin standart HLRT'ye göre getirdiği performans artışının blok uzunluğu N 'in küçük değerleri için daha yüksek olmasıdır. Örneğin $N=500$ için $P_{cc}=0.9$ 'da performans artışı 1dB kadarken $N=1500$ için bu artış sadece 0.5 dB kadardır. $N=5000$ ise bu performans artışı onda bir desibel gibi çok düşük bir seviyededir. Bu fenomen JADE ve faz düzeltmesinden oluşan, standart HLRT'de kullanılan ve EM algoritmasında ise başlangıç değeri olarak kullanılan kanal kestirimi $\hat{\mathbf{H}}_q^{(0)} = \tilde{\mathbf{H}}\hat{\Phi}_q$ 'nin blok uzunluğu N 'in yüksek değerleri için optimal kestirime çok yaklaşıyor olması ile açıklanabilir. Dolayısıyla önerdiğimiz EM-HLRT yönteminin, klasifikasyon için kullanılacak sembol sayısının görece olarak düşük olduğu durumlar için daha uygun olduğu değerlendirilmektedir.



Şekil 10. Farklı EM iterasyonu sayıları ve $N=500$ için EM-HLRT'nin klasifikasyon performansı ($n_t=2$, $n_r=4$)



Şekil 11. Farklı EM iterasyonu sayıları ve $N=1500$ için EM-HLRT'nin klasifikasyon performansı ($n_t=2$, $n_r=4$)



Şekil 12. : Farklı EM iterasyonu sayıları ve $N=5000$ için EM-HLRT'nin klasifikasyon performansı ($n_t=2$, $n_r=4$)

4.2.2. Uzay Zaman Kodu Kullanıldığı Durumda Modülasyon Tipi Klasifikasyonu: HOS-HLRT

UZBK kullanan MIMO sistemlerinde yapılan kodlama operasyonu gönderilen sinyal vektörü $s[k]$ zamanda bağımlı bir süreç haline gelir. Bu durumda denklem (4.30)'da verilen ortalama olabilirlik fonksiyonunun bu bağımlılık gözönüne alınarak modifiye edilmesi gerekir. Uzay zaman blok kodlu sinyallerde gönderilen vektörler değil, $n_t \times l_z$ boyutundaki kodlanmış sinyal blokları birbirinden bağımsızdır. Gönderilen v 'inci $n_t \times l_z$ boyutundaki sinyal bloğu $S[v]$ aşağıdaki gibi verilebilir:

$$S[v] = C(x[v]), \quad (4.38)$$

Burada $C()$ kodlama operasyonunu, $x[v]$ ise n_z uzunluğundaki modüle edilmiş i.i.d. veri vektörünü, l_z ise kod bloğunun uzunluğunu temsil etmektedir. Bu durumda alıcıdaki v 'inci $n_r \times l_z$ boyutundaki sinyal bloğu $R[v]$

$$R[v] = HS[v] + W[v] = HC(x[v]) + W[v] \quad (4.39)$$

Şeklinde yazılabilir. Burada $W[v]$ $n_r \times l_z$ boyutunda toplamalı gauss gürültü matrisini temsil etmektedir. Bu durumda alıcıdaki N uzunluğunda bir izleme aralığında alınan sinyal bloğu $R = [R[1], \dots, R[\frac{N}{l_z}]]$ 'nin logaritmik ortalama olabilirlik fonksiyonu

$$\Lambda(R|\mathcal{M}_q, \mathbf{C}, \mathbf{H}, \sigma_w^2) = -\frac{Nn_z}{l_z} \log(m_q) - n_r \log(\pi\sigma_w^2) + \sum_{v=0}^{\left(\frac{N}{l_z}\right)-1} \log \left(\sum_{x^q \in M_q^{n_t}} \exp \left[-\frac{\|R[v] - HC(x^j)\|_F^2}{\sigma_w^2} \right] \right) \quad (4.40)$$

olarak ifade edilir. Bu denklemde x^q modülasyon tipi M_q için gönderilmiş olabilecek $m_q^{n_z}$ sinyal vektörünü, $\|(\cdot)\|_F$ ise Frobenius normunu temsil etmektedir. Bu bağlamda kullanılan UZBK'nın bilindiği durumda ALRT bazlı bir modülasyon tipinin klasifikatörü, yukarıda verilen ortalama olabilirlik fonksiyonunun olası bütün modülasyon tipleri üzerinden ortalaması alınarak elde edilebilir (Choqueuse 2008).

$$\hat{M} = \arg \max_{M_q \in \mathcal{M}} (\mathbf{R} | \mathcal{M}_q, \mathbf{C}, \mathbf{H}, \sigma_w^2) \quad (4.41)$$

Bir önceki bölümde olduğu gibi, kanal matrisinin bilinmediği daha gerçekçi senaryolarda ise HLRT bazlı bir test, (4.40)'ta kanal matrisinin gerçek değeri yerine bir gözü kapalı kestiriminin kullanılması ile elde edilir:

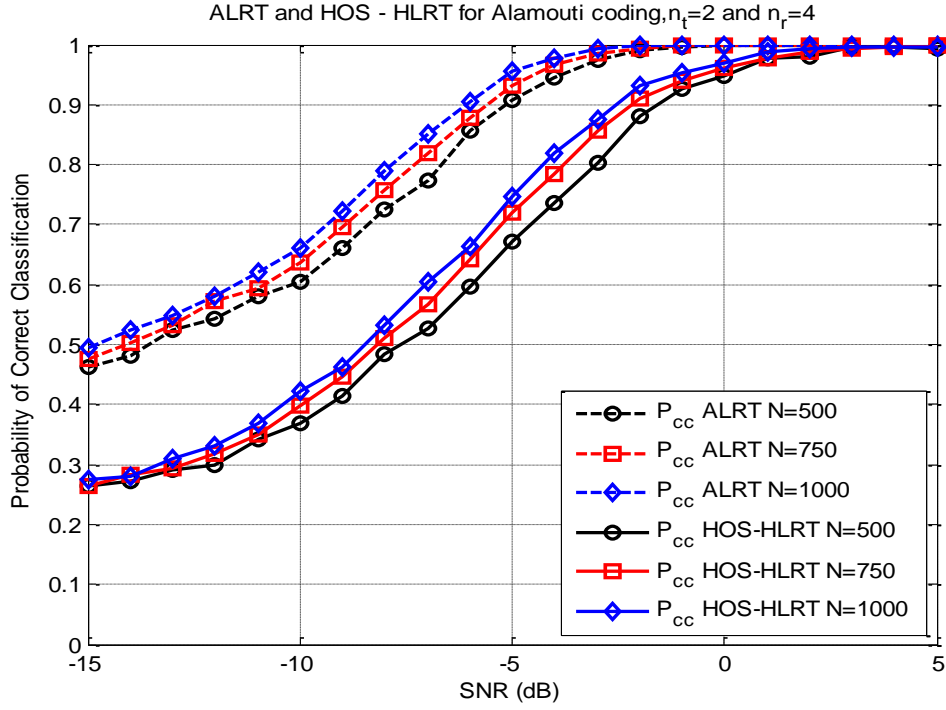
$$\hat{M} = \arg \max_{M_q \in \mathcal{M}} (\mathbf{R} | \mathcal{M}_q, \mathbf{C}, \hat{\mathbf{H}}_q, \sigma_w^2) \quad (4.42)$$

Yaptığımız çalışmalarda kanal kodlamasının bilindiği durumlarda bölüm 4.1'de betimlenmiş JADE bazlı kanal kestirimi yerine Choqueuse vd.(2011)'de kanal kodlamalı sinyaller için özel olarak geliştirilmiş , sinyalin yüksek dereceden istatistiklerine bağlı (higher order statistics, HOS)gözü kapalı kanal kestiriminin daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. UZBK kullanan sistemlerde önerdiğimiz HLRT klasifikatöründe yukarıda bahsedilen HOS algoritmasını kullandık, ve bu şekilde ortaya çıkan HLRT klasifikatörüne HOS-HLRT adını verdik.

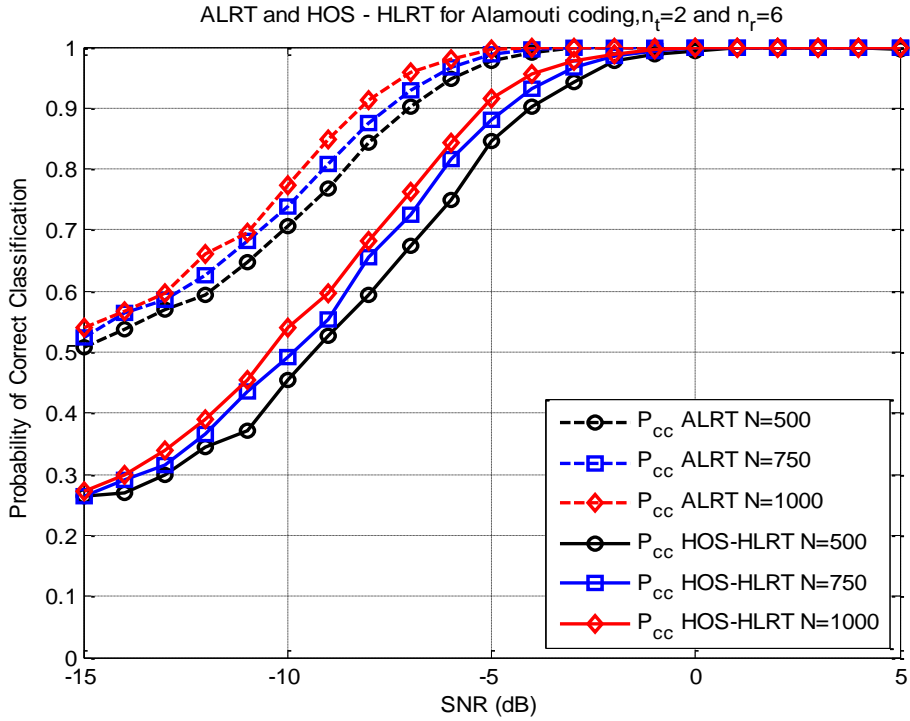
Choqueuse vd.(2011)'de uzay zaman blok kodlamalı sinyaller için geliştirilmiş bu kanal kestirim algoritması, kullanılan uzay zaman blok kodu ön bilgisine ihtiyaç duymasının yanı sıra JADE algoritmasına benzer bir şekilde faz ve permütasyon belirsizliklerine sahiptir. Farklı kodlar için farklı şekilde ortaya çıkan bu belirsizlikler bu yayında birçok farklı kod için türetilip listelenmiştir. Projenin bu bölümü kapsamında kullanılan kodlardan sadece alamouti kodu düzeltilmesi gereken faz belirsizliklerine sahip olup, bu kod için varolan permütasyon belirsizliklerinin modülasyon tipi tanıma problemine etki etmediği rahatlıkla gösterilebilir. Alamouti kodu için faz düzeltilmesinin ise bölüm 4.1.2'de uzaysal çoğullama için önerilmiş metodla yapılabilmesi mümkündür. HOS-HLRT kapsamında incelediğimiz kodlar için belirsizlik matrisleri tablo 4'te verilmiştir. (Buradaki kodların matrisleri için Bkz. Tablo 2.)

Tablo 4. HOS kanal kestirimi için belirsizlik matrisleri

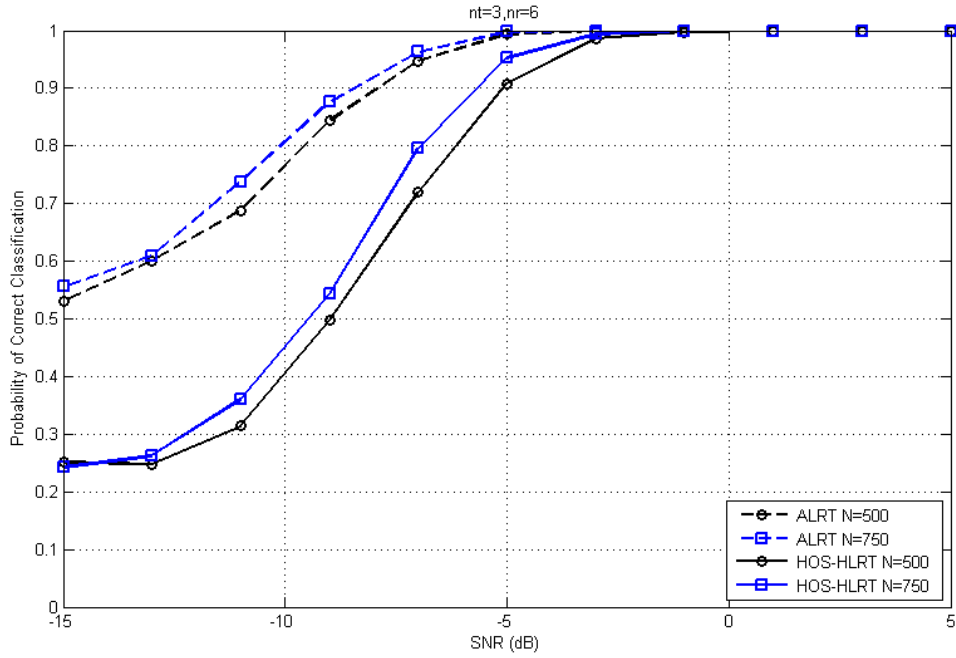
UZBK	Kanal kestiriminden sonra arta kalan belirsizlik matrisi \mathbf{B} nin alabileceği değerler
Uzayzal çoğullama, SM	$\mathbf{B} = \{\mathbf{P}\Psi\}$
$\mathcal{C}_{Alamouti}$	$\mathbf{B} \in \left\{ \begin{bmatrix} e^{j\varphi} & 0 \\ 0 & e^{j\varphi} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & e^{j\varphi} \\ e^{-j\varphi} & 0 \end{bmatrix} \right\}$
\mathcal{C}_1	$\mathbf{B} = \{\pm \mathbf{I}_3\}$
\mathcal{C}_3	$\mathbf{B} = \{\pm \mathbf{I}_3\}$



Şekil 13. ALRT ve HOS-HLRT'nin Alamouti kodlama için modülasyon tanıma performansı, ($n_t=2$, $n_r=4$)



Şekil 14. ALRT ve HOS-HLRT'nin Alamouti kodlama için modülasyon tanıma performansı, ($n_t=2$, $n_r=6$)



Şekil 15. ALRT ve HOS-HLRT'nin \mathbf{C}_3 kodu için modülasyon tanıma performansı, ($n_t=3$, $n_r=6$)

Şekil 13 ve 14'de iki gönderici anten için tasarlanmış Alamouti kodlama altında optimal ALRT algoritmasının ve önerilen HOS-HLRT algoritmasının klasifikasyon performansları ilintisiz kanal modeli için verilmiştir. Şekil 15'te ise sinyalin 3 anten için tasarlanmış \mathbf{C}_3 kodu ile kodlandığı durum ele alınmıştır. (Bu kodun kod matrisleri için Bkz. tablo 2). Benzetim sonuçlarında görüldüğü üzere hem 2 anten için, hem de 3 anten için tasarlanmış kodlarda önerdiğimiz HOS-HLRT algoritması düşük SNR'larda bile yüksek bir performans gösterebilmektedir.

5. ORTAKÇA MODÜLASYON TİPİ VE UZBK KLASİFİKASYONU

Bölüm 4'te incelenen bütün modülasyon tipi tanıma algoritmaları ya spesifik bir kod için tasarlanmış (örneğin uzaysal çoklamalı sistemler için önerdiğimiz öznitelik bazlı algoritma, ya da Choqueuse vd. (2009)'da önerilmiş ALRT ve HLRT metodları) veya sinyalde kullanılan uzay zaman kodunun alıcıda bilinmesine ihtiyaç duymaktadırlar. Literatürde de sinyalde kullanılan uzay zaman kodu bilgisine ihtiyaç duymayan bir MIMO modülasyon tipi tanıma metodu bulunamaktadır. Bu durumun en önemli sebebi alıcıdaki sinyalin olasılık dağılımının kullanılan UZBK ve modülasyon tipinin ikisine birden bağımlı olmasıdır. Dolayısıyla bu iki transmisyon parametresinin de bilinmediği durumda optimal bir olabilirlik bazlı klasifikasyon ancak bu iki parametrenin ortakça ele alındığı bir yaklaşımla elde edilebilir.

Bu bağlamda projemizin bu bölümünde ortakça (joint) modülasyon tipi uzay zaman blok kodu tanıma algoritmaları öneriyoruz. Öncelikle kanal matrisi, gürültü varyansı ve kod bloğu zamanlamasının alıcıda bilindiğini varsayan Bayes'çi anlamda optimal bir ortakça ortalama olabilirlik testi (Joint average likelihood ratio test, J-ALRT) sunulacak, ardından bu parametrelerin bazılarının ya da hiçbirisinin alıcıda bilinmediği daha gerçekçi senaryolar için ortakça hibrid olabilirlik testleri (joint hybrid likelihood ratio test, J-HLRT) ele alınacaktır.

5.1. J-ALRT Klasifikatörü

UZBK kodlanmış sinyalin logaritmik ortalama olabilirlik fonksiyonu bölüm 4.2.2'de de verildiği gibi.

$$\begin{aligned} &= -\frac{Nn_z}{l_z} \log(m_q) - n_r \log(\pi\sigma_w^2) \\ &+ \sum_{v=0}^{\left(\frac{N}{l_z}\right)-1} \log \left(\sum_{x^q \in M_q^{n_t}} \exp \left[-\frac{\|R[v] - HC(x^j)\|_F^2}{\sigma_w^2} \right] \right) \end{aligned} \quad (5.1)$$

Şeklinde yazılabilir. Bu fonksiyon, bölüm 4.2.2'de UZBK'nın bilindiği durumda olası bütün modülasyon tipleri üzerinden maksimize edilerek modülasyon tipi klasifikasyonu için kullanılmış idi.

Hem modülasyon tipinin, hem de UZBK'nın bilinmediği durumlar için ise optimal bir ortakça klasifikasyon, bu fonksiyonun hem olası bütün modülasyon tiplerinin , hem de olası bütün uzay zaman blok kodlarının üzerinden maksimize edilmesiyle yapılabilir, yani:

$$(\hat{\mathcal{M}}, \hat{C}) = \underset{\mathcal{M}_j \in \mathcal{M}, \mathbf{C}_p \in \Theta_{(C)}}{\operatorname{argmax}} \Lambda(\mathbf{R} | \mathcal{M}_q, \mathbf{C}_p, \mathbf{H}, \sigma_w^2) \quad (5.2)$$

Olası modülasyon tipleri kümesi \mathcal{M} 'in \mathcal{Q} , olası UZBK'ların kümesi $\Theta_{(C)}$ 'nin ise \mathcal{P} elemanı olduğu varsayıldığında maksimizasyonun olası bütün modülasyon tipi ve UZBK çiftlerinin kümesi $\Gamma = \mathcal{M} \times \Theta_{(C)}$ üzerinden yapıldığı söylenebilir. Dolayısıyla bu çoklu hipotez testi problemi PQ olası hipoteze sahiptir.

Denklem (5.2)'de önerdiğimiz klasifikatörde sinyalin ortalama olabilirlik foksionu ortakça klasifikasyon için kullandığından bu klasifikatöre ortakça ortalama olabilirlik testi (joint average likelihood ratio test) adını verdik. Kanal matrisi, gürültü varyansı ve kod bloğu zamanlamasının bilindiği varsayımıyla önerilen bu ortakça klasifikasyon metodunun Bayes'çi anlamda optimal olduğu söylenebilir. Dolayısıyla bu klasifikatörün performansı ele alınan ortakça klasifikasyon problemi için bir üst sınır olarak kabul edilebilir.

