**HABERLEŞME TEKNOLOJİLERİNE YÖNELİK DERİN ÖĞRENME ÇALIŞMALARININ İNCELENMESİ**

***Mete YILDIRIM*** [[1]](#footnote-1)

***Saliha PEHLİVAN***[[2]](#footnote-2)\*\*

***Radosveta SOKULLU***\*

**Özet:** Bir çok araştırma ve uygulama alanını etkisi altına alan ve makine öğrenimin en etkili yöntemi olan derin öğrenmenin haberleşme sistemlerinine yönelik etkisininde çok büyük olması beklenmektedir. Bu yeni öğrenme yöntemi haberleşme teknolojilerinde kullanılan fiziksel katmanların yeniden tasarlanmasından telsiz ağların modellenmesine kadar bir çok yeniliğe katkı sunacak potansiyele sahiptir. Bunun doğal neticesi olarak derin öğrenmenin haberleşme sistemlerininde uygulanmasını konu alan bir çok araştırma son zamanlarda yapılmaktadır. Buna rağmen haberleşme teknolojileriyle ilgili kurum ve araştırmacıların derin öğrenme yöntemlerine olan uzaklığı bu çalışmaların sayısını ve etkisini sınırlı bırakmıştır. Bundan dolayı derin öğrenmenin haberleşme teknolojilerine yapabileceği katkıyı ortaya koyacak ve farkındalık oluşturacak çalışmalara gerek duyulmaktadır. Bu amaca yönelik olarak bu çalışmada derin öğrenme yöntemlerini kullanarak haberleşme teknolojilerinin gelişmesine katkı sunan araştırmalar incelenerek sınıflandırılmış ve yapılabilcek yeni araştırma alanları belirlenmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Derin öğrenme, Makine Öğrenimi, Telsiz Haberleşme, Akıllı Haberleşme

**Abstract:** Deep learning, which is the most effective method of machine learning, is expected to have a great impact on communication systems as it already has on many areas of life. This new learning method has the potential to contribute to many innovations, from the redesign of the physical layers used in communication technologies to the modeling of wireless networks. As a natural consequence of this, many researches on the application of deep learning in communication systems have been done recently. In spite of this, the distance of institutions and researchers related to communication technologies to deep learning methods limited the number and effect of these studies. Therefore, studies are needed to raise awareness and contribute to the communication technologies of deep learning. For this purpose, in this study, researches that contribute to the development of communication technologies by using deep learning methods were examined and classified and new research areas were determined.

**Keywords:** Deep learning, Machine Learning, Wireless Communication, Intelligent communications

1. **GİRİŞ**

Haberleşme bir bilginin bir noktadan başka bir noktaya fiziksel bir ortam üzerinden taşınması olarak tanımlanabilir. Bu fiziksel ortam kanal olarak adlandırılır(örneğin metal kablolar, hava, boşluk, fiber kablo, kimyasal ortam v.b). Kanallar genelde sinyal üzerinde olumsuz etki oluştururlar. Bu olumsuz etkinin sebebi çok çeşitli nedenlerden kaynaklanabilir. Termal gürültü (thermal noise), farklı kaynaklardan doğan sinyal girişimleri (intereference), çok yollu sönümleme (multipath fading) başta olmak üzere bir çok yapay veya doğal istenmeyen sinyaller bunlardan sayılabilir. Bu alanın uzman veya araştırmacıları bu etkileri ortadan kaldıracak veya haberleşmenin en azından sağlıklı bir şekilde gerçekleşmesini sağlayacak yöntemler üzerinde çalışma yaparlar. Bu çalışmalar genellikle bazı matematiksel modeller üzerine kurulur. Bu yaklaşım ise gerçek fiziksel yapıdan oldukça uzaktır. Gerçek fiziksel ortam bir çok zaman bu etkilerin aynı anda haberleşmeyi etkileyebileceği ortamlardır. Tüm bu etkileri dikkate alacak matematiksel modellerin yapılması ise ortaya çıkan girift yapıdan dolayı çok zordur. Mobil haberleşmenin ve nesnelerin interneti gibi teknolojilerin(örneğin fırsatçı-opportunist, işbirlikçi-cooperative, bilişsel-congitive) gelişimide bu karmaşıklığı çok daha fazla artırmaktadır. Sonuç olarak matematiksel modellenmesi imkansız kanal yapıları türemektedir. Ayrıca kimyasal kanallar ve 5G’nin kullanacağı yüksek frekanslı kanallarda bu tür kanallardan sayılır  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
  
(Diamandis, 2017). Her ne kadar matematiksel modellemelere dayanan çalışmalar ve onlara dayalı geliştirilen haberleşme teknolojileri çok tatmin edici başarılara imza atarak Shannon’un koymuş olduğu üst limite yakın haberleşme imkanı sağlamış olsalarda donanımsal karmaşıklığın ve bunun neticesinde ortaya çıkan yüksek maliyetin önüne geçememişlerdir. Bununla birlikte haberleşmenin kalitesine artıracak araştırmaların etkisinin ise giderek azaldığı gözlemlenmektedir. Ayrıca doğrusal olmayan etkilerle Shannon limitinin üstünde bir kapasite için yapılan çalışmalarda çok karmaşık modeller gerektireceğinden matematiksel modellemeye ihtiyaç duymayan haberleşme modellerinin geliştirilmesi önemli olmuştur(Sorokina ve Turitsyn, 2014). Şüphesiz bu yöntemlerin başında son zamanların bir çok çalışmasında adından sıkça söz edilen, her alanı etkisi altına alan, bununda ötesinde farklı çözüm yaklaşımları geliştiren ve belkide sanayi devriminin yaptığı etkiyi tekrar yaşattıracak günümüzün en çok çalışılan konularından olan Derin Öğrenme(DL – Deep Learning) gelmektedir.