5.2. J-HLRT klasifikatörleri

Kanal matrisi, gürültü varyansı ve kod bloğu zamanlaması parameterelerinin bilinmediği durumda, ortalama olabilirlik fonksiyonunun gerçek değerini hesaplamak mümkün değildir. Bu parametrelerin alıcıda bilinmediği daha gerçekçi senaryolar için optimal altı ortakça hibrid olabilirlik testleri (Joint hybrid likelihood ratio test) öneriyoruz.

5.2.1. Kanal Matrisinin Bilinmediği Durumlar

Kanal Matrisini bilinmediği durumlar için bölüm 4.2'da da önerdiğimiz gibi, olabilirlik fonksiyonunda kanal matrisinin gerçek değeri yerine gözü kapalı bir kestirimini kullanmayı öneriyoruz. Bu değerlendirmeler ışığında kanal matrisinin bilinmediği durumlar için önerdiğimiz J-HLRT klasifikatörü aşağıdaki gibi verilebilir

$$(\hat{\mathcal{M}}, \hat{C}) = \underset{\mathcal{M}_q \in \mathcal{M}, \mathbf{C}_p \in \Theta_{(C)}}{\operatorname{argmax}} \Lambda(\mathbf{R} | \mathcal{M}_q, \mathbf{C}_p, \hat{\mathbf{H}}^{(p,q)}, \sigma_w^2) \quad (5.3)$$

Burada $\hat{\mathbf{H}}^{(p,q)}$ modülasyon tipi \mathcal{M}_q ve UZBK \mathbf{C}_p 'nin kullanıldığı varsayılarak yapılmış kanal kestirimini temsil etmektedir.

Kanal kestirimi için bölüm 4.2.2'de de uygulanan, HOS bazlı kanal kestirim stratejisi kullanılmıştır. Bu iki adımlı kanal kestirim stratejisinin detaylarına, ilgili bölümde tüm ayrıntılarıyla açıklandığı için, bu bölümde tekrar değinilmeyecektir.

5.2.2. Gürültü varyansının bilinmediği durumlar

Kanal matrisinin yanısıra gürültü varyansının da bilinmediği durumlarda olabilirlik fonksiyonunda gürültü varyansının gerçek değeri yerine gözü kapalı bir kestirimini kullanmayı öneriyoruz. Bu değerlendirmeler ışığında gürültü varyansının bilinmediği durumlar için önerdiğimiz J-HLRT klasifikatörü aşağıdaki gibi verilebilir

$$(\hat{\mathcal{M}}, \hat{\mathcal{C}}) = \underset{\mathcal{M}_q \in \mathcal{M}, \mathbf{C}_p \in \Theta(\mathcal{C})}{\operatorname{argmax}} \Lambda(\mathbf{R} | \mathcal{M}_q, \mathbf{C}_p, \hat{\mathbf{H}}^{(p,q)}, \hat{\sigma}^{2(p,q)}) \quad (5.4)$$

Burada $\hat{\sigma}^{2(p,q)}$ gürültü varyansının modülasyon tipi \mathcal{M}_q ve UZBK \mathbf{C}_p 'nin kullanıldığı varsayılarak yapılmış göz kapalı kestirimini temsil etmektedir.

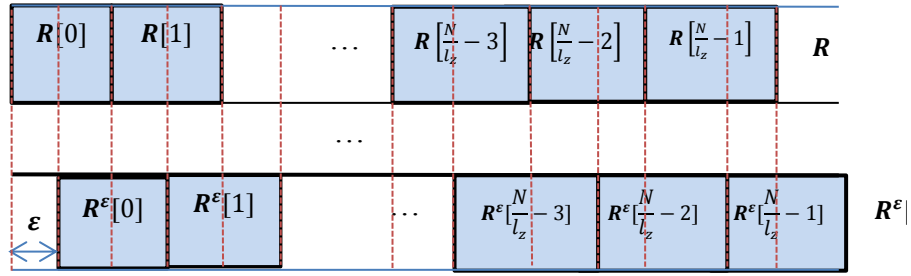
Gürültü varyansının kestirimi için bölüm 4.1.4'te uzaysal çoğullamalı sinyaller için önerilmiş kestirim metodunu uygulanabileceği kolaylıkla gösterilebilir. Bu bağlamda (p,q)'uncu hipotez için bu kestirim

$$\hat{\sigma}^{2(p,q)} = \frac{1}{n_t} \operatorname{trace} \left((\hat{\mathbf{H}}^{(p,q)})^\dagger \hat{\mathbf{H}}^{(p,q)} (\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\hat{\mathbf{s}}} - \mathbf{I}) \right) , \quad (5.5)$$

Şeklindedir. Burada $\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\hat{\mathbf{s}}}$, kestirilen $\hat{\mathbf{H}}^{(p,q)}$ matrisiyle geri kazanılan gönderilen sinyal vektörünün kovaryans matrisinin kestirimini temsil etmektedir. Gürültü varyansının gözü kapalı kestirimi konusu bölüm 4.1.4'te etraflı bir şekilde ele alındığından bu bölümde bu konunun detaylarına tekrar yer verilmeyecektir.

5.2.3. Kod bloğu zamanlamasının bilinmediği durumlar

Raporumuzun bu bölümüne kadar ele alınan algoritmalarda verilen olabilirlik fonksiyonlarının hesaplanabilmesi için denklem (5.1)'deki sinyal bloğu $R[v]$ 'nin gönderilen kodlanmış sinyal bloğu $S[v] = \mathcal{C}(x[v])$ 'ye bire bir tekabül etmesi gerekmektedir. Bu da alıcıda her kodlanmış sinyal bloğunun başladığı ve bittiği zaman anının bilinmesini gerektirmektedir. Aksi halde, yanlış bir zamanlamayla bölümlenecek alıcı sinyal blokları, ardarda gelen iki farklı verici sinyali bloğuna denk gelen parçalar içerecek, bu durumda da klasifikasyonun yapılması mümkün olmayacaktır. Bu durum şekil 16'te görselleştirilmiştir



Şekil 16. Kod bloğu zamanlaması problemi

Burada R^ε , ε büyüklüğünde bir blok kodu zamanlaması hatasıyla alınan N uzunluğundaki sinyal bloğunu, R ise zamanlama hatası olmayan sinyali temsil etmektedir.

Kod bloğu zamanlaması problemini klasifikasyonda iki farklı yaklaşımla ele almak mümkündür. Birinci yaklaşımda ε parametresi, aynı gürültü varyansı ve kanal matrisi gibi bilinmeyen bir parametre olarak ele alınıp gözü kapalı bir kestirimi elde edilir ve bu kestirim olabilirlik fonksiyonunun hesaplanmasında kullanılır. Her ne kadar literatürde Alamouti kodlama için gözü kapalı bir zamanlama kestirimi var olsa da (bkz. Marey vd.(2013)), genel UZBK'lar için böyle bir metod henüz bulunmamaktadır. Dolayısıyla başka bir yaklaşıma ihtiyaç vardır.

Kod zamanlaması parametresi ε ayrık (discrete) bir parametre olup alabileceği değerler de kod uzunluğu ile sınırlıdır. Dolayısıyla olabilirlik fonksiyonunun aynı zamanda olası bütün ε değerleri üzerinden de maksimize etmek mümkündür. Bu yaklaşımla önerdiğimiz J-HLRT bazlı ortakça Modülasyon tps-UZBK klasifikasyonu stratejisi aşağıdaki gibi verilebilir:

$$(\hat{\mathcal{M}}, \hat{\mathcal{C}}) = \underset{\mathcal{M}_q \in \mathcal{M}, \mathcal{C}_p \in \Theta_{(c)}, 0 \leq \tau_i < l_p}{\operatorname{argmax}} \left(\Lambda \left[\mathbf{R}^{\varepsilon - \tau_i} \mid \mathcal{M}_q, \mathcal{C}_p, \hat{\mathbf{H}}^{(p,q)}, \hat{\sigma}^{2(p,q)} \right] \right) \quad (5.6)$$

Bu denklemde $\mathbf{R}^{\varepsilon-\tau_i}$ $\tau_i = \varepsilon$ için doğru zamanlama ile alınmış sinyal bloğu \mathbf{R}' a eşit olacaktır. Bu klasifikatör önerdiğimiz 3 J-HLRT klasifikatörü arasında en az a-priori bilgiye ihtiyaç duyuyor olması bakımından işbirlikçi olmayan senaryolarda kullanılmaya en uygun olanı olarak seçerlendirebilir

5.3. Benzetim Sonuçları

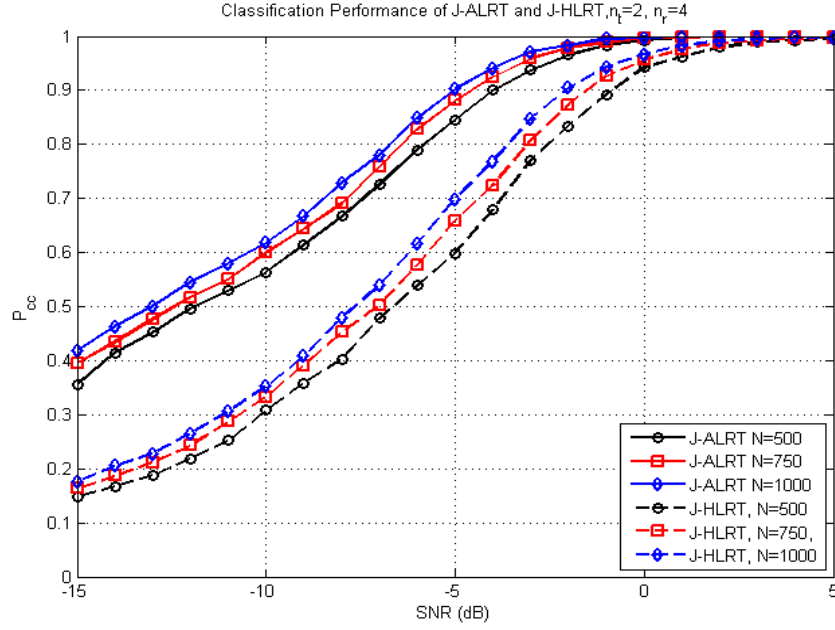
Yukarıda verilen üç J-HLRT klasifikatöründe sırasıyla kanal matrisinin, kanal matrisi ve gürültü varyansının ikisinin birden, ve son olarak gürültü varyansı ve kod bloğu zamanlamasının üçünün birden bilinmediği durumlar ele alınmıştır. Klasifikasyon problemindeki hipotez sayısının çokluğu, ortalama olabilirlik fonksiyonunun komplike yapısı ve kanal matrisinin rastsal yapısı sebebiyle önerdiğimiz klasifikatörlerin klasifikasyon performanslarının analitik olarak hesaplanması mümkün olmamıştır. Bunun yerine ideal durum için önerdiğimiz J-ALRT ve yukarıda verdiğimiz 3 durum için önerilen J-HLRT algoritmalarının performansı benzetimler yoluyla değerlendirilmiştir. Bu değerlendirilmesinde bir performans kriteri olarak kullanılan ortalama klasifikasyon olasılığı, bütün hipotezlerin eşit olasılığa sahip olduğu varsayımıyla aşağıdaki gibi verilebilir:

$$P_{cc} = \frac{1}{PQ} \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q P[(\mathcal{M}_q, C_p) | (\mathcal{M}_q, C_p)] \quad (5.4)$$

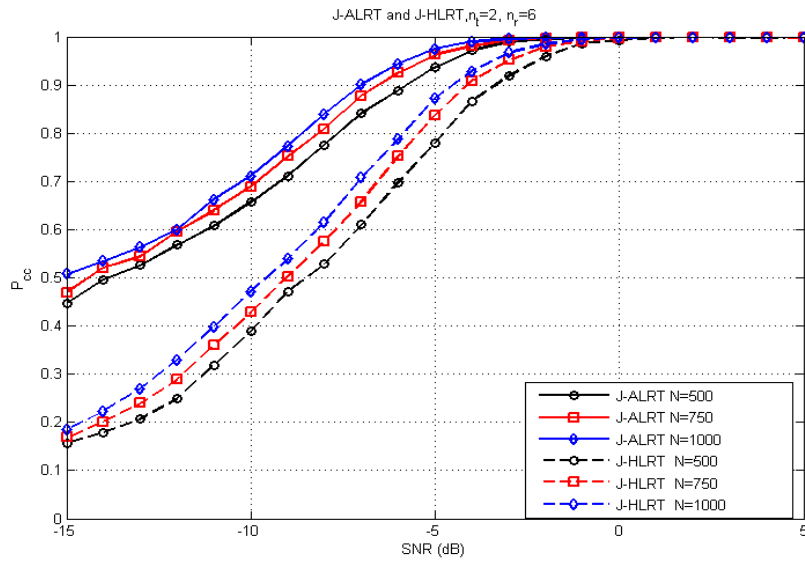
Burada $P[(\mathcal{M}_q, C_p) | (\mathcal{M}_q, C_p)]$ gönderilen sinyalde kullanılan modülasyon tipi ve UZBK çifti (\mathcal{M}_q, C_p) 'nin alıcıda doğru tanıma olasılığını temsil etmektedir. Olası modülasyon tiplerinin kümesi $M = \{\text{BPSK, QPSK, 8PSK, 16 QAM}\}$, $n_t=2$ için olası kod kümesi $\Theta_{(c)}^{(2)} = \{SM^{(2)}, \mathbf{C}_{Alamouti}\}$, $n_t=3$ için ise olası kod kümesi $\Theta_{(c)}^{(3)} = \{SM^{(3)}, \mathbf{C}_1, \mathbf{C}_3\}$, olarak seçilmiştir. Burada $SM^{(nt)}$ n_t anten kullanan uzaysal çoğullamayı temsil etmektedir. $\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_3$ ve $\mathbf{C}_{Alamouti}$ 'nin kod matrisleri tablo 2'de verilmiştir. Dolayısıyla klasifikasyon $n_t=2$ için 8 elemana sahip $\Gamma^{(2)} = M \times \Theta_{(c)}^{(2)}$, $n_t=3$ için ise 12 olası hipoteze sahip $\Gamma^{(3)} = M \times \Theta_{(c)}^{(3)}$ kümeleri üzerinden yapılmıştır. Bütün benzetimlerde ilintisiz kanal modeli kullanılmıştır.

Şekil 17 ve 18'de 5.1'de önerdiğimiz ideal durum için tasarlanmış olan J-ALRT klasifikatörü ile bölüm 5.2.1'de kanal matrisinin bilinmediği durumlar için önerilen J-HLRT klasifikatörünün performansları $\Gamma^{(2)}$ kümesi için karşılaştırılmıştır. Şekil 17'de alıcı anten sayısı $n_r=4$ iken şekil 18

'de alıcı anten sayısı $n_r=6$ seçilmiştir. İki şekilde de izleme aralığı uzunlukları $N=500,750$ ve 1000 olarak alınmıştır.



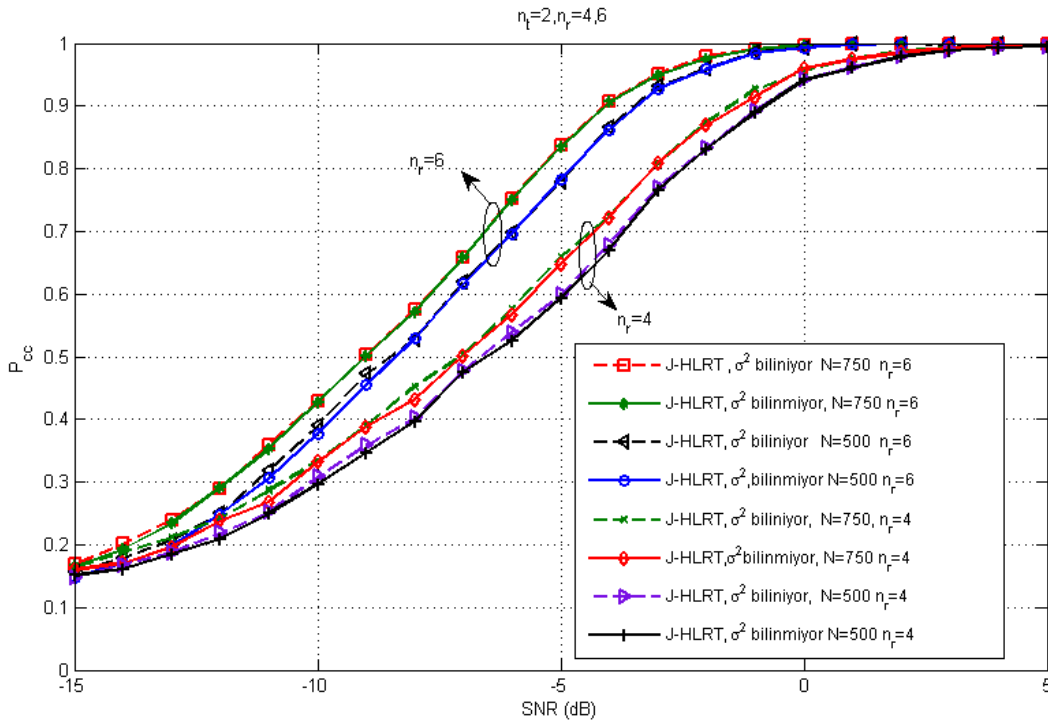
Şekil 17. J-ALRT ve J-HLRT (gürültü varyansı ve kod zamanlamasının bilindiği durumda) algoritmalarının klasifikasyon performansları, $n_t=2$, $n_r=4$



Şekil 18. J-ALRT ve J-HLRT (gürültü varyansı ve kod zamanlamasının bilindiği durumda) algoritmalarının klasifikasyon performansları, $n_t=2$, $n_r=6$

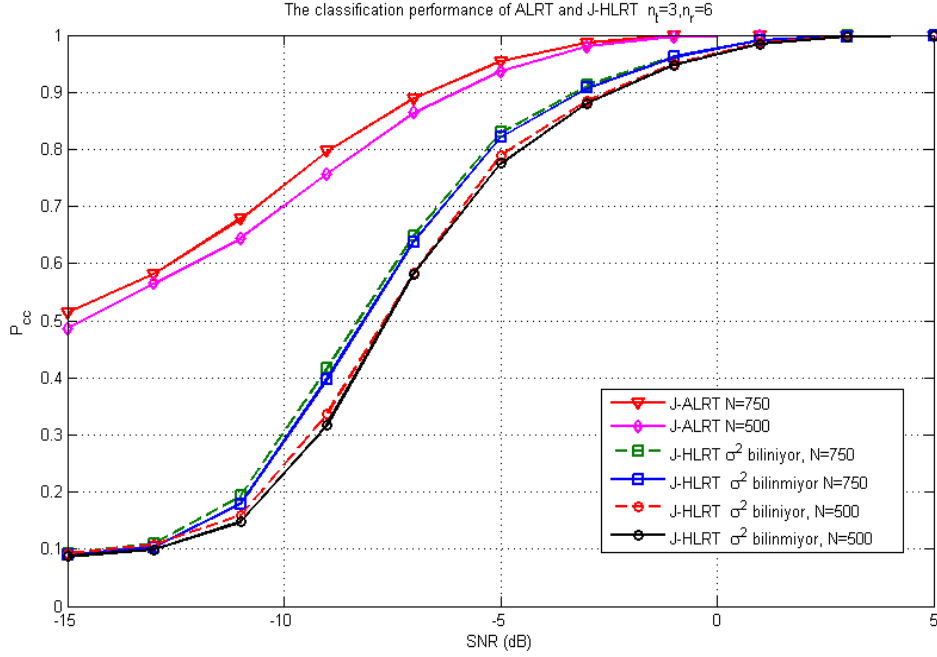
Benzetim sonuçlarında görüldüğü üzere, önerilen algoritmalar ile düşük SNR değerleri için bile yüksek bir klasifikasyon performansına ulaşılabilmektedir. J-ALRT ile JHLRT arasında, kanal matrisinin gerçek değeri yerine gözü kapalı kestiriminin kullanılması sebebiyle $P_{cc}=0.9$ 'da yaklaşık 2.5 dB kadar performans farkı ortaya çıkmaktadır. Beklendiği üzere alıcı anten sayısındaki ve kod bloğu uzunluğundaki artış klasifikasyon performansında da artışa sebep olmaktadır.

Şekil 19'da kanal matrisinin yanısıra gürültü varyansının da gözü kapalı kestirilmesinin klasifikasyon performansına etkisi görülmektedir (iki durumda da kod bloğu zamanlamasının bilindiği varsayılmaktadır). Bu figürde yine $\Gamma^{(2)}$ kümesi ele alınmış, alıcı anten sayısının iki değeri $n_r=4$ ve $n_r=6$ ve blok uzunluğu $N=500,750$ olarak seçilmiştir. Benzetim sonuçlarında J-HLRT algoritmasında gürültü varyansının gerçek değeri yerine gözü kapalı kestiriminin kullanılmasının klasifikasyon performansında sadece çok küçük bir düşüşe sebep olduğu görülmektedir.



Şekil 19. J-HLRT algoritmasında gürültü varyansının gerçek değerinin yerine gözü kapalı kestiriminin kullanılmasının klasifikasyon performansına etkisi, $n_t=2$, $n_r=4,6$.

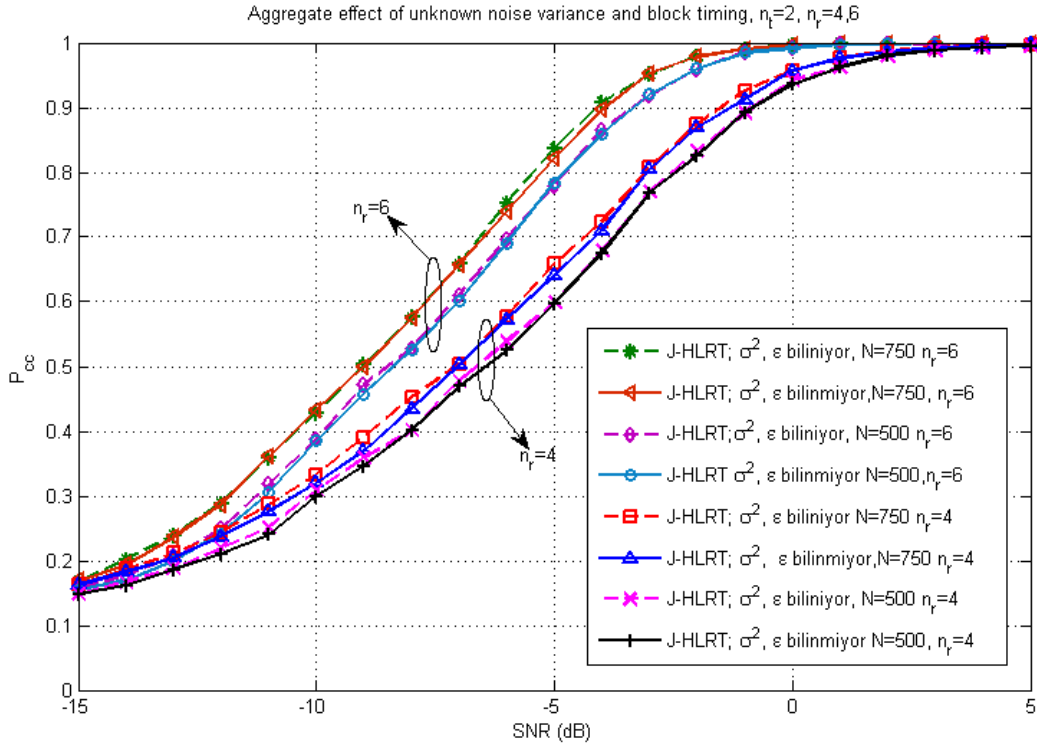
Şekil 20’de J-ALRT ve J-HLRT (gürültü varyansının bilindiği ve bilinmediği durumlarda) algoritmalarının performansı üç gönderici anten için tasarlanmış kodların bulunduğu $\Gamma^{(3)}$ kümesi için incelenmiştir. Burada 12 hipotezli bir çoklu hipotez test karşımıza çıkmaktadır. Alıcı anten sayısı $n_r=6$ olarak seçilmiştir. Bu figürde J-HLRT’nin performansı gürültü varyansının hem bilindiği hem bilinmediği durumlar için ele alınmıştır.



Şekil 20. J-ALRT, ve J-HLRT algoritmalarının $\Gamma^{(3)}$ kümesi için performans karşılaştırması $n_t=3$, $n_r=6$.

Yukarıda görüldüğü üzere önerdiğimiz ortakça klasifikatörler $\Gamma^{(3)}$ kümesindeki 12 farklı hipotezin test edildiği bu durumda da düşük SNR değerleri için yüksek bir klasifikasyon başarımları göstermektedirler. Şekil 20’deki sonuçlarda da gürültü varyansının kestiriminin J-HLRT’nin performansında ancak marjinal olarak tanımlanabilecek seviyede bir düşüşe sebep olduğu görülmekte, klasifikasyon performansına asıl etkinin, kanal matrisinin kendisi yerine kestiriminin kullanılması sonucu meydana geldiği J-ALRT ve J-HLRT klasifikatörleri arasındaki performans farkından anlaşılmaktadır.

Son olarak kanal matrisi ve gürültü varyansının yanısıra kod bloğu zamanlamasının da bilinmediği durumlar için bölüm 5.2.3’te önerdiğimiz J-HLRT bazlı algoritmanın klasifikasyon performansı şekil 21’de sergilenmiştir.



Şekil 21. Gürültü varyansının ve Kod bloğu zamanlamasının bilinmemesinin J-HLRT algoritmasının performansına etkisi, $n_t=2$, $n_r=4,6$.

Yukarıdaki şekilde gürültü varyansının ve kod bloğu zamanlamasının bilindiği varsayılan durumlar için denklem (5.3)'te verdiğimiz J-HLRT algoritması ile denklem (5.6)'da verilmiş, bütün bu parametrelerin bilinmediği durum için tasarladığımız algoritmanın klasifikasyon performansları karşılaştırılmıştır. Elde edilen benzetim sonuçları kod bloğunun bilinmemesinin performansına etkisinin çok düşük olduğunu göstermektedir. Bununla beraber kod bloğu zamanlaması probleminin çözümü için (5.6)'da verilmiş algortmada olabilirlik fonksiyonunun modülasyon tipi ve UZBK türü yanısıra olası bütün zamanlama hataları üzerinden maksimize edilmesinin algoritmanın hesaplama karmaşıklığını oldukça yükselttiği unutulmamalıdır. Bu bölümden elde edilen sonuçlar IEEE Transactions on Wireless Communications dergisine sunulmuştur.

6. ÖZİNİTELİK BAZLI UZBK KLASİFİKASYONU

Bölüm 5'te literatürdeki modülasyon tipi tanıma algoritmalarının tamamını kullanılan UZBK bilgisine gereksinim duydukları belirtilmiş, hem modülasyon tipi hem de UZBK'nın bilinmediği durumlarda optimal bir klasifikasyonun sadece ortakça bir klasifikasyon yaklaşımıyla elde edilebileceği sonucuna varılmıştı.

MIMO sinyallerinde uzay zaman blok kodlama operasyonu, durağan (wide-sense stationary) ve düzgün (proper) modüle edilmiş zaamanda ilintisiz veri vektöründen zamanda ilintili durağan olmayan (nonstationary) ve düzgün olmayan (improper) bir gönderici sinyali oluşturur. Bu yüzden, her e kadar optimal bir UZBK klasifikasyonu için modülasyon tipinin bilinmesine ihtiyaç olsa da, UZBK operasyonunun yolaçtığı bu ilintileri ve durağan ve düzgün olmayan karakteristikleri temel alan öznitelik bazlı optimal altı UZBK klasifikatörleri tasarlamak mümkündür. Literatürde bu yaklaşımı temel alan klasifikatörler bölüm 2'de listelenmiştir.

Bu bölümde öncelikle farklı UZBK'ların gönderici sinyalde yolaçtığı farklı döngüsel-durağan (cyclostationary) karakteristikleri ayırdedici birer öznitelik olarak kullanan UZBK tanıma algoritmaları öneriyoruz. Bu çalışmada öncelikle gönderici anten sayısının bilindiği varsayılp farklı gönderici anten sayıları için tasarlanmış kodlar için farklı klasifikasyon alt rutinleri tasarlanmış, ardından bu sisteme gözü kapalı bir anten bir anten sayısı tespiti algoritması eklenip bu alt rutinler birleştirilerek her gönderici anten sayısı için kullanılacak bir tanıma sistemi geliştirilmiştir. Bu sebepten dolayı önerdiğimiz algoritma literatürde en çok sayıda farklı kodu birbirinden ayırd edebilen UZBK tanıma algoritması olma özelliğine sahiptir. Önerdiğimiz bu algoritmayı ve sonuçlarını sunduğumuz bir makale IEEE International Conference on Communications 2015 (ICC 2015) konferansında sunulmak üzere kabul edilmiştir. Bu algoritmanın ön sonuçlarını sunduğumuz bildirimiz ise SIU 2014 konferansında yayınlanmıştır (Turan,2014)

Bu bölümde öncelikle klasifikasyon amacıyla birer öznitelik olarak kullandığımız döngüsel durağanistatistikler ele alınacak, ardından farklı anten sayıları için dizayn edilmiş kodlar için anten sayısının alıcıda bilindiği varsayımıyla tasarlanmış alt rutinler ve bunların klasifikasyon performansları üzerinde durulacak, ardından UZBK kullanılan durumlar için gözü kapalı anten sayısı tespiti problemi ele alınacak ve sonuç olarak gözü kapalı anten sayısı tespit

algoritmasının bu alt rutinlere entegre edilmesiyle elde ettiğimizi UZBK tanıma algoritması ve bu algoritmanın klasifikasyon sonuçları sunulacaktır

6.1. Döngüsel Durağan Karakteristikler

$s_1[k]$ ve $s_2[k]$, ayrık zamanlı iki rastsal süreç olmak üzere, bu iki sürecin zamanla değişen çapraz ilinti (ZDÇİ, ing. time varying cross correlation) ve eşlenik zamanla değişen çapraz ilinti (EZDÇİ, ing. conjugate time varying cross correlation) fonksiyonları sırasıyla eşitlik (6.1) ve (6.2)'deki gibi ifade edilebilir.

$$R_{s_1 s_2}[k, \tau] = E\{s_1[k]s_2^*[k - \tau]\} \quad (6.1)$$

$$R_{s_1 s_2^*}[k, \tau] = E\{s_1[k]s_2[k - \tau]\} \quad (6.2)$$

Burada τ gecikme parametresini, k ise zaman indeksini ifade etmektedir.

$s_1[k]$ ve $s_2[k]$ rastsal süreçlerine ilişkin ZDÇİ ve/veya EZDÇİ fonksiyonu zaman indeksi k 'da periyodiklik sergiliyorsa bu süreçlere ortakça geniş anlamda döngüsel-durağan süreç adı verilir. Bu periyodiklik sayesinde ZDÇİ ve EZDÇİ fonksiyonları birer Fourier serisi şeklinde aşağıdaki ifade edilebilir.

$$R_{s_1 s_2}[k, \tau] = \sum_{\alpha=2\pi l/K} R_{s_1 s_2}^{\alpha}[\tau] e^{j\alpha k} \quad (6.3)$$

$$R_{s_1 s_2^*}[k, \tau] = \sum_{\alpha=2\pi l/M} R_{s_1 s_2^*}^{\alpha}[\tau] e^{j\alpha k} \quad (6.4)$$

Burada K ve M sırasıyla ilinti fonksiyonlarının temel periyotlarını, α ise döngüsel frekans parametresini temsil etmekte olup, toplam işlemleri $\alpha_0 = 2\pi/K$ ve $\alpha'_0 = 2\pi/M$ 'nin sırasıyla K ve M tam katı üzerinden yapılmaktadır.

(6.3) ve (6.4)'deki Fourier serisi katsayıları $R_{s_1 s_2}^{\alpha}[\tau]$ ve $R_{s_1 s_2^*}^{\alpha}[\tau]$, sırasıyla döngüsel çapraz ilinti (DÇİ, ing. cyclic cross correlation) ve eşlenik döngüsel çapraz ilinti (EDÇİ, ing. conjugate cyclic cross correlation) fonksiyonları olarak adlandırılır. DÇİ ve EDÇİ fonksiyonları τ gecikme ve α döngüsel frekans parametrelerine bağlı olarak değişmektedir; sadece temel döngüsel frekansın tam katı olan α değerlerinde sıfırdan farklıdır ve ortakça döngüsel-durağanlık göstermeyen süreçler için bütün α, τ değerlerinde sıfıra eşittir.

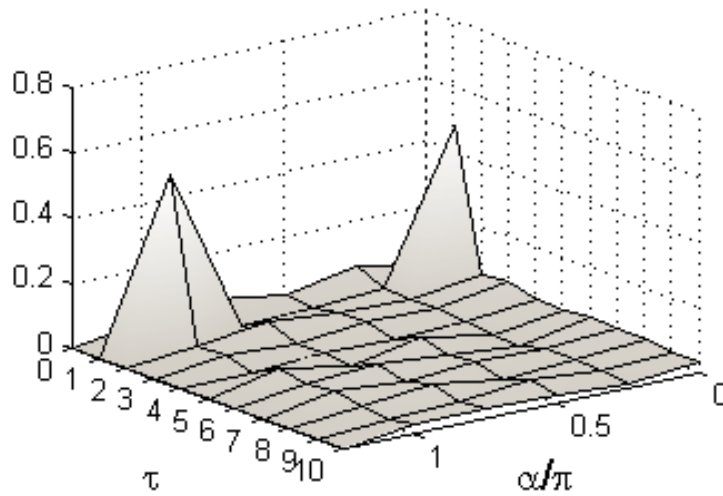
Ayrık zamanlı iki sürecin ortakça geniş anlamda döngüsel durağanlığından söz edebilmek için bu süreçlere ilişkin DÇİ fonksiyonunun belirli (α, τ) çiftlerinde sıfırdan farklı olması gerekir.

Benzer şekilde süreçlerin ortakça eşlenik geniş anlamda dögüsel-durađanlıđından söz edebilmek için süreçlere ilişkin EDÇİ fonksiyonunun belirli (α, τ) deđerlerinde sıfırdan farklı olması gerekir.

Uzay-zaman blok kodu kullanan sistemlerde verici sinyal vektörü $s[k]$, düzgün (ing. proper) ve ortakça durađan i.i.d. kompleks bir süreç olan modüle edilmiş veri sinyali vektörü $x[k]$ 'dan uzay-zaman blok kodlaması işlemi sonucu elde edilir. Uzay-zaman kodunun sinyale kattığı artıklık sonucunda, kodlanmış veri vektörü $s[k]$, $x[k]$ 'nın aksine düzgün olmayan ve ortakça dögüsel-durađan bir davranış gösterir.

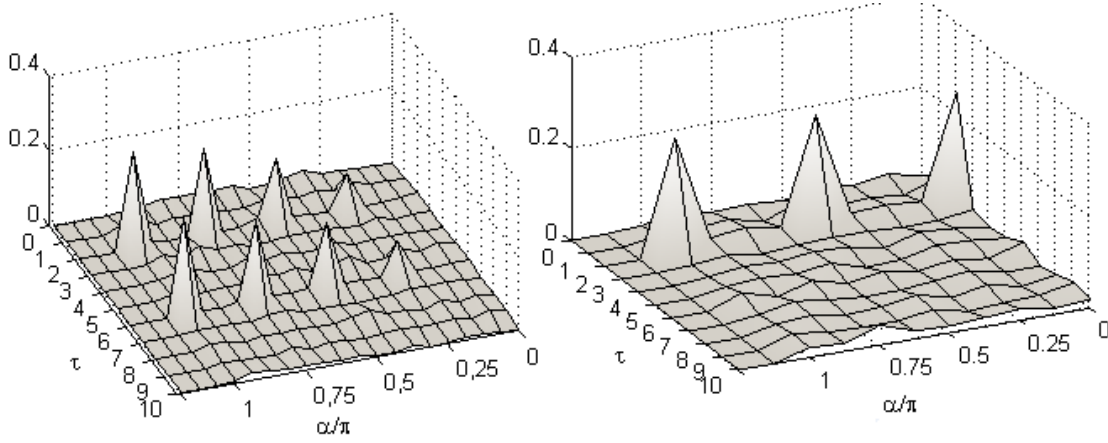
Blok uzunluđu L olan bir uzay-zaman blok kodu kullanıldığında, kodlanmış verici sinyali $s[k]$ 'nın bileşenleri arasında $2\pi/L$ temel dögüsel frekansıyla ortakça geniş anlamda dögüsel durađanlık sağlanır. Uzaysal çođullamalı MIMO sinyallerinin düzgün ve geniş anlamda durađan süreçler olmaları nedeniyle bu sinyallerin bütün bileşenleri arasındaki DÇİ ve EDÇİ fonksiyonlarının bütün (α, τ) deđerleri için sıfıra eşit olduđu gösterilebilir.

Şekil 22'de Alamouti kodu için verici sinyal vektörü $s[k]$ 'nın 1. ve 2. bileşenleri arasındaki EDÇİ fonksiyonu gösterilmiştir. Alamouti kodunun blok uzunluđu $L = 2$ olduğundan bu kod için temel dögüsel frekans π olmaktadır.



Şekil 22. Alamouti kodu için EDÇİ fonksiyonu $|R_{s_1 s_2}^\alpha[\tau]|$.