Bu çalışma DL yönteminin haberleşme sistemlerine uygulanabilirliğini yönelik güncel çalışmaları inceleyip, haberleşme için yeni alternatif yöntemler ortaya koyan bu yaklaşımın pozitif ve negatif sonuçlarını ortaya koymayı ve yeni araştırmalar için bir yol haritası belirlemeyi amaçlamaktadır. Bunun için çalışmanın birinci bölümde kısaca DL değinilmiş, ikici bölümde derin öğrenmenin haberleşme uygulamaları alt bölümler halinde incelenmiş ve son bölümde yapılan çalışmalardan elde edilen kazanımlar değerlendirilerek araştırma yol haritası çıkarılmıştır.

1. **DERİN ÖĞRENME**

Yapay zeka ile çözülmesi çok zor olan problemlerin çözülmesinde çok büyük bir katkı yapan DL makine öğrenme yöntemlerinden biri olmasına rağmen görüntü, ses ayırt etme, dil çevirisi yapma, doğal konuşma anlama, konu sınıflandırma, soru cevaplama v.b bir çok alanda diğer makine öğrenme tekniklerine çok büyük bir üstünlük sağlamıştır(LeCun ve diğ., 2015). En önemli özelliği ise ham bilgiyi diğer yöntemlerde olduğu gibi dikkatli bir ön işlemden geçirmeden işleyebilmesi ve çok az elle müdahaleye ihtiyaç duymasıdır(Goodfellow ve diğ., 2016). Bu öğrenme yöntemleri genel olarak ilk katmandan son katmana doğru ham bilginin her katmanda bulunun çok sayıda doğrusal olmayan karar vericiler veya nöronlar tarafından işlenip birleşterilmesinden oluşmaktadır. Makine öğrenimi genelde denetimli, denetimsiz ve yarı denetimli olmak üzere üçe ayrılır(LeCun ve diğ., 2015). Denetimli öğrenme eldeki sınıflandırılmış bilgiye dayanarak öğrenme yapan makinenin, ilk defa karşılaştığı bir nesne veya durum hakkında karar verebilmesidir. Örneğin bazı nesnelerin resimleri ile eğitilen makine yeni bir resimle karşılaştığında bu resmi ayırt edebilir(Şekil 1).

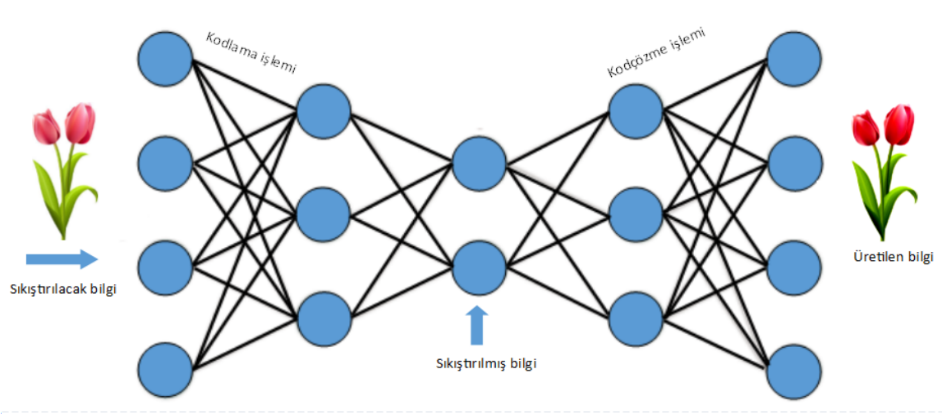


***Şekil 1:***

*Derin öğrenme ile gerçek zamanlı nesne algılama*

Sınıflandırılmış bilgiden kastımız makinen ayırt etmesinin istediğimiz nesnelerden oluşan bir veri tabanıdır. Bu veri tabanında hangi nesnenin ne olduğu belirtilmiştir. Bu verilere dayanarak bir öğrenimden geçirilen makineninde yeni bir nesne ile karşılaştığında bunun en yüksek olasılıkla ne olduğunu bilmesi beklenir ve bu denetimli öğrenim olarak adlandırılır. Örneğin Şekil 1 makine nesneleri olasılılarına belirterek tanımlamıştır. Amaç en yüksek olasılıkla doğru seçimi yapmak olduğu için sistem iç parametrelerini yeniden ayarlayarak tahmindeki hatayı düşürmeye çalışır. Yani hatadan ders çıkarılarak öğrenme yapılır. Bu parametreler ağırlık olarak adlandırılır ve bir katmanın giriş ile çıkış arasındaki ilişki oranını belirlerler. Peki hatayı düşürmek için bu parametreler nasıl ayarlanmalıdır? Aslında parametrelerin ayarlanması zincirleme türevin bir uygulamasıdır. Öncelikle her katmandaki ağırlığın en son değeri ne kadar etkilediği bulunur. Bu hesaplama en son katmandan ilk katmana doğru yapılır. Örneğin son katmanadaki ağırlıklar sonucu nasıl etkilemiştir bulunur. Sonra sondan ikinci katmana gelen ağırlıklar sonucu nasıl etkilemiştir hesaplanır. Tahmindeki hatanın en aza indirilmesi için bu ağırlıklar etkileme oranları kadar ters yönde değiştirilir ve bu en iyi tahmin yapılana kadar devam ettirilir. Özetle en nihayi sonucun bütün katmalardaki ağırlıklar tarafından ne kadar etkilendiğinin hesaplanması ve bu miktarda ters yönde değiştirilmesi ile yeni hesaplama yapılır. Veri tabanındaki her örnek için bu hesaplama yapılarak ağırlıklar için ortalama değer bulunur. Bulunan bu ortalama değer sistemin öğrenimini tamamladığı anlamına gelmektedir ve yeni durumlarda karar verebilmek için kullanılanılır.

Denetimsiz öğrenmede ise etiketlenmiş bilgi söz konusu değildir. Sadece gruplanmamış ham bilgi vardır. Makineden bu sınıflandırılmamış bilgilerden sınıflandırma yapması beklenir. Bu sınıflandırma her hangi bir veya birkaç özelliğe göre olabilir. Denetimsiz öğrenme şimdiye kadar yapılan çalışmalarda denetimli öğrenmenin gerisinde kalmasına rağmen gelecekte çok daha fazla etkili olacağı beklenmektedir. Bunun sebebi ise insanın daha çok bu şekilde öğrenmesidir. Örneğin otokodlayıcı (AE - Aoutoencoder) önemli bir denetimsiz öğrenme yöntemidir ve haberleşme sistemleri dahil bir çok uygulaması vardır(Hinton ve diğ., 2006). Şekil 2 de görüldüğü gibi uç uca eklenmiş iki yapay sinir ağını andıran bu öğrenme yöntemi ile bir resim kodla-kodçöz (encode-decode) işlemin uygulanarak yeniden oluşturulmuştur. Bu tıpkı haberleşmede olduğu gibi bilginin bir noktadan başka bir noktaya transfer edilerek yeniden oluşturulmasına benzetilebilir. Çünkü haberleşmedede bir bilgi aslında başka bir noktaya iletilmememekte ama hedef noktada yeniden yapılmaktadır. Bu durumda AE yapısı verici-alıcı dahil tüm haberleşme bloklarının tek bir yapı olarak düşünüldüğü uçtan-uca(end-to-end) tam bir haberleşme sistemi gibi değerlendirilebilir.



***Şekil 2:***

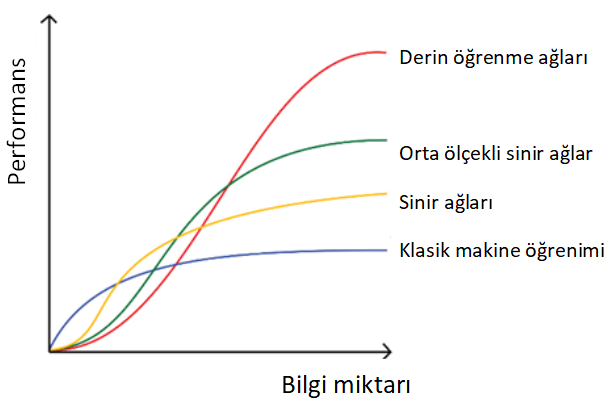
*Otomatik kodlayıcı kullanılarak orjinal bilgi (sol lale resmi) sıkıştırılmış şekilde saklanması ve daha sonra bu bilgiden orjinal bilgiye çok yakın bilgi (sağ lale resmi) yeniden yapılması*

DL’nin farklı uygulamalar için öne çıkan farklı yapıları vardır. Bu DL yöntemleri konvansiyonel sinir ağları (CNN - Convolutional Neural Network), tekrarlanabilir sinir ağları (RNN-Recurrent Neural Networks), sınırlı boltzman makinesi (RBM - Restricted Boltzmann Machines), derin inaçlı ağlar (DBN - Deep Belief Networks), otomatik kodlayıcı (AE- Autoencoders), üretken rakip ağlar (GAN – Generative Adversarial Nets) olarak sayılabilir.

Derin öğrenmeye sahip olduğu şöhreti kazandıran büyük öneme sahip dönüm noktası niteliğinde çalışmalar vardır. Goodfellow ve diğ. (2016) makine öğrenimi ile genel bir bilgi sunan ve özellikle DL’ye yönelik hazırlanmış internet ortamında herkese açık önemli bir kaynak kitaptır. LeCun ve diğ. (2015) DL’ye yönelik hazırlanmış en önemli inceleme makalelerinden biri olarak değerlendirilebilir. Hinton, Salakhutdinov ve diğ. (2006) ve Hinton ve diğ. (2006) DBN’ye yönelik en önemli çalışmalardandır. Krizhevsky ve diğ. (2012), Szegedy ve diğ. (2015), He ve diğ. (2016) resim sınıflandırmaya yönelik önemli CNN araştırmalardandır. Hinton ve diğ.(2012), Graves ve Jaitly (2014), Sak ve diğ. (2015), Amodei ve diğ. (2016) ve Xiong ve diğ. (2016) RNN kullanarak konuşma tanıma için önemli makalelerdendir. Hinton ve diğ. (2012), Srivastava ve diğ.(2014), Ioffe ve Szegedy (2015), Ba ve diğ.(2016) ve Jaderberg ve diğ. (2017) DL için oluşturulacak modellerin verimliliğini artırmak için referans niteliği taşıyan araştırmalardandır. Kingma ve Ba (2014), Andrychowicz ve diğ. (2016) ve Han ve diğ.(2016) tasarlanan modelin optimizasyonu hedefleyen en önemli eserlerdendir. Makinelere insan gibi bir control kazandırmayı hedefleyen önemli derin öğrenme takviyeli (DRL) çalışmaları arasında ise Mnih ve diğ. (2013), Gu ve diğ. (2016) ve Silver ve diğ. (2016) kabul edilir. Bazı araştırmacılara göre belkide son on yılın en önemli makine öğrenimi olarak değerlendirilen GAN için, Goodfellow ve diğ. (2014) ilk çalışmadır.

Derin öğrenme için kullanılan modelin bir programlama dilinde oluşturulması gerekir. Bunun için bir çok programla dili kullanılabilir. Kodu en temel seviyede yazmaktansa yazılmış kodları ve modulleri içeren yapıları kullanmak çok daha hızlı bir yöntem olabilir. Bu yapılar çerçeve programlar(framework) veya API olarak bilinir. Tensorflow (<https://www.tensorflow.org>), Keras <https://keras.io,API>, Caffe<http://caffe.berkeleyvision.org>, PyTorch<https://pytorch.org>, en önemli çerçeve veya API yapılar sayılabilir. Bu programları zahmetsizce kurup kullanmak için Anaconda <https://www.anaconda.com> çok etkili bir platformdur. Eğer çevrimiçi çalışılmak isteniyorsa Google ait Colab <https://colab.research.google.com> bu hizmeti ücretsiz GPU ve TPU desteği ile beraber sunmaktadır. Pratik amaçlı bir çok veri bankası (dataset) Kaggle’dan <https://www.kaggle.com/> ücretsiz alınabilir. Bununla birlikte telsiz haberleşmeye yönelik bir çok veri bankasını Deepsig’de < <https://www.deepsig.io/datasets>> sunulmaktadır.