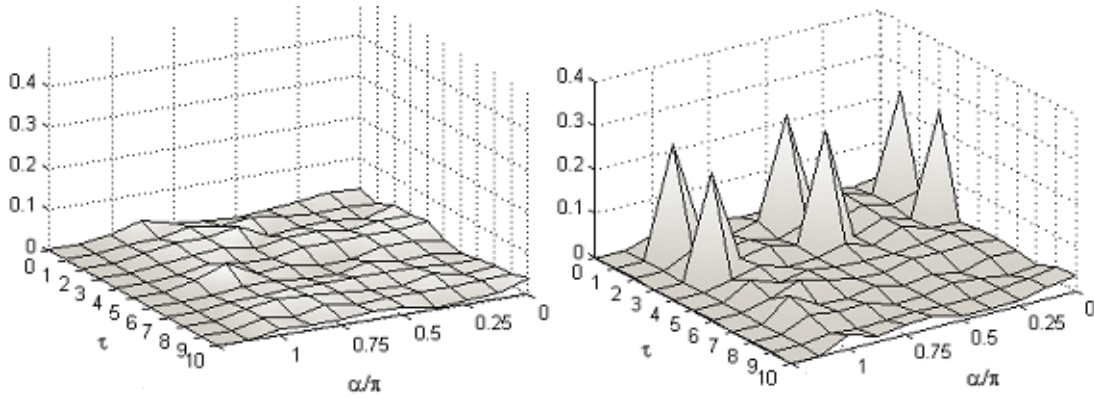
Şekil 23(a) ve (b)'de sırasıyla C_2 ve C_3 kodları için verici sinyal vektörü $s[k]$ 'nin 1. ve 3. bileşenleri arasındaki EDÇİ fonksiyonları gösterilmiştir. C_2 kodunun blok uzunluğu 8, C_3 'nin ise 4 olduğundan, C_2 için temel döngüsel frekans $\pi/4$, C_3 için ise $\pi/2$ olmaktadır.



Şekil 23. C_2 ve C_3 kodları için verici sinyalinin 1. ve 3. bileşenleri arasındaki EDÇİ fonksiyonları:

(a) C_2 için $|R_{s_1 s_3}^\alpha[\tau]|$. (b) C_3 için $|R_{s_1 s_3}^\alpha[\tau]|$.

Şekil 24'te C_5 kodu için verici sinyal vektörü $s[k]$ 'nin 1. ve 2. bileşenleri ile C_7 kodu için verici sinyal vektörü $s[k]$ 'nin 2. ve 3. bileşenleri arasındaki DÇİ fonksiyonları gösterilmektedir.



Şekil 24. C_5 ve C_7 kodları için verici sinyalinin çeşitli bileşenleri arasındaki DÇİ fonksiyonları:

(a) C_5 için $|R_{s_1 s_2}^\alpha[\tau]|$. (b) C_7 için $|R_{s_2 s_3}^\alpha[\tau]|$.

Şekil 22 23 ve 24'te verilen örneklerden görüldüğü gibi, farklı uzay-zaman blok kodları (α, τ) düzleminde farklı DÇİ ve EDÇİ örüntüleri sergilemektedir. Bu örüntüler sinyalde kullanılan

modülasyon tipinden bağımsız olup, tamamen kullanılan kodun yapısına bağlıdır, bu nedenle uzay-zaman blok kodlarını ayırt etmede bu örüntülerin kullanılabilmesi mümkündür. Diğer bir deyişle, DÇİ ve EDÇİ fonksiyonlarının belirli (α, τ) çiftleri için sıfırdan farklı olup olmadığı bilgisi uzay-zaman blok kodlarının birbirinden ayırt edilebilmesi için yeterli birer öznitelik olarak kullanılabilir.

6.2. Uzay Zaman Blok Kodu Sınıflandırma Stratejisi

Bu çalışmada verici sinyal vektörü $s[k]$ 'nin bileşenleri arasında belirli (α, τ) çiftleri için ortakça geniş anlamda (eşlenik veya eşlenik olmayan) dögüsel durağanlık olup olmadığı bilgisi kod sınıflandırma için ayırt edici bir öznitelik olarak kullanılmaktadır. Alıcıdaki sinyal vektörü $r[k]$ 'nin bileşenleri, gönderilen sinyal vektörü $s[k]$ 'nin bileşenlerinin birer doğrusal kombinasyonundan oluşmakta olduğundan $s[k]$ 'da gözlenen, kullanılan koda özgü DÇİ ve EDÇİ örüntülerinin birebir aynısına $r[k]$ 'da rastlamak, her alıcı antende verici anten sayısı kadar sinyal bileşeninin doğrusal bir kombinasyonunun bulunmasından kaynaklanan kendi kendine girişim (ing. self interference) sebebiyle mümkün olmayacaktır. Bu yüzden sınıflandırma için kullanılacak örüntülerin kestiriminden önce, alıcı sinyal vektörü $r[k]$ 'dan verici sinyal vektörü $s[k]$ 'nin bir kestirimi olan $\tilde{s}[k]$ 'nin işbiriksiz bir şekilde elde edilmesi gerekmektedir.

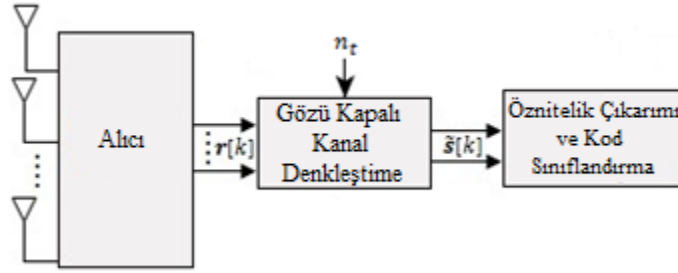
Bu çalışmada, alınan sinyal $r[k]$ 'dan orjinal verici sinyali $s[k]$ 'nin kestirilmiş versiyonu $\tilde{s}[k]$ 'yi elde etmek amacıyla gözü kapalı kanal denkleştirme yöntemlerinin kullanılması önerilmektedir. Literatürdeki çoğu gözü kapalı kanal denkleştirme tekniği ön bilgi olarak kaynak sayısına ihtiyaç duyduğundan, ele alınan MIMO sistemde verici anten sayısı bilgisinin önceden bilinmesi veya elde edilmesi gerekmektedir. Ayrıca, verici anten sayısı bilgisi, gözü kapalı kanal denkleştirme için gerekli olmanın yanı sıra kod sınıflandırmanın her anten sayısı için ayrı ayrı yapılmasını da mümkün kılmaktadır. Belirli bir n_t için tasarlanan ve pratikte kullanılan uzay-zaman blok kod sayısının sınırlı olması nedeniyle anten sayısı ön bilgisinin varlığı, kod sınıflandırmanın her olası anten sayısı için ayrı ayrı yapılmasını mümkün kılıp, olası kod kümesini sadece tespit edilen anten sayısı için tasarlanmış kodların kümesine indirgemekte, sonuç olarak sınıflandırma algoritmasının tasarımını kolaylaştırıp, performansını artırmaktadır.

Bu çalışmada uzay-zaman blok kodu sınıflandırma kapsamında öncelikle verici anten sayısı n_t 'nin alıcı tarafından bilindiği senaryolarda kullanılmak üzere her bir n_t için tasarlanan kod sınıflandırma alt algoritmaları ve bunların performansları benzetim sonuçlarıyla verilecek, ardından daha gerçekçi işbiriksiz senaryolarda kullanılmak üzere, kod sınıflandırma işleminden

önce gözü kapalı anten sayısı tespini yapildiği ortakça anten sayısı-uzay-zaman blok kodu sınıflandırma algoritması önerilerek algoritmaya ilişkin performanslar benzetim sonuçlarıyla sunulacaktır.

6.3. Gönderici Anten Sayısının Bilindiği Durumda Uzay Zaman Blok Kodu Klasifikasyonu

Anten sayısı bilgisinin mevcut olduğu durumlarda kullanılmak üzere her bir n_t için önerilen uzay-zaman blok kodu sınıflandırma algoritmalarına ilişkin blok diyagramı Şekil 3.4'de gösterilmektedir.



Şekil 25. Önerilen uzay-zaman blok kodu sınıflandırma algoritmalarına ilişkin blok diyagramı.

Şekil 25'te gösterilen blok diyagramına göre, algoritmalarda ilk olarak verici anten sayısı n_t kullanılarak, alınan sinyal $r[k]$ 'dan gözü kapalı kanal denkleştirmeye verici sinyalinin kestirilmiş gürültülü versiyonu $\tilde{s}[k]$ elde edilmekte, ardından kod sınıflandırma için $\tilde{s}[k]$ 'nin bileşenlerine ilişkin ayırt edici öznitelikler kestirilerek sınıflandırma yapılmaktadır.

6.3.1. Gözü Kapalı Kanal Denkleştirme

Bu bölümde gözü kapalı kanal denkleştirme için bölüm 4.1'de de önerilen JADE algoritmasını kullandık. JADE algoritması her ne kadar verici sinyallerinin istatistiksel bağımsız süreçler olduğu varsayımıyla geliştirilse de sinyallerin uzay-zaman blok kodlama işlemi sonucu zamanda bağımlı olduğu durumlarda da bu yöntemin yüksek performansla kullanılabileceği Quian ve Li (2013)'te belirtilmiştir. Her ne kadar bölüm 4.2.2 ve bölüm 5'te önerilen HOS bazlı kanal kestirim algoritması UZBK kullanan sistemler için özel olarak geliştirilmişse de bu algoritma, kullanılan

UZBK ön bilgisine gerek duyduğu için şekil 25'te verilmiş öznitelik bazlı tanıma mimarisinde kullanılabilmesi mümkün değildir.

Burada dikkat edilmesi gereken nokta JADE algoritmasının BSS yöntemlerine özgü permütasyon ve faz belirsizlikleri içermesidir. Faz belirsizlikleri döngüsel durağan istatistiklere de sadece bir faz kayması olarak yansıdığı için belirli (α, τ) çiftleri için döngüsel durağanlık olup olmadığı bilgisini birer öznitelik olarak kullanılacak UZBK tanıma algoritmasını etkilememektedir. Bu yüzden bölüm 4'teki kanal denkleştirme algoritmalarının aksine, JADE'in ardından faz düzeltmesi yapmasına ihtiyaç kalmamaktadır. Permütasyon belirsizliği ise JADE ile kestirilen sinyal vektörü $\tilde{s}[k]$ 'nin bileşenlerinin sırası orjinal sinyal vektörü $s[k]$ 'nin bileşenlerinin sırasından farklı olmasına sebep olmaktadır. Bu permütasyon işlemi her JADE iterasyonu için rastsal şekilde meydana gelmektedir. Bu nedenle kod sınıflandırmada JADE algoritmasına ilişkin permütasyon probleminin göz önüne alınması gerekmektedir.

6.3.2. Öznitelik Çıkarımı ve Kod Sınıflandırma

Önerilen uzay-zaman blok kodu sınıflandırma algoritmalarında, gözü kapalı kanal denkleştirme işlemiyle verici sinyal vektörü $\tilde{s}[k]$ 'nin elde edilmesinin ardından, $\tilde{s}[k]$ 'nin bileşenleri arasındaki DÇİ ve/veya EDÇİ fonksiyonları belirli (α, τ) çiftleri için kestirilmekte, bu (α, τ) değerlerinde döngüsel-durağanlık olup olmaması durumları kodları birbirinden ayırmada birer ayırt edici öznitelik olarak kullanılmaktadır. Başka bir ifadeyle, $\tilde{s}[k]$ 'nin bileşenlerine ilişkin DÇİ ve/veya EDÇİ fonksiyonlarının belirli (α, τ) çiftlerinde sıfırdan farklı olup olmadığı bilgisi kodların ayırt edilebilmesi için birer öznitelik olarak kullanılmaktadır. Belirli (α, τ) çiftlerinde döngüsel-durağanlık olup olmadığının testi için Dandawate ve Giannakis (1994)'te önerilen GLRT'nin ortakça döngüsel-durağanlık tespiti için uyarlanmış bir versiyonu kullanılmaktadır. Bir sabit yanlış alarm oranı (Constant False Alarm Rate, CFAR) testi olan bu yöntemde belirli (α, τ) çiftlerinde DÇİ veya EDÇİ fonksiyonlarının sıfırdan farklı olduğunun tespiti olasılığı, belirli bir yanlış alarm olasılığı P_{FA} için maksimize edilmektedir.

$n_t=2$ için kod sınıflandırma

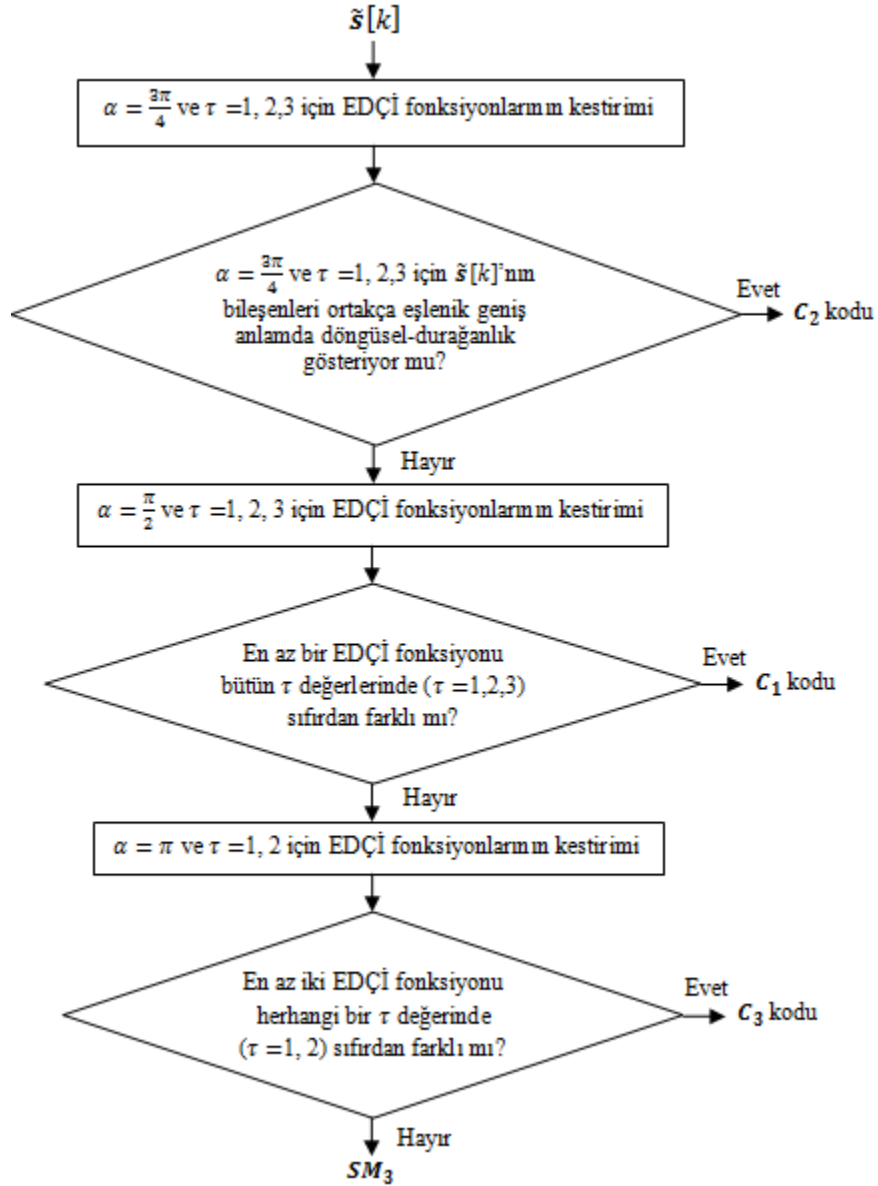
\mathbf{SM}_2 , 2 verici antenli uzaysal çoğullamayı göstermek üzere $n_t=2$ durumunda ele alınan kod kümesi $\Phi_{(c)}^{(1)} = \theta_2 = \{\mathbf{SM}_2, \mathbf{C}_{Alamouti}\}$ şeklindedir, bu nedenle $n_t=2$ durumunda kod sınıflandırma ikili bir hipotez testine indirgenir. Şekil 22'de görüldüğü gibi, Alamouti kodlu sinyal vektörü π temel frekansıyla ortakça eşlenik geniş anlamda döngüsel-durağanlık göstermekte olup, EDÇİ

fonksiyonu bu döngüsel frekansta sadece $\tau = 1$ için sıfırdan farklıdır. Öte yandan bölüm 6.1'de belirtildiği gibi, SM_2 durumunda verici sinyal vektörü hiçbir (α, τ) değerinde ortakça geniş anlamda döngüsel durağanlık sergilememektedir. Dolayısıyla $n_t = 2$ durumunda $\tilde{s}[k]$ 'nin iki bileşeni arasında $(\alpha = \pi, \tau = 1)$ çift için eşlenik döngüsel durağanlık olup olmadığının tespiti kod sınıflandırma için yeterli olmaktadır. Burada dikkat edilmesi gereken nokta, $n_t = 2$ durumunda verici sinyalinin iki bileşeni olduğundan JADE algoritmasındaki permütasyon belirsizliğinin burada bir problem oluşturmamasıdır.

$n_t=3$ için kod sınıflandırma

SM_3 , 3 verici anten için uzaysal çoğullamayı göstermek üzere $n_t = 3$ durumunda ele alınan kod kümesi $\Phi_{(c)}^{(2)} = \theta_3 = \{SM_3, C_1, C_2, C_3\}$ şeklindedir. Dolayısıyla bu durum için uzay-zaman blok kodu sınıflandırma problemi 4'lü bir hipotez testinden oluşmaktadır. $n_t > 2$ durumunun $n_t = 2$ durumundan önemli bir farkı JADE algoritmasındaki BSS algoritmalarına özgü permütasyon belirsizliğinin kod sınıflandırma algoritmasının tasarımında dikkate alınması gerekliliğidir. JADE algoritmasındaki permütasyon belirsizliği sonucu verici sinyal vektörü $s[k]$ 'nin belirli iki bileşeni arasında beklenen DÇİ ve EDÇİ örüntüsü, kestirilen sinyal vektörü $\tilde{s}[k]$ 'nin herhangi iki bileşeni arasında ortaya çıkabilmektedir. Örneğin, Şekil 23.(a)'daki ilinti örüntüsü $s[k]$ 'da 1. ve 3. bileşenler arasındayken, bu örüntüye JADE ile kestirilen sinyal vektörü $\tilde{s}[k]$ 'nin 1. ve 2. bileşenleri arasında rastlanabilir. Bu nedenle $n_t = 3$ için önerilen sınıflandırma algoritmasında $\tilde{s}[k]$ 'nin her üç bileşeni arasındaki EDÇİ fonksiyonları kestirilmekte ve sınıflandırma için olabildiğince bu farklı EDÇİ fonksiyonlarının ortakça sıfırdan farklı olduğu (α, τ) çiftleri seçilmektedir.

$n_t = 3$ için tasarlanan sınıflandırma algoritması Şekil 26'daki karar ağacında özetlenmektedir. C_2 kodu, θ_3 kümesinde $\alpha = 3\pi/4$ döngüsel frekansında eşlenik döngüsel-durağanlık sergileyen tek kod olması sebebiyle diğer kodlardan kolayca ayırt edilmektedir. C_1 ve C_3 kodlarının her ikisinin de $\alpha = \pi/2$ döngüsel frekansıyla eşlenik döngüsel-durağanlık sergilemesine karşın C_1 kodunun üç EDÇİ fonksiyonundan ikisi $\alpha = \pi/2$ döngüsel frekansında bütün $\tau = 1, 2, 3$ değerleri için sıfırdan farklıdır; buna karşın C_3 'e ilişkin EDÇİ fonksiyonları ise bu frekansta sadece tek bir τ değeri için sıfırdan farklı olmaktadır. C_1 ve C_3 kodlarının EDÇİ örüntülerinin bu şekilde farklılık göstermesinden yola çıkılarak bu iki kod birbirinden ayırt edilmektedir. Son olarak, uzaysal çoğullamalı sinyallerin hiçbir koşulda döngüsel-durağanlık sergilememesinden yola çıkılarak $\alpha = \pi$ ve $\tau = 1, 2$ için eşlenik döngüsel-durağanlık testiyle SM_3 ve C_3 ayrımı yapılmaktadır.