Derin öğrenmenin teorisi çok eskilere dayanmasına rağmen şimdilerde çokca kulanılıyor olmasının temel iki sebebi teknolojinin gelişmesi ile çok büyük kapasitelere sahip hesaplama imkanın ortaya çıkması ve çok fazla bilginin erişebilir olması olarak değerlendirilebilir. Bu yapı normal nöral ağlara göre (NN - neural network) çok fazla katmana sahiptir ve isminide buradan almaktadır. Bu ise yüksek işlem kapasitesi gerektirmektedir. Öyleki mevcut CPU işlem kapasitesinin ötesinde işlem yapabilecek GPU ve son zamanlarda konuşulan TPU bu amaca yönelik geliştirilmiş teknolojilerdir. Bunun yanında DL’nin nöral ağlara göre üstünlüğü özellikle çok yüksek bilginin erişebilirliliği ile ortaya çıkmaktadır. Şekil 3’de gösterildiği gibi bilginin az olduğu durumlarda DL metodu diğer öğrenmelere yakın bir performans sergilerken bilgi artıkça DL’nin performans farkı oluşturduğu gözlemlenmiştir. Bu daha önce farklı makine öğrenim metotları ile ele alınan problem çözümlerinin yeniden DL ile ele alınmasını gerekli kılmaktadır.



***Şekil 3:***

*Öğrenme metotlarının bilgi miktarına göre performansları*

1. **HABERLEŞMEDE DERİN ÖĞRENME ÖĞRENME**

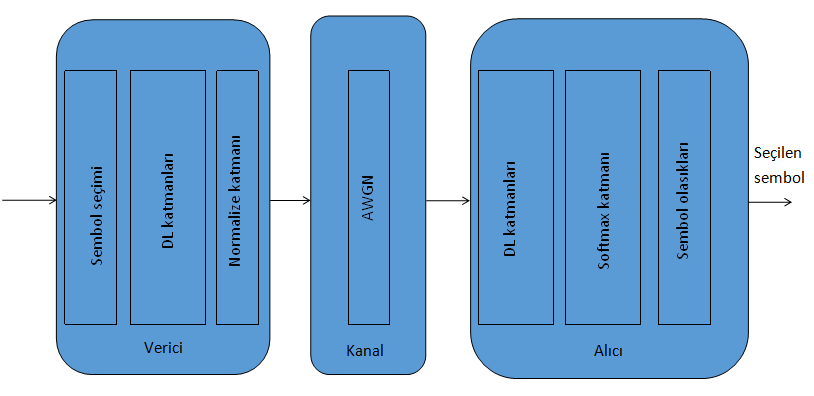
Ibnkahla (2000) ve içerdiği kaynaklar makine öğrenimini yöntemlerini kullanarak haberleşme sistemleri birimlerinin gerçekleşterilmesine veya performanslarının artırılmasına yönelik yapılan ilk araştırmalardır. Bunlar modülasyon tipinin tanımlanması, kanal modelleme, kodlama ve çözümleme, kanal kestirimi, kanal eşitleme ve benzeri konuları içermektedir. Bu çalışmalar zamanın makine öğrenimin yöntemlerindeki öğrenme kapasitesinin sınırlılığından dolayı ihtiyaç duyulan sonucu üretememiş ve bunun neticesinde gerçek uygulamalarda yer almamışlardır. Bununla birlikte derin öğrenmenin göstermiş olduğu olağanüstü performansta göz önüne alınırsa bu çalışmaların yeniden yapılması gerekliliği ortaya çıkmaktadır. Ne yazık ki haberleşme alanında araştırmada bulunanların DL’den uzak olması bu çalışmaları sınırlamıştır. Yinede son zamanlarda bir çok araştırmacı derin öğrenmenin haberleşme sistemlerine uygulanmasına yönelik çalışmalar yapmış ve klasik yöntemlerin ötesinde performanslar elde etmeyi başarmışlardır. İncelenen bu çalışmalardan özgün olanları yapılan çalışmaya göre Tablo.1’deki gibi sınıflandırılmıştır.

**Tablo 1. Bölümler halinde DL’nin haberleşme uygulamaları**

|  |  |
| --- | --- |
| Makale & Bildiri | DL haberlesme uygulamaları |
| O’Shea ve Hoydis (2017b), O’Shea ve diğ.(2016), O’Shea ve Hoydis (2017a), Dörner ve diğ. (2018), Felix ve diğ.(2018), O’Shea ve diğ. (2017), Wang ve diğ. (2019), He ve diğ. (2018), He ve Wen ve diğ. (2018a) | Yeni Haberleşme Sistem Modelleri |
| O’Shea, Roy ve diğ.(2017), West ve O’Shea, (2017), O’Shea ve Corgan (2016), Ramjee ve diğ.(2019), Lee ve diğ.(2017), Zhang ve diğ.(2018), Mendis ve diğ.(2016) | Sinyal ve Modülasyon Tanıma |
| Sun ve diğ. (2017), Lee ve diğ. (2018), Eisen ve diğ. (2018), Kim ve diğ. (2018), Lin ve Zhu (2019) | Kaynak Paylaşımı |
| Farsad ve Goldsmith (2018), He ve Wen ve diğ. (2018b), Li ve diğ. (2018), Ye ve diğ. (2018), Soltani ve diğ. (2019), Cheng ve diğ. (2019), O’Shea ve Karra ve diğ. (2017), Gruber ve diğ. (2017), Ye ve Li (2017), Xu ve diğ. (2018), Nachmani ve diğ. (2016), Nachmani ve diğ. (2018) | Kanal Uygulamaları |

* 1. **Yeni Modeller**

Bir haberleşme sistemi farklı görevleri yerine getiren alt sistemlerden oluşur. Her alt sistem bir blokla temsil edilir. Bu bloklar belirli bir düzene göre birbirleriyle ilişkilendirilir. Farklı tasarımlarda blokların sıralaması veya sayısı değişiklik göstersede genelde bir uyum söz konusudur. Bu sayede teknolojinin gelişmesi ile ortaya çıkan ve haberleşmenin kalitesini artıracak yeni bloklar sisteme kolayca entegre edilebilmektedir. Örneğin ilk haberleşme sistemlerinde bugün kullandığımız kaynak kodlama, kanal kodlama, şifreleme, çoğullama, kanal eşitleme gibi bir çok alt sistem yer almamıştır. Daha çok sayısal haberleşmenin gelişmesi ile ortaya çıkan bu sistemlerde kendi içinde başka alt sistemlere ayrılabilmektedir. Buna örnek olarak kaynak kodlamanın örnekleme ve kuantize yapan iki alt sistemden oluşması gösterilebilir. Her sistemden olduğu gibi bir haberleşme sisteminden beklenen de yapım amacına yönelik en optimum sonucu üretmesidir.