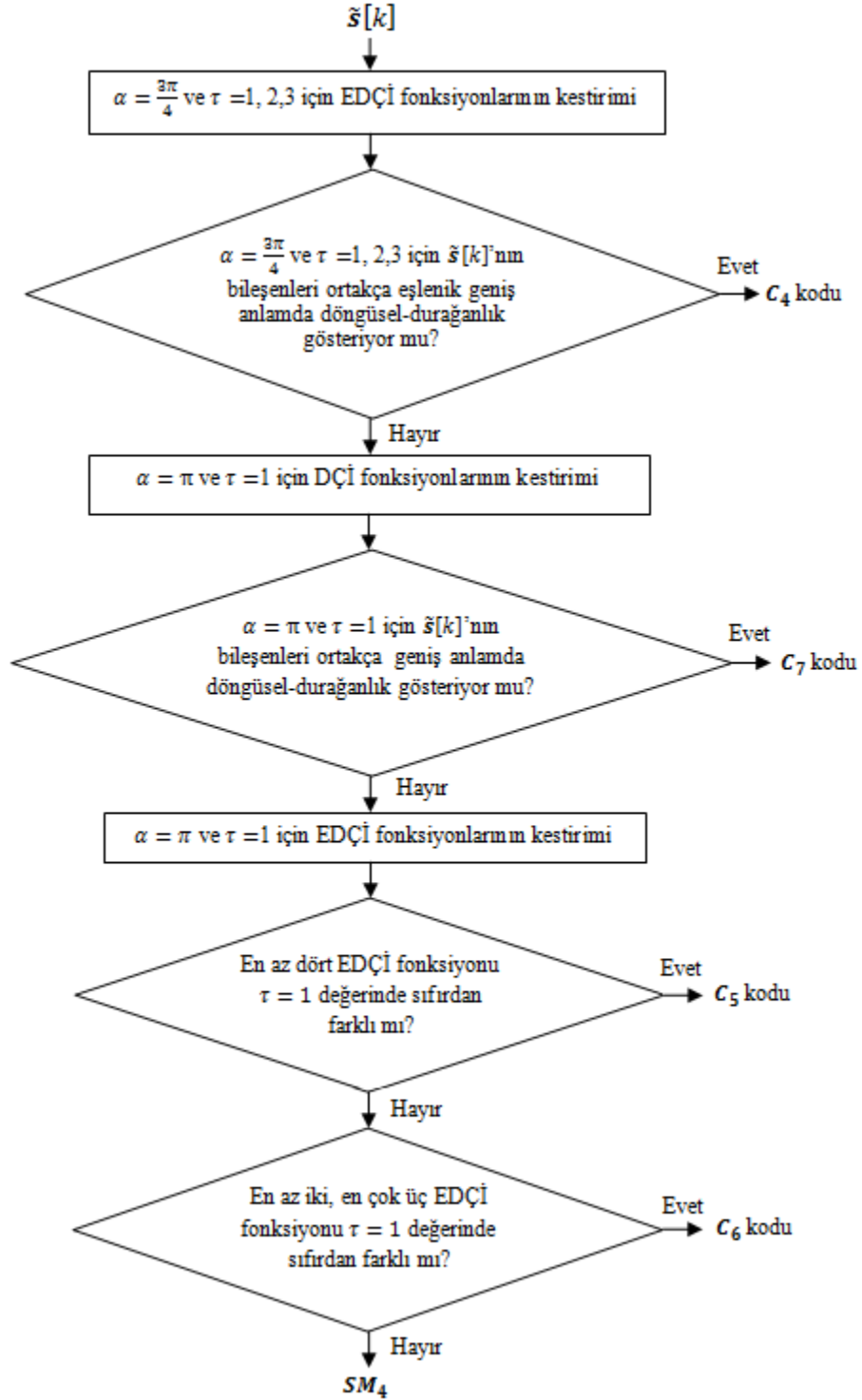
Şekil 26. $n_t = 3$ için kod sınıflandırmada kullanılan karar ağacı.

$n_t=4$ için kod sınıflandırma

SM_4 , 4 verici anten için uzaysal çoğullamayı ifade etmek üzere, $n_t = 4$ durumunda ele alınan kod kümesi $\Phi_{(c)}^{(3)} = \theta_4 = \{SM_4, C_4, C_5, C_6, C_7\}$ şeklindedir. Dolayısıyla bu durumda uzay-zaman blok kodu sınıflandırma problemi 5'li bir hipotez testi şeklinde görülebilir. $n_t = 4$ durumunda

$n_t = 2$ ve $n_t = 3$ durumlarından farklı olarak kod sınıflandırma için $\tilde{s}[k]$ 'nin bileşenleri arasındaki EDÇİ fonksiyonlarının yanı sıra DÇİ fonksiyonları da kullanılmaktadır.

$n_t = 4$ için tasarlanan kod sınıflandırma algoritması Şekil 27'de özetlenmektedir. Burada C_4, θ_4 kümesinde $\alpha = 3\pi/4$ döngüsel frekansıyla eşlenik döngüsel-durağanlık gösteren tek kod olması sebebiyle için diğer kodlardan ayırt edilmektedir. Benzer şekilde C_7 , kalan kodlar arasında $\alpha = \pi$ döngüsel frekansında sıfırdan farklı DÇİ örüntüsü sergileyen tek kod olduğu için C_5, C_6 ve SM_4 'den ayrılmaktadır. C_5 ve C_6 kodlarının her ikisinin de $\alpha = \pi$ döngüsel frekansında eşlenik döngüsel durağanlık sergilemesine karşın, C_5 koduna ilişkin altı adet EDÇİ fonksiyonundan dört tanesi, C_6 kodu içinse iki tanesi $\alpha = \pi$ frekansında $\tau = 1$ değerinde sıfırdan farklıdır. Bununla birlikte uzaysal çoğullamalı sinyallerin bütün α ve τ değerlerinde olduğu gibi $\alpha = \pi$ ve $\tau = 1$ değerinde de döngüsel-durağanlık sergilemesi mümkün olmadığından; $\alpha = \pi$ ve $\tau = 1$ için eşlenik döngüsel-durağanlık testiyle SM_4, C_5 ve C_6 kodlarının birbirinden ayırt edilmesi mümkün olmaktadır.



Şekil 27. $n_t = 4$ için kod sınıflandırmada kullanılan karar ağacı.

6.4. Anten Sayısının Bilindiği Durumda Önerilen Kod Tanıma Algoritmalarına İlişkin Benzetim Sonuçları

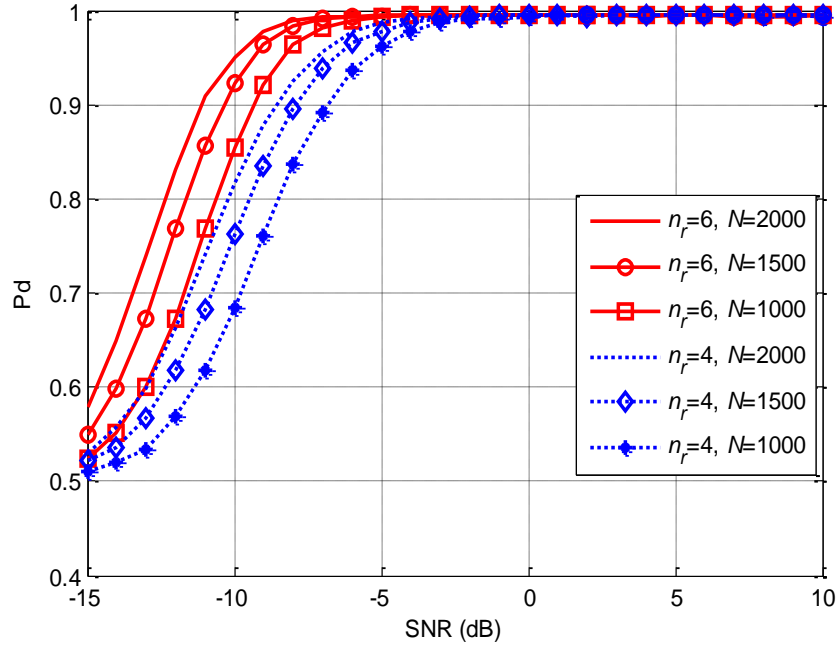
Bu bölümde, $n_t = 2, 3$ ve 4 için tasarlanan kod sınıflandırma algoritmalarının performansları benzetim sonuçları yardımıyla değerlendirilmektedir. Yapılan benzetimlerde verici sinyallerinin QPSK modülasyonu kullanılmış, MIMO kanalı ilintisiz ($\rho=0$), düz ve blok sönmülemeli olarak modellenmiştir. Sınıflandırma için $N=1000, 1500$ ve 2000 adet sembol vektöründen oluşan sinyal blokları kullanılmıştır. Sınıflandırma performansının değerlendirilmesinde kullanılan kriter ortalama doğru sınıflandırma olasılığı P_d olup,

$$P_d = \frac{1}{Q} \sum_{j=1}^Q P(\mathcal{H}_j | \mathcal{H}_j) \quad (6.5)$$

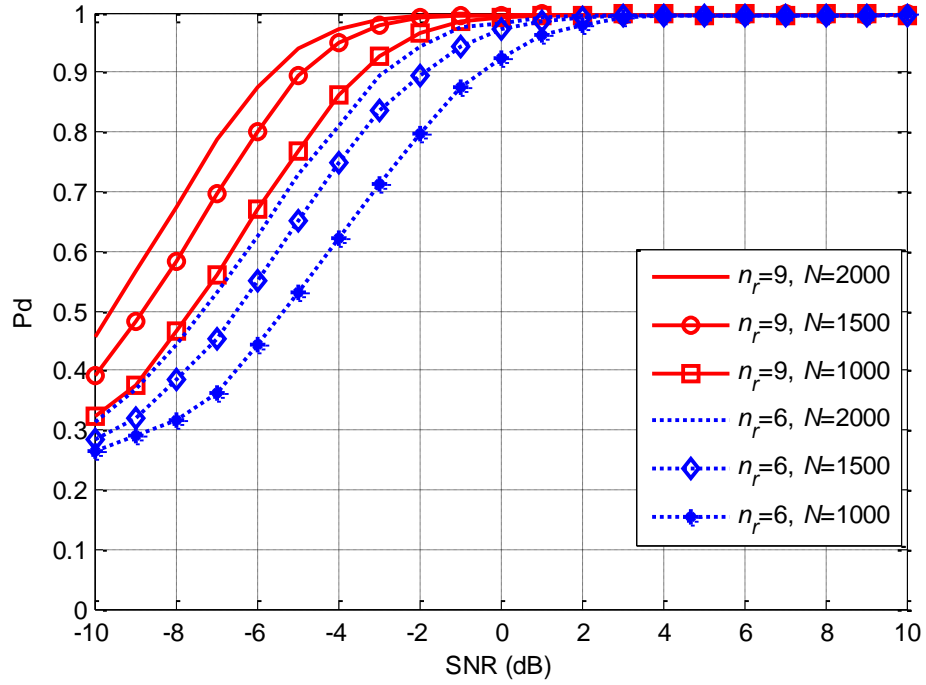
şeklinde gösterilebilir. Burada Q olası uzay-zaman blok kodu kümesi $\Phi_{(c)}$ 'nin eleman sayısını, \mathcal{H}_j $\Phi_{(c)}$ 'nin her bir elemanına karşı gelen hipotezi, $P(\mathcal{H}_j | \mathcal{H}_j)$ ise j 'inci hipotezin doğru sınıflandırma olasılığını ifade etmektedir. Yapılan benzetimlerde her bir hipotez için 1000 Monte Carlo iterasyonu yapılmış ve GLRT için yanlış alarm olasılığı $P_{FA} = 0.01$ olarak seçilmiştir.

Şekil 28'de $n_t = 2$ durumunda $\Phi_{(c)}^{(1)} = \theta_2 = \{\mathbf{SM}_2, \mathbf{C}_{Alamouti}\}$ kümesi için sınıflandırma performansı farklı SNR değerlerinde alıcı anten sayısının iki farklı değeri ($n_r = 4$ ve 6) ve blok uzunluğunun üç farklı değeri ($N=1000, 1500$ ve 2000) için verilmiştir. Performans eğrilerinden görüldüğü üzere algoritma, kullanılan döngüsel-durağan istatistiklerin gürültüye karşı gürbüzlüğünden ötürü düşük SNR değerlerinde bile alıcı anten sayısının her iki değeri için yüksek bir sınıflandırma performansı gösterebilmektedir.

$n_t = 3$ durumunda $\Phi_{(c)}^{(2)} = \theta_3 = \{\mathbf{SM}_3, \mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \mathbf{C}_3\}$ kümesi için Şekil 26'da önerilen kod sınıflandırma algoritmasının kullanılmasıyla elde edilen benzetim sonuçları ise Şekil 29'da gösterilmiştir. Bu 4'lü hipotez testinde 6 alıcı antenle 0 dB SNR için, 9 alıcı antenle ise -2 dB SNR için 1'e yakın P_d değerlerine erişilebildiği görülmektedir.

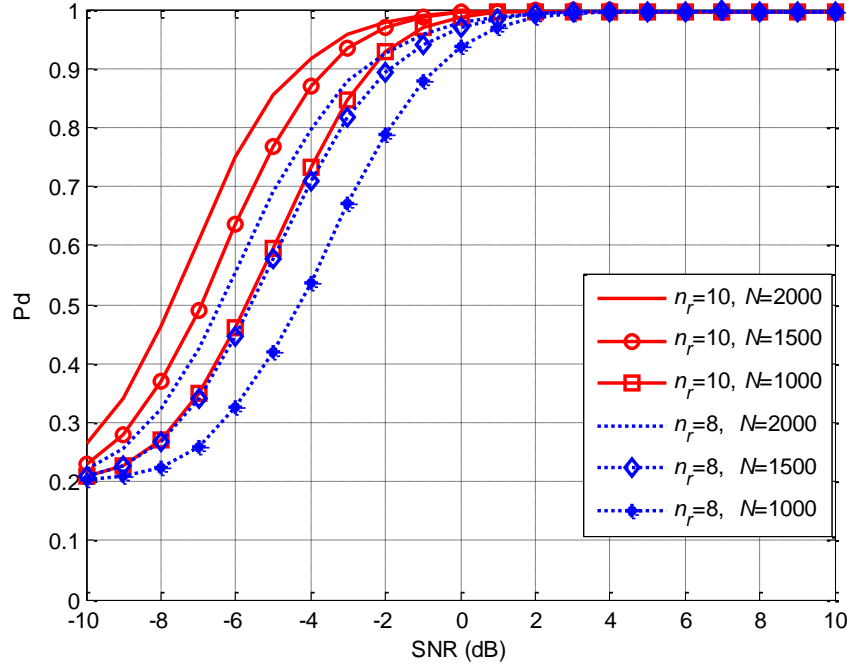


Şekil 28. $n_t = 2$ durumunda $\Phi_{(c)}^{(1)}$ için sınıflandırma performansı ($Q = 2; n_r = 4, 6; N = 1000, 1500, 2000$).



Şekil 29. $n_t = 3$ durumunda $\Phi_{(c)}^{(2)}$ için sınıflandırma performansı ($Q = 4; n_r = 6, 9; N = 1000, 1500, 2000$).

Şekil 30'da $n_t = 4$ durumunda $\Phi_{(c)}^{(3)} = \theta_4 = \{SM_4, C_4, C_5, C_6, C_7\}$ kümesi için Şekil 25'te önerilen sınıflandırma algoritmasının kullanılmasıyla elde edilen benzetim sonuçları gösterilmiştir.



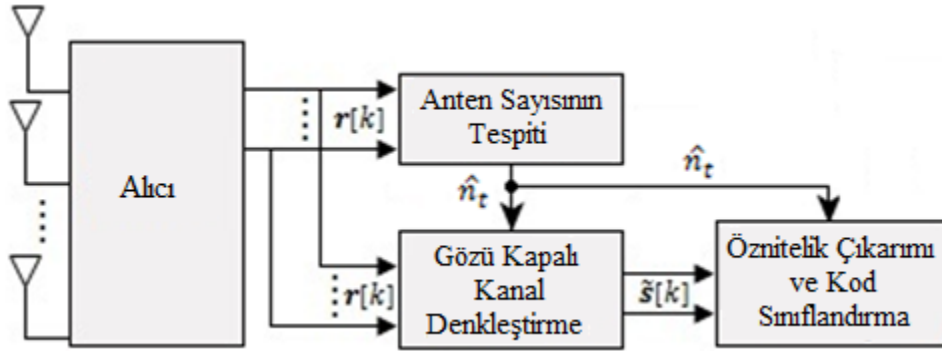
Şekil 30. $n_t = 4$ durumunda $\Phi_{(c)}^{(3)}$ için sınıflandırma performansı ($Q = 5; n_r = 8, 10; N = 1000, 1500, 2000$).

Şekil 28, 29 ve 30'da verilen benzetim sonuçlarında belirtildiği gibi, sınıflandırma algoritmalarındaki kanal denkleştirme işleminin alıcı anten sayısı n_r 'a karşı duyarlı olması nedeniyle, sınıflandırma performansları da n_r 'a büyük ölçüde bağlı olmaktadır. Bununla birlikte beklendiği üzere sembol uzunluğu N arttıkça sınıflandırma performansı da yükselmektedir.

6.5. Ortakça Anten Sayısı ve UZBK sınıflandırma

Verici anten sayısının bilinmesi pratikte mümkün olmadığından, öznelilik kestirimi ve sınıflandırma işleminden önce anten sayısının gözü kapalı ve işbiriksiz şekilde kestirilmesi gerekmektedir. Dolayısıyla bu bölümde, MIMO sistemlerde anten sayısı tespiti ile uzay-zaman blok kodu sınıflandırma işleminin birlikte yapıldığı bir ortakça anten sayısı-uzay-zaman blok kodu sınıflandırma algoritması önerilmektedir. Pratikte gerçekçi, işbiriksiz senaryolarda kullanılmak üzere önerilen bu algoritmaya ilişkin blok diyagramı Şekil 31'de gösterilmektedir.

Buna göre, öncelikle alınan sinyal $r[k]$ 'dan verici anten sayısının kestirimi \hat{n}_t elde edilmekte, ardından bu bilgi kullanılarak, $r[k]$ 'dan gözü kapalı kanal denkleştirme işlemiyle verici sinyalinin kestirilmiş gürültülü versiyonu $\tilde{s}[k]$ elde edilmektedir. Son olarak, $\tilde{s}[k]$ ve verici anten sayısı kestirimi \hat{n}_t kullanılarak kod sınıflandırma için ayırt edici nitelikler kestirilerek sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmektedir.



Şekil 31. Önerilen ortakça anten sayısı-uzay-zaman blok kodu sınıflandırma algoritmasına ilişkin blok diyagramı.

Tespit edilen verici anten sayısı, gözü kapalı kanal denkleştirilmesinin gerçekleştirilmesini mümkün kılmamanın dışında, kod sınıflandırmada farklı kod alt kümelerinin birbirinden ayrılması için bir öznitelik olarak kullanılabilir. Her uzay-zaman blok kodu belirli bir verici anten sayısı için tasarlandığından, anten sayısının tespiti klasifikatörde ayırt edilecek kodların sadece tespit edilen anten sayısı için tasarlanmış kodların kümesine indirgenmesini sağlamakta, ve böylece sınıflandırma problemini kolaylaştırmaktadır. Dolayısıyla tespit edilen anten sayısına göre yukarıda $n_t=2,3$ ve 4 için bölüm 6.3.2'de verilen sınıflandırma algoritmalarından uygun olanı kullanılmaktadır.

6.6. Anten Sayısı Tespiti

Aynı ortamda yayın yapan sinyal kaynaklarının sayısının tespiti uzun yıllardır üzerinde çalışılan bir araştırma konusudur. Bu bağlamda literatürde en yaygın kullanılan yöntemlerden biri bilgi kuramı bazlı bir yöntem olan MDL yöntemidir (Wax ve Kailath, 1985). MDL yönteminde kaynak sayısı tespit problemi bir model seçimi problemi olarak ele alınmaktadır; buna göre olası model ailesinden veriye en uygun modelin seçimi yapılır. Anten sayısı tespiti için MDL yöntemi eşitlik (6.6)'daki gibi ifade edilebilir.

$$\hat{n}_t = \arg \min_{k=1,2,\dots} \left(-\Lambda(\mathbf{R}|\hat{\mathbf{H}}_k, \hat{\sigma}_k^2) + 0.5(2kn_r + 1) \log(N) \right) \quad (6.6)$$

Burada $\Lambda(\cdot)$ alınan sinyale ilişkin logaritmik olabilirlik fonksiyonunu, $\hat{\mathbf{H}}_k$ ve $\hat{\sigma}_k^2$ sırasıyla k . hipotez için kanal matrisi ve gürültü varyansının en büyük olabilirlikli kestirimini, N ise gözlem uzunluğunu ifade etmektedir. MIMO sinyal modelinde, gönderilen sinyaller ayrık bir alfabeyle sayısal modülasyona uğramış ve uzay-zaman blok kodlanmış sinyallerdir. Bu durumda eşitlik (6.6)'da verilmiş olan MDL kriterinin minimize edilebilmesi için kod bloğu zamanlaması (yani her kodlanmış bloğun başlangıç ve bitiş anı), kullanılan modülasyon tipi ve kullanılan uzay-zaman blok kodu gibi ön bilgilere ihtiyaç vardır. Bu husus, gelen sinyalin gerçek olabilirlik fonksiyonunun kullanıldığı MDL kriterinin uzay-zaman blok kodlanmış MIMO sinyaller için anten sayısı tespitinde pratikte kullanılmasını zorlaştırmaktadır.

Gönderilen sinyal vektörü $\mathbf{s}[k]$ 'nin kompleks Gauss dağılımına sahip olduğu durumda ise MDL kriteri basit bir kapalı forma indirildiği bilinmektedir. Gauss dağılımlı sinyaller için MDL kriteri aşağıdaki gibi verilebilir (Wax ve Kailath 1985)

$$\hat{n}_t = \arg \min_{k=1,2,\dots,n_r-1} -\log \left(\frac{\prod_{i=k+1}^{n_r} l_i^{\frac{1}{(n_r-k)}}}{\frac{1}{(n_r-k)} \sum_{i=k+1}^{n_r} l_i} \right)^{(n_r-k)N} + \frac{1}{2}k(2n_r - k) \log N \quad (6.7)$$

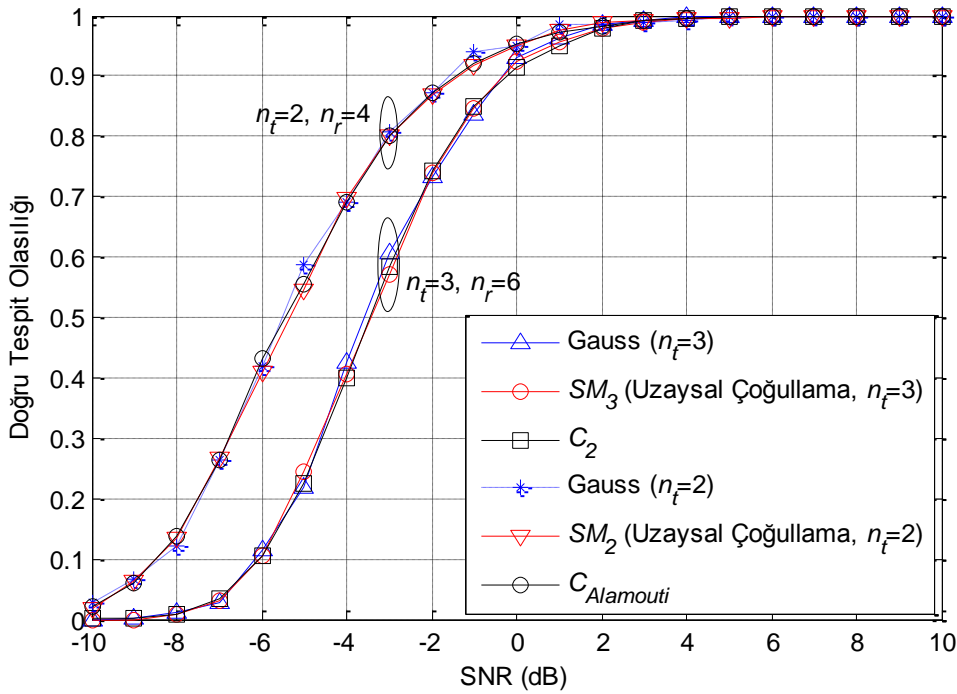
(6.7)'de ifade edilen ve GMDL (Gaussian MDL) adı verilen anten sayısı tespit algoritmasında $l_1 > l_2 > \dots > l_{n_r}$ alınan sinyalin kestirilmiş ilinti matrisi $\hat{\Sigma}_r$ 'nin sıralanmış özdeğerlerini ifade etmektedir. $\mathbf{r}[k]$ sinyalinin kestirilmiş ilinti matrisi eşitlik (6.8)'deki gibi ifade edilebilir.

$$\hat{\Sigma}_r = \sum_{k=0}^{N-1} \mathbf{r}[k]\mathbf{r}[k]^\dagger \quad (6.8)$$

Burada \dagger işareti sinyalin eşlenik transpozunu belirtmektedir. Denklem (6.7) ve (6.8)'de GMDL'nin alınan sinyalin sadece ikinci dereceden istatistiklerine bağlı olduğu ve hemen hiç bir ön bilgi gerektirmediği görülmektedir.

Fishler vd.(2002)'de GMDL yönteminin verici sinyallerinin dağılımına karşı çok duyarlı olmadığı, bu sebeple bu yöntemin, Gauss dağılımında olmayan sinyaller için gerçek MDL kriterinin kullanılmasının çeşitli sebeplerden dolayı mümkün olmadığı durumlarda kaynak sayısı tespitinde kullanılabileceği gösterilmiştir. Bu değerlendirmeler ışığında, bu çalışmada uzay-zaman blok kodlanmış MIMO sinyalleri için anten sayısı tespitinde gerçek MDL yerine eşitlik (6.7) ve (6.8)'de verilmiş GMDL kriterinin kullanılması önerilmektedir.

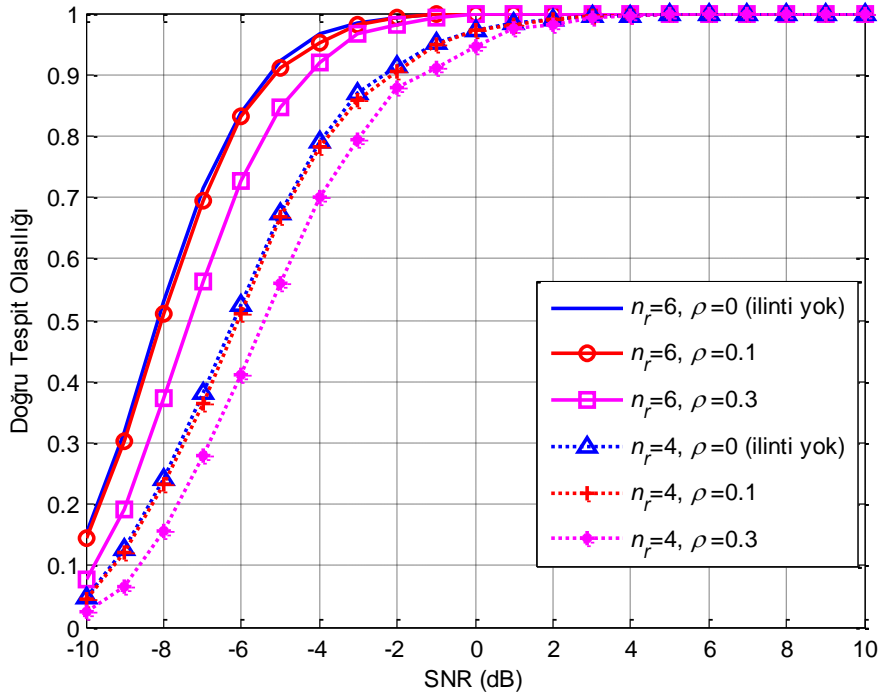
Şekil 32'de çeşitli uzay-zaman blok kodlarıyla kodlanmış QPSK modülasyonlu MIMO sinyalleri için verici anten sayısının GMDL yöntemiyle yüksek performansla tespit edilebildiği benzetim sonuçlarıyla gösterilmektedir. Yapılan benzetimlerde kanalın ilintisiz ($\rho = 0$), düz ve blok sönmülemeli olduğu varsayılmış, gözlem uzunluğu $N=1000$ sembol olarak alınmıştır. Şekil 32'de $n_t = 2$ durumunda 4 alıcı anten ($n_r = 4$) için uzaysal çoğullamalı ve Alamouti kodlamalı sinyallerle elde edilen tespit performansları Gauss sinyalleriyle elde edilen performansla karşılaştırıldığında, Gauss sinyallerine göre çok küçük bir performans düşüşü olduğu görülmektedir. Benzer şekilde $n_t = 3$ ve $n_r = 6$ için uzaysal çoğullamalı ve C_2 kodlamalı sinyallerde elde edilen performansların Gauss sinyalleriyle elde edilen tespit performansıyla neredeyse aynı olduğu performans eğrilerinden görülmektedir.



Şekil 32. Gauss ve Gauss olmayan sinyaller için GMDL ile anten sayısı tespiti.

Anten sayısı tespiti kapsamında Gauss dağılımında olmayan verici sinyalleri için GMDL yönteminin uygulanabilirliğinin incelenmesinin ardından, verici ve alıcıdaki antenler arasında ilinti olması durumunda GMDL yönteminin performansı incelenmiştir. Şekil 33'de $n_t = 2$ durumunda alıcı anten sayısının iki farklı değeri $n_r = 4$ ve 6 ile ilinti katsayısının üç farklı değeri $\rho = 0$ (ilinti yok), 0.1 ve 0.3 için QPSK modülasyonlu Alamouti kodlanmış sinyallere ilişkin GMDL yönteminin anten sayısı tespit performansları gösterilmiştir. Burada gözlem uzunluğu $N=1500$ sembol olarak alınmıştır. Şekil 33' teki performans eğrilerinden görüldüğü üzere, tespit performansı alıcı anten sayısı n_r 'nin artmasıyla artmakta, buna karşın ilinti katsayısı ρ 'nun artmasıyla azalmaktadır.

Benzetim sonuçlarından da görüldüğü gibi, GMDL yöntemi Gauss dağılımlı olmayan sinyaller için verici ve alıcıdaki antenler arası ilinti olduğu ve olmadığı durumlarda yüksek performans göstermektedir. Bu nedenle ortakça anten sayısı-uzay-zaman blok kodu sınıflandırma algoritmasında verici anten sayısı GMDL yöntemi kullanılarak tespit edilmektedir.



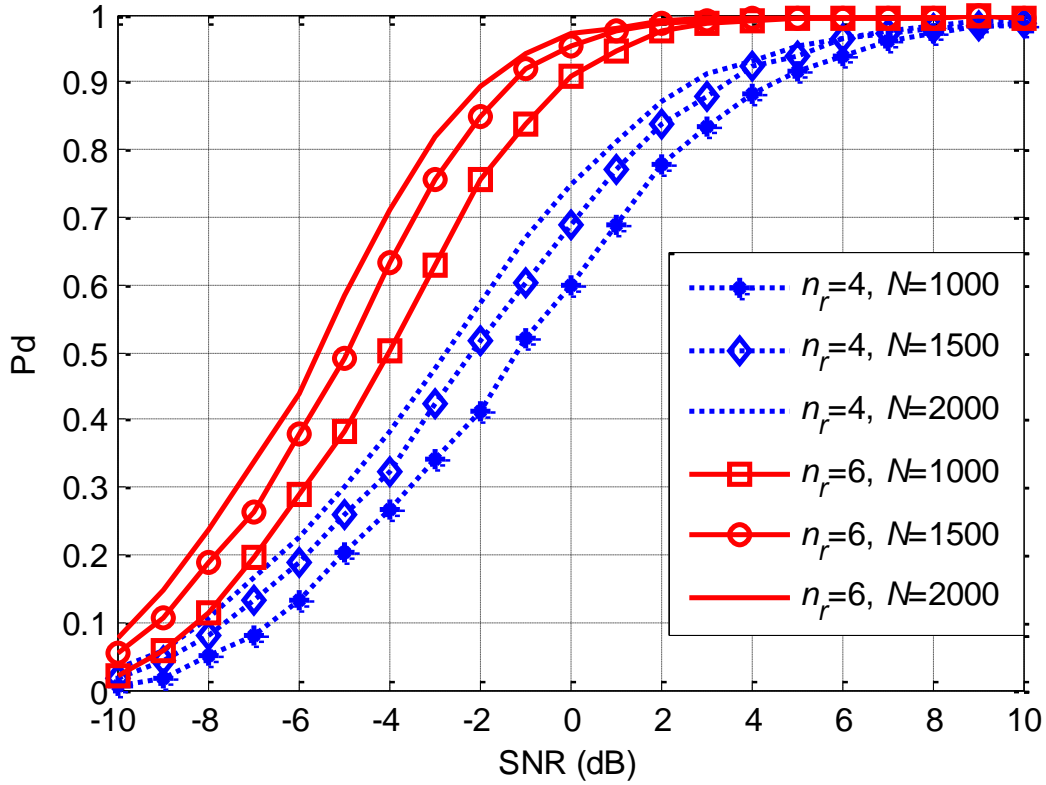
Şekil 33. Alamouti kodlanmış sinyaller için ilintili kanal modelinde GMDL yöntemiyle anten sayısı tespiti.

Önerilen ortakça anten sayısı-uzay-zaman blok kodu sınıflandırma algoritmasında GMDL ile verici anten sayısının tespitinin ardından, JADE algoritmasıyla gözü kapalı kanal denkleştirme işlemi yapılarak verici sinyal vektörü kestirimi $\hat{s}[k]$ elde edilmekte ve son olarak kestirilen anten sayısı değeri \hat{n}_t 'e göre bölüm 6.3.2'de $n_t = 2, 3$ ve 4 için önerilen sınıflandırma algoritmalarından uygun olanı kullanılarak, $s[k]$ 'da kullanılan uzay-zaman blok kodunun hangi kod olduğunun tespiti yapılmaktadır. Ortakça anten sayısı-uzay-zaman blok kodu algoritmasının anten sayısının bilindiği durumda kullanılan kod sınıflandırma algoritmalarından farkı, gözü kapalı kanal denkleştirme işleminden önce anten sayısı tespiti yapılması, kanal denkleştirme işleminde anten sayısının kendisinin yerine kestirimi \hat{n}_t 'nin kullanılmasıdır.

6.7. Ortakça Anten Sayısı-Uzay-Zaman Blok Kodu Sınıflandırma Algoritmasına İlişkin Benzetim Sonuçları

Bu bölümde, önerilen ortakça anten sayısı-uzay-zaman blok kodu sınıflandırma algoritmasının performansı benzetim sonuçları yardımıyla değerlendirilmektedir. Yapılan benzetimlerde, önceki benzetimlerde olduğu gibi verici sinyallerinin QPSK modülasyonu kullandığı varsayılmış, MIMO kanalı düz ve blok sönmülemeli olarak modellenmiştir. Sınıflandırma için $N=1000, 1500$ ve 2000 adet sembol vektöründen oluşan sinyal blokları kullanılmıştır. Sınıflandırma performansının değerlendirilmesinde ise Eşitlik (6.5)'de verilen ortalama doğru sınıflandırma olasılığı kriteri, P_d kullanılmıştır.

Ortakça anten sayısı-uzay-zaman blok kodu sınıflandırma algoritmasına ilişkin yapılan benzetimlerde iki farklı kod kümesi ele alınmıştır. Bunlardan ilki, $n_t = 2$ ve 3 için tasarlanan kodları içeren 6 elemanlı $\Phi_{(c)}^{(4)}$ kümesidir $\left(\Phi_{(c)}^{(4)} = \theta_2 \cup \theta_3 = \{\mathbf{SM}_2, \mathbf{C}_{Alamouti}, \mathbf{SM}_3, \mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \mathbf{C}_3\}\right)$, ikincisi ise $n_t = 2, 3$ ve 4 için tasarlanan kodları içeren 11 elemanlı $\Phi_{(c)}^{(5)}$ kümesidir $\left(\Phi_{(c)}^{(5)} = \theta_2 \cup \theta_3 \cup \theta_4 = \{\mathbf{SM}_2, \mathbf{C}_{Alamouti}, \mathbf{SM}_3, \mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \mathbf{C}_3, \mathbf{SM}_4, \mathbf{C}_4, \mathbf{C}_5, \mathbf{C}_6, \mathbf{C}_7\}\right)$. Burada her bir hipotez için 1000 Monte Carlo iterasyonu yapılmış ve GLRT için yanlış alarm olasılığı $P_{FA} = 0.01$ olarak seçilmiştir. Şekil 34'te $\Phi_{(c)}^{(4)}$ kümesi için sınıflandırma performansı ilintisiz kanal modelinde ($\rho = 0$), alıcı anten sayısının iki farklı değeri ($n_r = 4$ ve 6) için verilmiştir

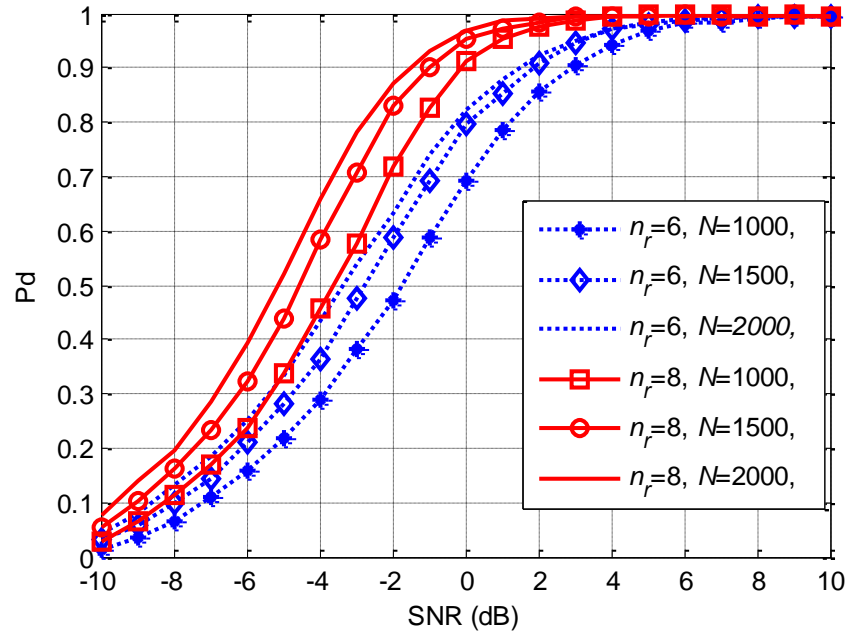


Şekil 34. Ortakça sınıflandırma algoritmasının $\Phi_{(c)}^{(4)}$ için performansı ($Q = 6$; $n_r = 4, 6$; $N=1000, 1500, 2000$).