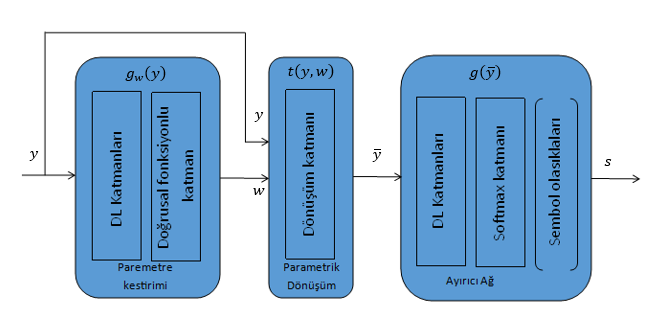


***Şekil 4:***

*AE ile uçtan uca haberleşme sisteminin AWGN kanalda tasarımı(O’Shea ve Hoydis, 2017b).*

Bu amaca yönelik olarak şimdiye kadar her blok kendi içinde optimum çalışacak şekilde tasarlanmaya çalışılmıştır. Bu tüm yapının en optimum şekilde çalışacağı anlamına gelmemektedir. Son zamanlarda tüm sistemi tek bir parça olarak düşünüp, tasarlayıp ve optimize yapma gayretleri oluşmuştur. İşte biz bu yaklaşımları yeni modellerin tasarımı olarak sunmayı tercih ediyoruz. Bu yeni model tasarımlarında en son hedef tüm sistemin optimize edilmesi ise de, klasik haberleşme sistemlerinde yer alan birkaç bloğun bir arada optimize edilmesinide bu yeni model yaklaşımlarına dahil edilebilir.

Şekil 4’te verilen AE bu amaç için haberleşme sistemlerinde kullanılan en önemli yapılarından biridir. Araştırmalarımız bize AE’nin haberleşmeye yeni tasarım olarak değerlendirilebilecek ilk uygulanmasının O’Shea ve diğ.(2016) tarafından yapıldığını göstermiştir. Bu çalışmalarda coğunlukla veri sıkıştırmada kullannılan ve her kanalı öğrenme yeteneğine sahip denetimsiz öğrenme algoritmalarından biri olan AE kullanılarak uçtan uca haberleşme sistemi (tüm haberleşme blokları) bir bütün olarak tasarlanmıştır. Bu sistem BPSK modüllasyonu kullanılarak AWGN kanalında test edilmiştir. AE’nin performansı, kodlanmış ve kodlanmamış BPSK ile bit hata oranı üzerinden karşılaştırılmıştır. AE tasarımının kodlanmamış BPSK yapısından daha iyi bir sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Bununla birlikte AE sistemin esas sorununun sembol sayılarının artması ile modelin eğitilmesinden dolayı ortaya çıktığı belirtilmiştir. Aynı çalışmada uzaysal dönüştürücü ağların (SPN - Spatial Transform Networks) değiştirilmiş bir versiyonu olan ve yapısında AE bulunduran radyo (Şekil 5) dönüştürücü ağlar (RTN - Radio Transformer Networks) önerilmiş ve solmalı kanalda test edilmiştir. Daha az veri ile öğretimi mümkün olan bu yapı ile daha iyi bir performans üstelik solmalı kanalda elde edilmiş ve 20dB’de on kat verim artırılmıştır.



***Şekil 5:***

*RTN’nin bir alıcı olarak kullanılması*

Bununla beraber sistem daha girift bir hal almıştır. Dörner ve diğ.(2018) bu çalışmayı pratik ortama taşımıştır. Bu çalışmada yazılım tabanlı bir radyo olan USRP kullanılarak sembol girişimi ile senkranizasyon işlenmiştir. Felix ve diğ.(2018) Dörner ve diğ.(2018)’nin yaptığı çalışmayı OFDM tabanlı sistemde kullanılarak çok yollu telsiz ortamda da AE’nin başarılı olarak kullanılabileçeği isbatlamıştır. O’Shea ve Erpek ve diğ.(2017) AE’nin tek kullanıcılı MIMO sisteminde başarılı şekilde uygulanabileçeğini gösterilmiştir. Wang ve diğ.(2019) gerçek bir kablosuz sisteme derin öğrenme uygulamasına güzel bir örnek oluşturmaktadır. Çalışmada belirtilen gerçek ortam her ne kadar çok farklı özelliklerlere sahip olabilecek telsiz ortamı temsil etmekten uzak olsada, DL’nin gerçek sinyaller üzerine uygulanması adına güzel bir çalışmadır. Oluşturulan sinyaller ayrıca paylaşılarak araştırmacılara farklı yeni çalışma yapma imkanı sunulmuştur. Bu çalışmada alınan sinyalin bir kısmı modelin öğretimi için kullanılmıştır. Her ne kadar bu durum pilot veri kullanarak sinyal elde etmeye benzesede, temelde farklılık göstermekte, çünkü öğretilen model tekrar ek bir bilgiye ihtiyaç duymamaktadır. Bundan dolayı daha başarılı sayılabilir. Ayrıca çalışmada Adaboost adında önerilen model ile bu başarı daha ileriye taşınmış sistem performansı yükselmiştir.