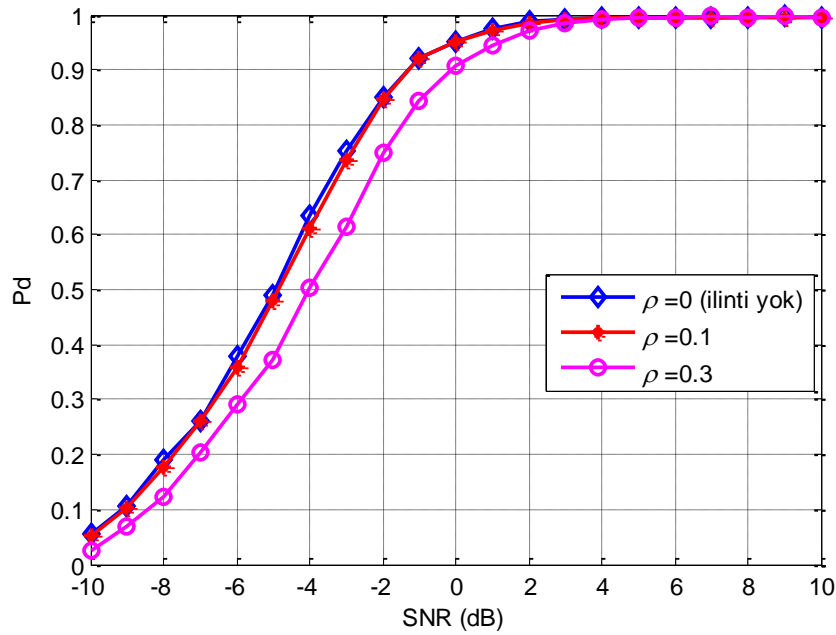
Benzetim sonuçlarından görüldüğü üzere alıcı anten sayısı n_r 'in 4'ten 6'ya çıkarılması sınıflandırma performansında $P_d = 0.9$ 'da her üç N değeri için de 5 dB'ye yakın artışa neden olmaktadır. Bununla birlikte, sınıflandırmada kullanılan sembol sayısı N 'in de sınıflandırmada artışa neden olduğu görülmektedir; örneğin $n_r = 6$ için N 'in 1000'den 1500'e çıkarılması $P_d = 0.9$ 'da yaklaşık 1 dB'den fazla artışı beraberinde getirmektedir.

Şekil 35'te $n_r = 6$ ve 8 durumlarında $\Phi_{(c)}^{(5)}$ kümesi için sınıflandırma performansı gösterilmiştir. Bu 11'li hipotez testinde, $n_r = 6$ durumunda 4 dB'de, $n_r = 8$ durumunda ise 0 dB değerinde 1'e yakın P_d değerlerine ulaşıldığı performans eğrilerinden görülmektedir.

Şekil 36'da ise ilintili kanal modelinde $\Phi_{(c)}^{(4)}$ kümesi için $n_r = 6$ ve $N=1500$ durumunda sınıflandırma performansı ilinti katsayısının üç farklı durumu $\rho = 0$ (ilinti yok), 0.1 ve 0.3 için verilmiştir.



Şekil 35. Ortakça sınıflandırma algoritmasının $\Phi_{(c)}^{(5)}$ için performansı ($Q = 11; n_r = 6, 8; N = 1000, 1500, 2000$).



Şekil 36. İliintili kanal modelinde $\Phi_{(c)}^{(4)}$ için performans ($Q = 6; n_r = 6; N = 1500; \rho = 0, 0.1, 0.3$)

Şekil 36'te görüldüğü üzere kanal ilinti katsayısı ρ 'daki artış her ne kadar sınıflandırma algoritmasının performansında bir miktar düşüğe yol açsa da, algoritmanın kanaldaki ilintilere karşı gürbüzlüğünden dolayı bu düşüş sınırlı kalmaktadır.

Benzetim sonuçlarından görüldüğü gibi, önerilen ortakça anten sayısı-uzay-zaman blok kodu sınıflandırma algoritması, kullanılan döngüsel-durağan istatistiklerin gürültüye karşı gürbüzlüğünden ötürü düşük SNR değerleri için bile yüksek doğruluk oranlarıyla sınıflandırma başarımı gösterebilmektedir. Sınıflandırma algoritmasındaki anten sayısı tespiti ve kanal denkleştirme işlemlerinin alıcı anten sayısı n_r 'a karşı duyarlı olması nedeniyle, sınıflandırma performansı da n_r 'a büyük ölçüde bağlı olmakta, bunun yanında blok uzunluğu N 'in artması da performansı yüksetmektedir. Kod sınıflandırma için önerilen yaklaşımların literatürdeki uzay-zaman blok kodu sınıflandırma algoritmalarına göre çok daha geniş kod kümelerinin sınıflandırmasında kullanılabilir olması ve eşit uzunluklu kodları birbirinden ayırt edebilmesi, bu yaklaşımları benzerleri arasında öne çıkarmaktadır.

7. ORTAKÇA ANTEN SAYISI VE MODÜLASYON TİPİ KLASİFİKASYONU

Bölüm 6'da kaynak sayısı tespiti için literatürde en yaygın kullanılan yöntemlerden birinin bilgi kuramı bazlı bir yöntem olan MDL yöntemi olduğu belirtilmişti.. MDL yönteminde kaynak sayısı tespit problemi bir model seçimi problemi olarak ele alınmaktadır; buna göre olası model ailesinden veriye en uygun modelin seçimi yapılır. Anten sayısı tespiti için MDL yöntemi eşitlik (7.1)'daki gibi ifade edilmektedir.

$$\hat{n}_t = \arg \min_{k=1,2,\dots} \left(-\Lambda(\mathbf{R} | \hat{\mathbf{H}}_k, \hat{\sigma}_k^2) + 0.5(2kn_r + 1) \log(N) \right) \quad (7.1)$$

Burada $\Lambda(\cdot)$ alınan sinyale ilişkin logaritmik olabilirlik fonksiyonunu, $\hat{\mathbf{H}}_k$ ve $\hat{\sigma}_k^2$ sırasıyla k . hipotez için kanal matrisi ve gürültü varyansının en büyük olabilirlikli kestirimini, N ise gözlem uzunluğunu ifade etmektedir. (detaylar için bkz.Wax ve Kailath, 1985).

Sayısal modülasyona sahip sinyaller için Fishler vd. (2005)'te MDL fonksiyonunun gerçek değeri verilmiştir. Burada (7.1)'deki MDL fonksiyonunun ilk terimi bu raporun 4'üncü bölümünde denklem (4.31)'de verilmiş ortalama olabilirlik fonksiyonunun aynısıdır. Dolayısıyla bu anten sayısı tespit yöntemi bölüm 6'da önerdiğimiz öznitelik bazlı modülasyon tipinden bağımsız kod klasifikasyonu yönteminde kullanılmak için uygun değildir. Bu yüzden bölüm 6'da gerçek MDL fonksiyonu yerine sinyalin Gauss dağılımında olduğu varsayılarak türetilmiş GMDL metodu kullanılmıştır.

Bununla beraber Modülasyon tipinin bilinmediği gerçekçi senaryolar için MDL fonksiyonunu olası bütün modülasyon tipleri ve anten sayıları üzerinden maksimize etmek mümkündür. Böylelikle bir anten sayısı ve modülasyon tipi aynı anda ve ortakça tespit edilebilir. Bu bölümde uzaysal çoğullamalı sinyaller için MDL prensibini temel alan ortakça bir anten sayısı tespiti ve modülasyon tipi tanıma algoritması öneriyoruz. Önerdiğimiz algoritma aşağıdaki gibi özetlenebilir:

$$(\hat{n}_t, \hat{M}) = \arg \min_{n \in \{1,2,\dots,n_{max}\}, \mathcal{M}_q \in \Phi(m)} \left(-\Lambda(\mathbf{R} | \mathcal{M}_q, \hat{\mathbf{H}}_{(n, \mathcal{M}_q)}, \hat{\sigma}_{(n,q)}^2) + 0.5(2nn_r + 1) \log(N) \right) \quad (7.2)$$

Burada \hat{n}_t ve \hat{M} sırasıyla karar verilen anten sayısı ve modülasyon tipini, $\Lambda(\cdot)$ alınan sinyalin logaritmik ortalama olabilirlik fonksiyonunu, $\mathbf{R} = [r[0], r[1], \dots, r[N-1]]$ N uzunluğundaki bir gözlem süresince alınan sinyal örneklerinden oluşan sinyal matrisini, $\hat{\mathbf{H}}_{(n, \mathcal{M}_q)}$ verici anten sayısının n 'inci, modülasyon tipinin q 'inci hipotezi için kanal matrisi kestirimini, $\hat{\sigma}_{(n,q)}^2$ verici

anten sayısının n 'inci hipotezi altında gürültü varyansının kestirimini, n_r ise alıcı anten sayısını ifade belirtmektedir. Uzaysal çoğullamalı (SM) sinyaller için logaritmik olabilirlik fonksiyonu $\Lambda(\cdot)$ denklem (4.31)'de verilmiştir.

MDL fonksiyonunun hesaplanması gürültü varyansının ve kanal matrisinin maksimum olabilirlik (maksimum likelihood, ML) kestirimlerinin hesaplamasını gerektirmektedir. Her ne kadar bu kestirimlerin hesabı beklenti maksimizasyonu (Expectation Maximization, EM) gibi iteratif algoritmalarla hesaplanması mümkün ise de (bkz. bölüm 4'te önerdiğimiz EM-HLRT algoritması), bu hesaplamalar olası her anten sayısı değeri ve modülasyon tipi çifti için ayrı ayrı yapılması gerektiğinden çok yüksek bir hesaplama gücüne ihtiyaç duyacaktır. Dolayısıyla önerdiğimiz algoritmada ML kestirimi yerine kanal matrisinin kestirimi için bölüm 4'te ve 5'te de kullandığımız HOS bazlı bir kanal ön kestirimi ve faz düzeltmeye dayalı iki adımdan oluşan kanal kestirim algoritmasını, ve gürültü varyansının kestirimi için ise yine bölüm 4 ve 5'te bu gözü kapalı kestirilen kanal matrisi ile gürültü varyansının ggözü kapalı bir kestirimini oluşturan gürültü varyansı kestirimi algoritmasını kullanıyoruz. Bu algoritmaların detayları ilgili bölümlerde verildiği için burada tekrar yer vermiyoruz.

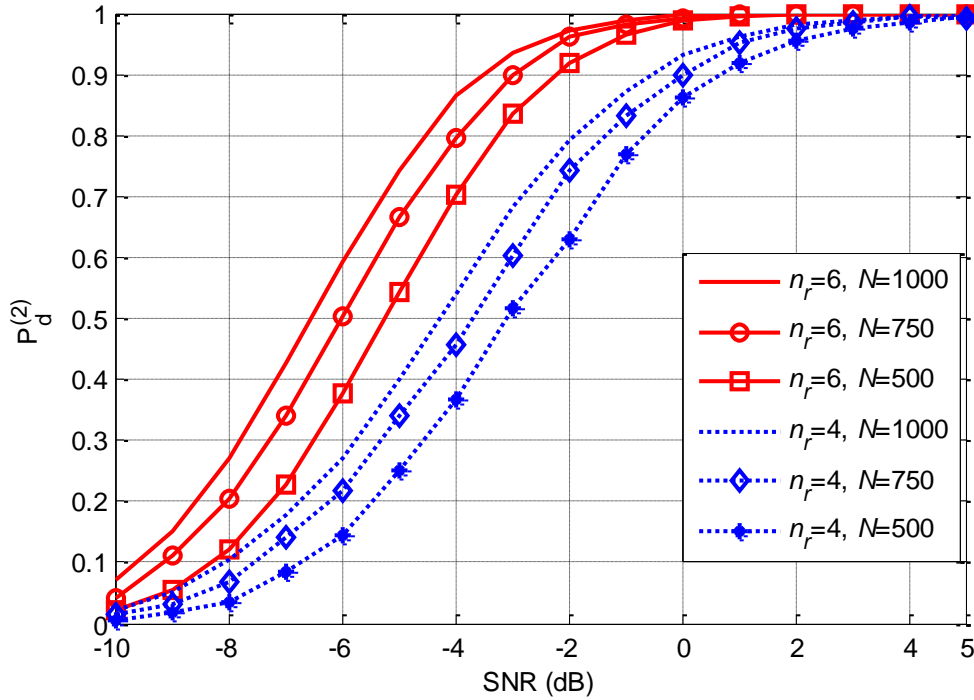
7.1. Benzetim Sonuçları

Bu bölümde, önerilen ortakça anten sayısı-modülasyon tipi sınıflandırma algoritmasının performansı benzetimler yoluyla değerlendirilmektedir. Yapılan benzetimlerde MIMO kanalı ilintisiz ($\rho = 0$), düz ve blok sönmülemeli olarak modellenmiş, sınıflandırma için $N=500, 750$ ve 1000 adet sembol vektöründen oluşan sinyal blokları kullanılmıştır. Birim güce sahip sinyaller kullanıldığı için $\text{SNR} = n_t/\sigma^2$ olarak tanımlanmış ve her SNR değeri için 1000 Monte Carlo iterasyonu yapılmıştır. Sınıflandırma performansının değerlendirilmesinde kullanılan kriter verici anten sayısı (n_t) için ortalama ortakça doğru sınıflandırma olasılığı $P_d^{(n_t)}$ olup,

$$P_d^{(n_t)} = \frac{1}{K} \sum_{j=0}^K P(\mathcal{H}_{n_t, j} | \mathcal{H}_{n_t, j}) \quad (4.11)$$

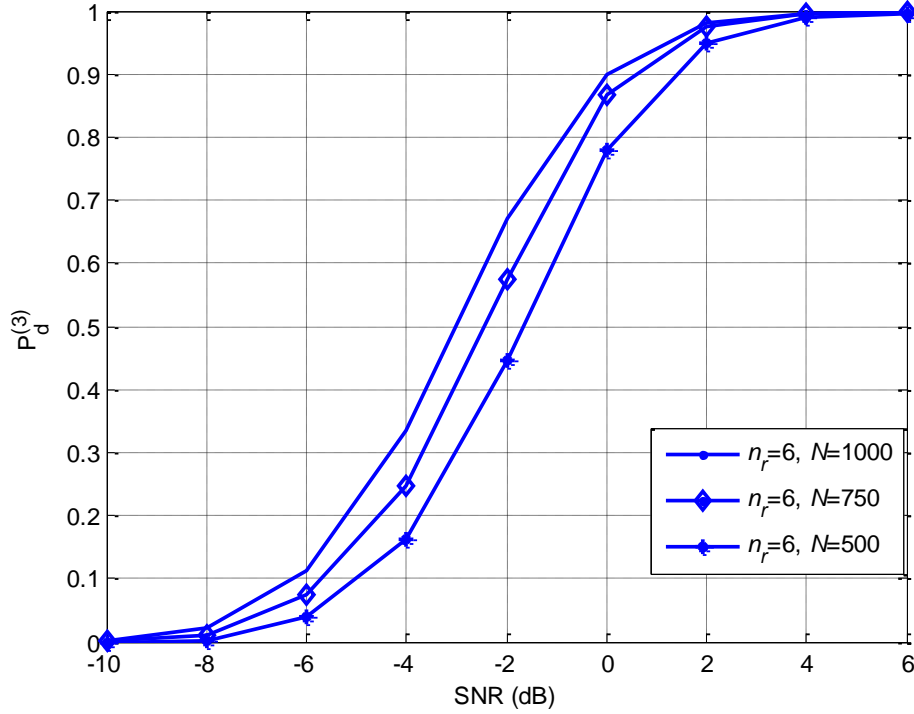
şeklinde ifade edilebilir. Burada K olası modülasyon tiplerinin kümesi $\Phi_{(m)}$ 'in eleman sayısını, $\mathcal{H}_{n_t, j}$ verici anten sayısının n_t ve modülasyon tipinin \mathcal{M}_j olduğu duruma karşı düşen hipotezi, $P(\mathcal{H}_{n_t, j} | \mathcal{H}_{n_t, j})$ ise $\mathcal{H}_{n_t, j}$ hipotezinin doğru sınıflandırma olasılığını belirtmektedir. Yapılan benzetimlerde olası anten sayılarının kümesi $\Phi_{(n_t)} = \{1, 2, \dots, n_r - 1\}$ ve olası modülasyon tiplerinin kümesi $\Phi_{(m)} = \{\text{BPSK}, \text{QPSK}, \text{8PSK}, \text{16QAM}\}$ olarak seçilmiştir.

Şekil 37'de $n_t = 2$ için sınıflandırma performansı farklı SNR değerlerinde, alıcı anten sayısının iki farklı değeri ($n_r = 4$ ve 6) ile blok uzunluğunun üç farklı değeri ($N=500, 750$ ve 1000) için gösterilmiştir. Performans eğrilerinden görüldüğü gibi alıcı anten sayısı n_r 'in 4'ten 6'ya çıkarılması sınıflandırma performansında $P_d^{(2)} = 0.9$ 'da her üç N değeri için de yaklaşık 3 dB artışa neden olmaktadır. Bununla birlikte, sınıflandırmada kullanılan sembol sayısı N 'in de sınıflandırmada artışa neden olduğu görülmektedir; örneğin $n_r = 6$ için N 'in 750'den 1000'e çıkarılması $P_d^{(2)} = 0.9$ 'da yaklaşık 0.5 dB artışı beraberinde getirmektedir.



Şekil 37. : $n_t = 2$ için ortakça anten sayısı-modülasyon tipi tanıma algoritmasının performansı ($n_r = 4, 6$; $N=500, 750, 1000$).

Şekil 38'de $n_t = 3$ için sınıflandırma performansı farklı SNR değerlerinde, alıcı anten sayısının 6 ve blok uzunluğunun 500, 750 ve 1000 olduğu durumlar için gösterilmiştir.



Şekil 38. : $n_t = 3$ için ortakça anten sayısı-modülasyon tipi tanıma algoritmasının performansı ($n_r = 6$; $N=500, 750, 1000$).

Şekil 38’de görüldüğü gibi, önerilen sınıflandırma algoritması $N=1000$ için $P_d^{(3)} = 0.9$ değerine 0 dB’de ulaşmakta, bu da algoritmanın 2’den büyük verici anten sayıları için de yüksek performanslarla kullanılabilceğini göstermektedir.

Benzetim sonuçlarından görüldüğü üzere, önerilen ortakça anten sayısı-modülasyon tipi sınıflandırma algoritmasında test edilen her bir hipotez için gönderilmiş olabilecek bütün sinyallerin olasılık dağılımı üzerinden ortalama alındığından, düşük SNR değerleri için bile yüksek doğruluk oranlarıyla sınıflandırma başarımı elde edilmektedir.

8. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu bölümde proje kapsamında geliştirilen algoritmalar, alınan sonuçlar, ve proje çıktılarından elde edilen yayınlar özetlenecektir.

Bilinmeyen haberleşme sinyallerinin iletim parametrelerinin analizi için geliştirilen sinyal tanıma teknikleri, kablosuz haberleşme sistemlerinin kullanıma girmeye başlamasından beri önemli bir araştırma konusu olmuştur. Bununla birlikte, alıcı ve vericide çok sayıda anten kullanımıyla yüksek veri hızı ve kapasite artışı sağlaması nedeniyle kablosuz haberleşmede günümüzde sıklıkla tercih edilen MIMO sistemler, sinyal tanıma teknikleri için verici anten sayısı, uzay-zaman kodları gibi SISO sistemlerde geçerli olmayan ancak tanınması gereken yeni parametreler ortaya koymaktadır. Bu proje çalışmasında MIMO sistemlerde anten sayısı tespiti, uzay-zaman blok kodu ve modülasyon tipi tanıma problemleri ele alınmış ve bu bağlamda farklı koşullar için farklı sinyal tanıma algoritmaları önerilmiştir. Bu algoritmalar aşağıdaki 6 maddede listelenmiştir

1. Uzaysal çoğullamalı MIMO sinyalleri için kümülan özneliklerinin asimptotik dağılımlarına bağlı öznelik bazlı yenilikçi bir modülasyon tipi tanıma algoritması (Bkz.bölüm 4.1)
2. Uzaysal çoğullamalı MIMO sinyalleri için EM yöntemiyle iyileştirilmiş olabilirlik bazlı yenilikçi bir modülasyon tipi tanıma algoritması (EM-HLRT, Bkz. bölüm 4.2.1)
3. Uzay Zaman Blok Kodlanmış MIMO Sinyaller için, kullanılan UZBK'nın bilindiği durumlarda kullanılmak üzere Olabilirlik bazlı yenilikçi bir modülasyon tipi tanıma algoritması (HOS-HLRT, Bkz. bölüm 4.2.2).
4. Sinyaldeki UZBK ve modülasyon tipinin ikisinin de bilinmediği daha gerçekçi senaryolar için kullanılmak üzere yenilikçi ortakça uzay zaman blok kodu ve modülasyon tipi tanıma algoritmaları (J-ALRT, J-HLRT bkz. Bölüm 5).
5. Sinyaldeki modülasyon tipi ön bilgisine ihtiyaç duymayan, öznelik bazlı yenilikçi bir ortakça anten sayısı- UZBK klasifikasyonu algoritması (Bkz.Bölüm 6).
6. Uzaysal çoklamalı sinyaller için MDL prensipine dayalı yenilikçi bir ortakça anten sayısı- Modülasyon tipi tespit algoritması (bkz. Bölüm 7).

Bu kapsamlı çalışmada önerilen yöntemler ve yaklaşımlar literatürdeki çalışmalara göre pek çok yenilikçi niteliğe sahiptir. Örneğin 1'inci maddede önerdiğimiz öznelik bazlı algoritmada literatürde ilk defa MIMO kümülan özneliklerinin asimptotik dağılımları analitik olarak hesaplanmış ve MIMO modülasyon tipi tanınmasında kullanılmıştır.

Literatürde modülasyon tipi, anten sayısı ve kullanılan uzay zaman blok kodu tanıma problemleri birbirinden bağımsız ve ayrık problemler olarak ele alınmıştır. Dolayısıyla madde 4'te önerilen ortakça UZBK-Modülasyon tipi, madde 5'te önerilen ortakça anten sayısı-uzay zaman blok kodu, ve madde 6'da sunduğumuz ortakça modülasyon tipi-anten sayısı tanıma yaklaşımları literatürde ilk defa proje ekibi tarafından önerilmekte olan yenilikçi yaklaşımlardır. Özellikle madde 5'teki algoritmada ele alınan bilinmeyen kod bloğu zamanlaması sorununa sinyal tanıma kapsamında literatürde daha önce hiç yer verilmemiştir Bununla beraber madde 2 ve 3'te sunulan metodlar literatürde bulunan algoritmaların yenilikçi yöntemlerle iyileştirilmesi olarak görülebilir. Bu proje Kapsamında yapılan veya hazırlanan yayınların listesi aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 5. Projede Çıktılarından elde edilen yayınlar

Sıra	Çıktı türü	Yazarlar	Başlık	Yayın yeri	Durumu
1	Bildiri kitabında yayınlanan Uluslararası Hakemli Konferans Bildirisi	M. Mühlhaus Mengüç Öner O.A. Dobre H. Jaekel F.Jondral	A novel Algorithm for MIMO signal Classification Using Higher Order Cumulants	IEEE Radio and Wireless Symposium 2013 pages 7-9	Yayınlandı
2	SCI'da taranan uluslararası hakemli dergi makalesi	M. Mühlhaus Mengüç Öner O.A. Dobre F.Jondral	A Low Complexity Modulation Classification Method for MIMO Systems	IEEE Communications Letters Volume: 17 , Issue: 10 Oct. 2013 , Page(s): 1881 – 1884	Yayınlandı
3	Bildiri kitabında yayınlanan Ulusal Hakemli Konferans Bildirisi	Merve Turan Mengüç Öner Hakan Çırpan	MIMO sinyalleri için Uzay Zaman Blok Kodu Klasifikasyonu	IEEE 22'nci Sinyal İşleme Uygulamaları Kurultayı SIU 2014 sayfa 2039-2042	Yayınlandı
4	Bildiri kitabında yayınlanan Uluslararası Hakemli Konferans Bildirisi	Merve Turan Mengüç Öner Hakan Çırpan	Space Time Block Code Classification for MIMO Signals Exploiting Cyclostationarity	IEEE International Conference on Communications ICC 2015	Yayına kabul edildi, haziran 2015'te sunulacak
5	SCI'da taranan uluslararası hakemli dergi makalesi	Özgür Bayer Mengüç Öner	Joint Space Time Block Code and Modulation Classification for MIMO Systems	IEEE Transactions on Wireless Communications	Dergiye Gönderildi, hakemlik sürecinde
6	SCI'da taranan uluslararası hakemli dergi makalesi	Merve Turan Mengüç Öner Hakan Çırpan	Joint antenna number and modulation Classification for MIMO Systems	IEEE Communications Letters	Dergiye gönderilmek üzere hazırlık safhasında.

Bu yayınların dışında Bursiyerler Özgür Bayer ve Merve Turan yüksek lisans tezlerini sunmuşlardır. Bu tezlerin listesi aşağıdadır:

Tablo 6. Projede Çıktılarından elde edilen tezler

Sıra	Çıktı türü	Yazarlar	Başlık	Danışman	Durumu*
1	Yüksek Lisans Tezi	Özgür Bayer	Joint Modulation and Space Time Block Code Classification for MIMO systems	Mengüç Öner	Ekim 2014'te sunuldu
2	Yüksek Lisans Tezi	Merve Turan	MIMO Sistemler için Sinyal Tanıma Algoritmaları	Hakan Çırpan ve Mengüç Öner (eş Danışman)	Ocak 2015'te sunuldu

Tablo 5 ve 6'da verilen proje çıktılarından görüldüğü üzere, projemiz EEEAG ile yapılan proje sözleşmesine konu olan proje başarı ölçütlerini sağlayıp üzerine çıkmıştır.

Bu proje çalışması kapsamında sadece tek taşıyıcılı (ing. single carrier) MIMO sistemler için sinyal tanıma algoritmalarının geliştirilmesi üzerine çalışılmıştır. Önerilen algoritmalarla kazanılan tecrübeler ışığında, bir sonraki adım olarak ileri çalışmalarda çok taşıyıcılı, dik frekans bölmeli çoğullamalı (Orthogonal Frequency-Division Multiplexing, OFDM) kullanan MIMO sistemler için benzer sinyal tanıma algoritmalarının geliştirilmesi hususu ele alınabilir.

9. KAYNAKÇA

Akaike, H. 1974. A New Look at the Statistical Model Identification, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19 (6), 716-723

A. Belouchrani , J.F. Cardoso, 1994 “Maximum Likelihood Source Separation for Discrete Sources”, in Proc. EUSIPCO 1994, pages: 768-771.

Brillinger D.R, 2001 “Time series : data analysis and theory.” Society for Industrial and Applied Mathematics,

Cardoso,J., Souloumiac,A. 1993 “Blind beamforming for non-gaussian signals,” IEE Proceedings on Radar and Signal Processing, vol. 140,no. 6, pp. 362 –370, Dec. 1993.

Choqueuse,V. 2008 “Interception des signaux issus de communications mimo,” 2008, Doktora Tezi, Universite de Bretagne occidentale.

Choqueuse V., Azou S., Yao K. , Collin L., Burel G. 2009 “Blind Modulation recognition for MIMO Systems”, J.ATM Bucharest, vol XIX no 2 pp: 183-196, June 2009.

Choqueuse, V., Yao, K., Collin, L. ve Burel, G. 2008a. “Hierarchical Space Time Block Code recognition using Correlation Matrices”, *IEEE Transactions on Wireless Communication*, 7 (9), 3526-3534.

Choqueuse, V., Yao, K., Collin L. ve Burel, G. 2008b. “Blind Detection of the Number of Communication Signals by ICA and KS Tests”, *IEEE ICASSP*, Las Vegas, USA, 2397-2400.

Choqueuse, V., Marazin, M., Collin, L., Yao, K. ve Burel, G. (2010). Blind Recognition of STBC: A Likelihood-Based Approach, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 58 (3), 1290-1299.

Choqueuse, V., Mansour, A., Burel, G., Collin, L. ve Yao, K. (2011). “Blind Channel Estimation for STBC Systems Using Higher-Order Statistics”, *IEEE Transactions on wireless Communications*, 10 (2), 495-505.

Dandawate A. V. ve Giannakis, G. B. 1994. “Statistical Tests for Presence of Cyclostationarity”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, **42** (9), 2355-2369.

Eldemerdash Y.A Marey M., Dobre, O.A., Karagiannidis, G.K, and Inkol, R. 2013 "Fourth-Order Statistics for Blind Classification of Spatial Multiplexing and Alamouti Space-Time Block Code Signals," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 61, no. 6, pp. 2420–2431, Jun. 2013.

Fishler, E., Grosmann, M. ve Messer, H. 2002. "Detection of Signals by Information Theoretic Criteria: General Asymptotic Performance Analysis", *IEEE Transactions on Signal Processing*, 50 (5), 1027-1036.

Fishler E., Grosmann M. ve Messer H., 2005 "Determining the number of discrete alphabet sources from sensor data", *EURASIP J. Appl. Signal Process.* 2005 (January 2005), 4-12.

Hassan, K ., Dayoub, I., Hamouda, W., Nzeza, C. N. ve Berbineau, M. 2012. "Blind Digital Modulation Identification for Spatially-Correlated MIMO Systems", *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 11 (2), 683-693.

Kanterakis, E.; Wei Su, 2013 "Modulation Classification in MIMO Systems," *Military Communications Conference, MILCOM 2013 - 2013 IEEE* , vol., no., pp.35,39, 18-20 Nov. 2013

Loyka, S. 2001. "Channel capacity of MIMO architecture using the exponential correlation matrix", *IEEE Communications Letters*, 5 (9), 369-371.

Luo M., Li L., Tang B. 2012 "A Blind Modulation Recognition Algorithm Suitable for MIMO-STBC Systems," *Computer and Information Technology (CIT), 2012 IEEE 12th International Conference on* , vol., no., pp.271,276, 27-29 Oct. 2012

Marey, M., Dobre, O.A. ve Inkol, R. (2012). Classification of Space-Time Block Codes Based on Second-Order Cyclostationarity with Transmission Impairments, *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 11 (7), 2574 -2584.

Marey, M.; Dobre, O.A.; Inkol, R., 2013 "A Novel Blind Block Timing and Frequency Synchronization Algorithm for Alamouti STBC," *Communications Letters, IEEE* , vol.17, no.3, pp.569,572,

Marey, M.; Dobre, O.A., 2014 "Blind Modulation Classification Algorithm for Single and Multiple-Antenna Systems Over Frequency-Selective Channels," *Signal Processing Letters, IEEE* , vol.21, no.9, pp.1098,1102, Sept 2014.

Moeneclaey, M. ve Jonghe, G. , 1994. "ML-Oriented NDA Carrier Synchronization for General Rotationally Symmetric Signal Constellations", *IEEE Transactions on Communications*, 42 (8), 2531-2533.

Mühlhaus, M.S.; Öner, M.; Dobre, O.A.; Jaekel, H.U.; Jondral, F.K., 2012 "Automatic Modulation Classification for MIMO Systems Using Fourth-Order Cumulants," *Vehicular Technology Conference (VTC Fall), 2012 IEEE* , vol., no., pp.1,5, 3-6 Sept. 2012

Muhlhaus, M.S.; Oner, M.; Dobre, O.A.; Jakel, H.U.; Jondral, F.K., 2013b "A novel algorithm for MIMO signal classification using higher-order cumulants," *Radio and Wireless Symposium (RWS), 2013 IEEE* , vol., no., pp.7,9, 20-23 Jan. 2013

Muhlhaus, M.S.; Oner, M.; Dobre, O.A.; Jondral, F.K., 2013a "A Low Complexity Modulation Classification Algorithm for MIMO Systems," *Communications Letters, IEEE* , vol.17, no.10, pp.1881,1884, October 2013

Ohlmer, E., Liang, T-J. ve Fettweis, G. 2008a." Algorithm for Detecting the Number of Transmit Antennas in MIMO-OFDM Systems", *IEEE Vehicular Technology Conference (VTC, Spring 2008)*, 478-482.

Ohlmer, E., Liang, T-J. ve Fettweis, G. 2008b. "Algorithm for Detecting the Number of Transmit Antennas in MIMO-OFDM Systems: Receiver Integration", *IEEE Vehicular Technology Conference (VTC, Fall 2008)*, 1-5.

Qian, G. ve Li, L. (2013). On the blind channel identifiability of multiple-input multiple-output space time block code systems using joint approximate diagonalization of eigenmatrices, *Wireless Communications and Mobile Computing*.

Rissanen, J., 1978, "Modeling by Shortest Data Description", *Automatica*, 14, 465-471.

Shi, M., Bar-Ness, Y. ve Su. W., 2007. "STC and BLAST MIMO Modulation Recognition", *GLOBECOM*, Washington, DC, USA, 3034-3039.

Tarokh, V., Seshadri, N. ve Calderbank, A. R. 1998. "Space-time codes for high data rate wireless communication : performance criterion and code construction", *IEEE Transactions on Information Theory*, 44 (2), 744-765.

Turan, M., Öner, M. ve Çırpan, H. A. 2014. "MIMO Sinyalleri İçin Uzay Zaman Blok Kodu Klasifikasyonu", 22. IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, 23-25 Nisan 2014, Trabzon, Türkiye.

Wax, M. ve Kailath, T. ,1985, "Detection of Signals by Information Theoretic Criteria", *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 33 (2), 387-392.

Zhang, Q. T. ve Wong, K. M. 1993. "Information Theoretic Criteria for the Determination of the Number of Signals in Spatially Correlated noise", *IEEE Transactions on Signal Processing*, 41 (4), 1652-1663.

TÜBİTAK
PROJE ÖZET BİLGİ FORMU

Proje Yürütücüsü:	Doç. Dr. MUSTAFA MENGÜÇ ÖNER
Proje No:	112E020
Proje Başlığı:	Çok Girdili Çok Çıktılı Kablosuz Haberleşme Sistemleri için Sinyal Tanıma Sistemlerinin Geliştirilmesi
Proje Türü:	1001 - Araştırma
Proje Süresi:	24
Araştırmacılar:	
Danışmanlar:	
Projenin Yürütüldüğü Kuruluş ve Adresi:	IŞIK Ü. MÜHENDİSLİK F. ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ B.
Projenin Başlangıç ve Bitiş Tarihleri:	01/10/2012 - 01/12/2014
Onaylanan Bütçe:	150599.0
Harcanan Bütçe:	92475.41
Öz:	<p>Radyo spektrumunun denetlenmesi, gözetilmesi ve bu bağlamda tanınmayan haberleşme sinyallerinin transmisyon parametrelerinin analizi, kablosuz haberleşme sistemlerinin kullanıma girmeye başlamasından beri önemli ve popüler bir araştırma konusu olmuş, bu amaç için geliştirilen teknikler hem askeri hem de sivil uygulamalarda kullanım bulmuştur. Bu projede kısaca sinyal tanıma algoritmaları olarak adlandıracağımız bu sinyal analizi tekniklerinin amacı, bilinmeyen sinyallerin taşıyıcı frekansı, bant genişliği, modülasyon tipi, kullanılan çoklu erişim ve frekans yayma metodları ve bunun gibi, bilinmeyen göndericinin kullandığı transmisyon metodlarının kendine özgü parametrelerinin işbirliksiz bir şekilde tespitinin sağlanmasıdır.</p> <p>Özellikle sayısal kablosuz iletişim sistemlerinin kullanımının hem sivil hem de askeri alanlarda giderek yaygınlaşması, haberleşmede kullanılan tekniklerin her geçen gün daha komplike hale gelmesi ve giderek çeşitlenmesi, sinyal tanıma algoritmalarının yeni ortaya çıkan transmisyon tekniklerini de kapsayacak şekilde sürekli olarak geliştirilmesini gerektirmektedir. Son birkaç yıl içinde büyük ilgi gören çok girdili çok çıktılı (MIMO) haberleşme sistemleri yukarıda bahsedilen yeni ortaya çıkan teknikler arasında vaadettikleri kapasite artışı açısından önemli bir yere sahiptir. Her ne kadar MIMO sistemlerin bant genişliği, taşıyıcı frekansı gibi bazı temel parametrelerinin tespiti için geleneksel tek girişli tek çıkışlı (SISO) sistemleri için geliştirilen metodların uyarlanması mümkün ise de, MIMO sinyalleri, kullanılan anten sayısı, uzay zaman kodları gibi SISO sistemleri için geçerli olmayan ancak sinyal tanıma için tespit edilmesi elzem olan kendine özgü sistem parametrelerine sahiptir. Buna ilave olarak, SISO sistemler için geliştirilen modülasyon tipi tanıma algoritmaları MIMO sistemleri için yetersiz kalmaktadır.</p> <p>Bu projede MIMO sinyalleri için yenilikçi sinyal tanıma sistemleri geliştirilmesi hedeflenmiştir. Bu bağlamda öznellik ve olabirlik bazlı yenilikçi modülasyon tipi tanıma, uzay zaman kodu tanıma, ortakça uzay-zaman kodu ve anten sayısı tanıma, ortakça modülasyon tipi ve uzay zaman kodu tanıma ve ortakça anten sayısı ve modülasyon tipi tanıma algoritmaları geliştirilmiştir. Farklı koşullar için geliştirilen bu algoritmalar ile literatürde MIMO sinyal tanıma sistemleri konusunda varolan açığın kapanmasına katkıda bulunulmuştur</p>
Anahtar Kelimeler:	Mimo, sinyal tanıma, modülasyon tipi tanıma, uzay zaman kodu tanıma
Fikri Ürün Bildirim Formu Sunuldu Mu?:	Hayır
Projeden Yapılan Yayınlar:	1- A Novel Algorithm for MIMO Signal Classification Using Higher-Order Cumulants (Bildiri)1- A Low Complexity Modulation Classification Algorithm for MIMO Systems (Makale - Diğer Hakemli Makale),