Yeni haberleşme modelleri için önerilebilecek modeller veriye dayalı ve modeleye dayalı başlıklar altında incelenebilir. Yukarıda bahsedilen modeller daha çok veriye dayalı modellerden oluşmaktadır. Veriye dayalı modeller çok büyük veri miktarı gerektirdiğinden yüksek işlem gücü ve uzun zamana ihtiyaç duyarlar. Bundan dolayı alternatif modele dayalı tasarımlar önerilmiştir. Modele dayalı tasarımlarda haberleşme için kullanılan fiziksel yapı dikkate alınarak daha az veri ile daha az sürede öğretim başarılmaktadır. Modele dayalı haberleşme ilgili çalışmalara He, Jin ve diğ.(2018), He, Wen ve diğ.(2018) örnek olarak verilebilir. He, Jin ve diğ.(2018) modele dayalı alıcı tasarımı önerilirken kanal modelinin tamamen belirsiz olduğu durumlarda veriye dayalı öğrenimin kaçınılmaz olduğu belirtilmiştir. He, Wen, ve diğ. (2018a) modele dayalı DL sistemi MIMO’ya uygulanırken rayleigh ve korelasyonlu MIMO kanalda yinelemeli algoritmaların verimliliğini artırmıştır.

* 1. **Sinyal ve Modülasyon Tanıma**

Spektrumun verimli kullanılması, istihbarat amaçlı sinyallerin izlenmesi, alıcıların farklı yayın türlerini algılaya bilmesi, yetkili kurumların spekturumu takip etmesi, farklı sinyallerin girişimin engelenmesi ve benzeri gibi bir çok sebepden dolayı sinyal ve modülasyon tanımlanmasına gerek duyulabilir. Özellikleri bilinen sinyallerin algılanması kolayken, hiçbir özelliği bilinmeyen sinyallerin algılanması oldukça karmaşık işlemler gerektirebilir.

Dinamik spektrum erişimi sağlayan önemli bir teknoloji bilişsel radyo (CR - Cognitive Radio) olarak bilinir. Sürekli aynı biçimde yayın yapan vericilerden farklı olarak CR düzenli spektrum dinlemesi yaparak iletişim parametrelerini (güç, modülasyon tipi, çoğullama tekniği vb.) en uygun şekilde ayarlayıp yayın yapan gelişmiş bir teknolijidir. Bu sayede spektruma dinamik erişim sağlanmakta ve spektrum kullanım verimliliği artırılmaktadır. İletişim parametreleri aynı spektrum kullanan yakın kaynakların sinyalleri ile en az sinyal girişimini sebep olacak şekilde ayarlanır. Bu ise etraftaki diğer sinyallerin parametrelerinin bilinmesine bağlıdır.

Diğer taraftan istihbarat amaçlı kullanılan sinyallerin izlenmesi ve ortaya çıkarılması güvenlik açısından önemlidir. Bu sinyaller sık sık format değiştiren üstün gizlilik özelliklere sahip olabilirler. Bundan dolayı hızlı ve güvenilir şekilde izlenmeleri ve özelliklerinin belirlenmesi gerekir.

Her ülkenin kendi sahasında spektrumu düzenleyen ve denetleyen yetkili kurumları vardır. Bu kurumların görevlerini icra edebilmeleri sürekli olarak spektrumu izlemeleri ve denetlemelerini gerektirdiğinden dolayı yayındaki sinyallerin özelliklerini bilmeleri çok önemlidir.

Başka bir örnekte günlük hayatımızda kullandığımız cihazlara yönelik olabilir. Bu alıcılar sinyal tanımlama özelliğine sahip tasarlanabilirse farklı yayın özellikleri kullanıldığında kullanım dışı kalmazlar. Örneğin son zamanlarda bir çok yerde analog radyo yayınından dijital yayına geçilmesi üzerine milyonlarca radyo kullanım dışı kalmıştır. Bu tanım her ne kadar yazılım tabanlı alıcı (SDR - Software Defined Radio) tanımına uysada, bizim kastettiğimiz bunun ötesinde yeni yayınları almak için bir yazılım güncellemesine ihtiyaç duymayan ama kendiliğinden öğrenme yaparak uyumlu hale gelen bir alıcıdır.

Bu bölümde ele alınan gelecek çalışmalar genel anlamda sinyal algılama, modülasyon tanıma, demodülasyon v.b işlemlerinin DL kullanılarak gerçekleştirildiği çalışmalar olarak değerlendirilebilir. Bu çalışmalardan O’Shea, Corgan ve diğ.(2016), O’Shea ve West (2017), O’Shea, Roy ve diğ.(2017), West ve O’Shea (2017), Ramjee ve diğ.(2019) derin öğrenme sahnede başrolü aldıktan sonra modülasyon tanımaya yönelik yapılan ilk çalışmalardan bazılarıdır. O’Shea ve Corgan(2016)’da kullanılan sinyaller GNU radyo kullanılarak oluşturulmuş ve kullanıma açık olarak paylaşılmıştır. Gerçek ortamın sinyal üzerine yapabileceği tüm olumsuz etkiler (frekans seçmeli kanal, AWGN, lokal osilatör frekans kayması, güç geçikme profili) dikkate alınarak sinyaller oluşturulmuştur. Aslında bu, bu problemin çözümünde derin öğrenmeyi cazip yapmıştır, çünkü bu şekilde matematiksel modellemesi çok zor bir kanal yapısı oluşturulmuştur. Dolayısıyla klasik yöntemlerin kullanılma olasılığı zorlaşmıştır. Çalışmanın sonucunda, özellikle düşük sinyal gürültü oranında (SNR) modülasyon tanımada önemli gelişme kaydedilmiştir. Aynı yazarlar O’Shea, Roy ve diğ. (2017)’deki modeli dahada geliştirerek oluşturdukları yeni veri seti ve yazılım tabanlı radyo USRP B-210 ile havadan elde ettikleri sinyalleri en çok kullanılan yirmidört farklı modülasyon arasında sınıflandırmayı çalışmışlardır. Neticede en modern sinyal tanıma tekniklerin başarısı elde edilebilmiştir. Bu çalışmanın diğer bir özelliğide sentetik veri ile eğitilerek gerçek veri üzerinde kullanılan ve transfer öğrenim olarak adlandırılan öğrenmenin yanında, havadan alınarak öğrenim yapılan modellede başarılı sonuç elde edilmiş olmasıdır. Modelin tüm detaylarının veri seti ile birlikte paylaşılmasından dolayı bu çalışma araştırmacılar için çok iyi bir referans kaynak olarak değerlendirilebilir. West ve O’Shea(2017) verilen çalışma O’Shea ve Corgan(2016)’da çalışılan modelin üzerine kurulmuş ve ek olarak katmanlardan sonra filtreler kullanılmıştır. Optimum model elde edilmeye çalışılmıştır. Bunun için optimum filtre sayısı ve fitre uzunluğu incelenerek, DL’nin diğer uygumalarda başarı gösteren optimum modellerinin test edilmesi amaçlanmıştır. Dört farklı model test edilmiştir. Normal CNN modelinin yalnızca katmanlarının sayısını artırmanın sinyal doğru tanımlama oranına bir katkı yapmadığı ortaya konulmuştur. Artık ağ (RN-Residual Network) mimarisinin kullanıldığı modelde, ilk iki katmandan sonra öğrenmenin durağan seviye vardığı gözlemlenmiştir. Bir çok uygulamada önemli katkı yaptığı bilinen başlama (Inception) modulünün kullanımınında bir katkı yapmadığı tespit edilmiştir. Son olarakta zamansal sinyallerin öğrenmesinde sıkça kullanılan ve bir RNN türevi olan uzun kısa süreli hafıza ( LSTM – Long short term memory) modeli ile CNN’nin beraber kullanıldığı model incelenmiştir. Bu yapının önceki üç yapıya göre daha iyi sonuç ürettiği belirtilmiştir. Ayrıca CNN’de çokça kullanılan biriktirme (pooling) katmanın bir katkı yapmadığı gözlemlenmiştir. Sonuçta kullanılan sinyallerin gerçek ortam sinyallerden uzak olduğuda belirtilerek, DL modelerinin radyo sinyallerini sınıflarken diğer alanlarda olduğu gibi daha fazla katmanla daha iyi sonuç veremeyebileceğini, dolayısıyla radyo sinyalleri için optimize edilmiş modeller geliştirilmesi gerektiği yargısına varılmıştır. Ramjee ve diğ.(2019) ana komponent analizini kullanarak (PCA - Principal Component Analysis) O’Shea ve Corgan(2016)’daki çalışmanın öğretim süresini maliyet fonksiyonunda az bir kayıp karşılığında gerçekleştirmeye çalışmış ve öğretim süresini tahmindeki %2 kayıpla yirmi kat düşürmeyi başarmıştır. Lee ve diğ. (2017) yukarıdaki çalışmalardan biraz daha farklı bir yol izlemiş, öncelikle alınan sinyallerin örneklerinden sinyallin bir çok istatiksel özelliğini (en fazla yirimi sekiz) hesaplamış ve bu özelliklere dayanarak beş tür modülasyon arasında sınıflama yapmaya çalışmıştır. DL’den önce özellik belirleyici kullanılmasının DL’nin kullanım amacına aykırı olması ve sistemi daha kompleks hale getirireceği dikkate alınmamıştır. Buna rağmen elde edilen sonuçlar tüm özellikler kullanıldığında BPSK için gayet iyiyken QAM-64 için yetersiz olmuştur. Zhang ve diğ. (2018) konvolüsyonel sinir ağları (CNN) ve uzun kısa süreli bellek (LSTM) kullanarak otomatik modülasyon sınıflama (AMC) önermiştir. Bir önceki çalışmada yapılan sinyal özelliklerin belirlenmesi doğrudan DL modeline bırakılmıştır. CNN’nin zamana bağlı fonksiyonlardaki yetersizliğinden dolayı model, RNN’in bir türevi olan LSTM ile desteklenmiştir. Tek taşıyıcılı onbir farklı modülasyon tipinin sınıflandırılması için insansız have aracının similasyonundan alınan veriler kullanılmıştır. Sonuçta özellik belirleyici ve DL modelinin ayrı kullanıldığı modellemeden veya destek vektör makinesinden (SVM) daha iyi sonuç elde edilmiştir. Çalışmada LSTM ve CNN’nin birbirlerine paralel ve seri bağlanarak test edilmiş ve seri bağlamanın daha iyi sonuç ürettiği belirtilmiştir. Bu durumun West ve O’Shea(2017)’te ki tezi doğrular nitelikte olduğunu değerlendiriyoruz. Farklı SNR değerli için tahmin değerleri grafikler halinde sunulmuş ve 10dB’de %80’nin üzerinde tahmin doğruluğana ulaşılmıştır.

Modülasyon tanımlamada mevcut tekniklerden biri olan olabilirlik tabanlı (LB - likelihood based) yöntem optimum sonuçları üretmek için kullanılır. LB’nin alınan sinyalin parametrelerini mükemmel bir şekilde bilmesi gerekir. Bundan dolayı her zaman kullanılabilir değildir. Diğer sistemlerde maksimum güç spektral yoğunluğu (maximum power spectral density), faz, frekans ve genlik standart sapması gibi sinyal özellikleri kullanırlar. Üstelik bu sistemler gürültülü ortamda iyi performans sergilemezler. Bundan dolayı gürültülü ortamlarda modülasyon tanıma önemli olmaktadır. Mendis ve diğ.(2016) bunu gerçekleştirmek için yapılmış bir çalışmadır. Çalışmada spektral korelasyon kullanılarak sinyalin ortalama ve oto korelasyon özellikleri DBN ile işlenerek modülasyon tanımlama yapılmıştır. Araştırmada yarı denetimli bir öğrenim modeli kullanmış, yani modülasyon tanımlaması yapılan sinyal etiketlenerek öğretimde kullanılmıştır. Sonuçta elde edilen similasyonlar önerilen yöntemin −2 dB SNR da %90 doğru karar verme yeteneğine uluştığını göstermektedir.

* 1. **Kaynak Paylaşımı**

Kaynak sınırlılığı her alanda olduğu gibi haberleşmede de kendini çok hissettirir ve yapılacak araştırmaların en önemli belirleyicilerinden biridir. Her kullanıcının en azından daha az enerji harcıyarak daha hızlı ve masrafsız bir haberleşme beklenetisini tahmin etmek zor olmayacaktır. Haberleşmedeki kaynaklar genel olarak güç, spektrum ve zaman olarak düşünülebilir. Daha az güç harcayan, spekturumu verimli kullanan, hızlı ve güvenli olan bir haberleşme sistemi oluşturmak ana hedeflerdendir. Gücün verimli kullanımı özelikle batarya bağlı mobil cihazlarda önem kazanmaktadır. Sabit cihazların az enerji harcaması ise hem maliyet hemde global dünyanın en büyük sorunlarından biri haline gelen küresel ısınma için önem arz etmektedir. Kullanılan milyonlarca cihazın enerji tüketimin düşürülmesinin veya verimli kullanılmasının çevreye yapacağı pozitif katkı inanılmaz büyük olabilir. Bu açıdan bakıldığında her ne kadar diğer kaynaklar kadar kısıtlı olmasada enerjinin optimum kullanımı diğer kaynakların paylaşımından daha değerli olduğu değerlendirilebilir. Bununla birlikte haberleşmede en önemli ve en kısıtlı ve dolayısıyla en maliyetli kaynak spektrumdur. Dolayısıyla en verimli kullanılması gereken kaynaktır. Örneğin hücresel haberleşme sağlayan şirketler kendilerine verilen kısıtlı bant genişliği için çok büyük ödemeler yaparlar ve bundan dolayı spektrumu çok verimli kullanmak zorundadırlar. Hücresel ağ tasarımları, seçilen modülasyon tipi, ışın hüzmesi (beamformer), çoklu erişim yöntemleri kullanma ve benzeri teknolijilerin arkasında genelde bu yatmaktadır. Tüm bu hedeflere ulaşmaya çalışırken servis kalitesindende ödün vermemek gerekmektedir. Dolayısıyla ortaya bir optimizasyon problemi çıkmaktadır. Bu optimizasyon için yapılan çalışmalar genelde karmaşık numerik ve yinelemeli algoritmalar içerirken sinyal SNR gibi gerçek zamanlı parametrelerin bilinmesi gerektirir. Örneğin bir çok güç paylaşım yaklaşımı matris tersi bulma, tekil değer ayrışımı (SVD - singular value decomposition) hesaplama vb. matematiksel işlemlerin her yinelemede yapılmasını gerektirir ve dolayısıyla gerçek bir sistemde uygulanması en azından harcanan güç ve hesaplama kapasitesi açısından oldukça maliyetlidir. Bu sebeplerden dolayı kompleks olmayan yapılar içeren DL’nin haberleşmede kaynak paylaşımı için kullanılmasına yönelik çalışmalar ilgi odağı haline gelmektedir. Son zamanlarda yapılan bazı çalışmalar kaynak paylaşımlarından bazılarına çözüm önerileri sunmuştur.

Sun ve diğ. (2017) güç paylaşım optimizasyonun öğrenilebilir olduğunu gösterir. Derin sinir ağları(DNN) kullanarak modern bir yöntem olan ağırlıklı minimum ortalama kare hatası(WMMSE) ile kaynak paylaşımı gerçekleştirmeye çalışılmıştır. Kullanılan veri hem sentetik hemde gerçek verilerden oluşmaktadır. Çalışmada similasyonun yanında teorik hesaplamalarda sunulmuştur. Hesaplamanın kompleksliği ile DNN’de kullanılan katman sayısı arasındaki ilişki ortaya konulmuş ve WMMSE’nin fazla iteresyondan kaynaklanan uzan hesaplama problemini çözmüştür. Bu çalışmalarda modern WMMSE referans alanırak oluştrulan etiketlenmiş veri üzerinden DNN öğrenimi söz konusunu olduğundan DL kapasitesine bir sınırlamada getirilmiştir. Bundan dolayı Lee ve diğ. (2018) ve Eisen ve diğ. (2018) bu sınırlamayı aşmak için uğraşmış ve Lee ve diğ. (2018) CNN ile vericinin güç kontrolünü yaparak enerji veya spektrum verimliliğinden birini maksimum yapmayı modern güç paylaşımı yöntemlerinin ötesinde başarmıştır. Eisen ve diğ. (2018) ise güç paylaşımı takviyeli derin öğrenme (RDL – reinforcement deep learning) kullanılarak sistem modeli bilinmediğinde çevrim içi yapılan öğrenimle gerçekleştirilmiş ve WMMSE’nin ötesinde bir başarı elde edilebileceği farklı bir yaklaşımla gösterilmiştir.

Pilot olarak adlandırılan ve kanal kestirimi, eşitlemesi, senkranizasyon vb. amaçlar için kullanılan bilgi haberleşmedeki gereksiz bilgi transferine sebep olmakta ve spektrumun kullanım verimliliğini düşürmektedir. Sistemin her kullanıcı için aynı sayıda pilot bilgi kullanmasına gerek omadığından yola çıkarak, Kim ve diğ. (2018) kullanıcı konumuna göre kullanılan pilot sayısına karar vermeyi DL ile gerçekleştirmiştir. Model DL’nin giriş verisi olarak kullanıcı yerlerini, çıktı olarak pilot atamayı yapmaktadır. Verilen sonuçlara göre teorik üst limitin %99’na ulaşılmıştır. Spekturumun verimli kullanmanın başka bir yoluda ışın hüzmesi oluşturma (BF - beam former) ile elektromanyetik dalganın istenildiği şekilde yönlendirilmesi ile gerçekleştirilebilir. 5G’nin mmWave’i kullanmasında önemli bir unsur olan BF çok fazla sayıda anten içermektedir. Kanalın iyi bilinmediği durumlarda oldukça zor bir mimari olan BF’in DL kullanılarak planlanması Lin ve Zhu (2019)’da ele alınmış ve kanal kestiriminden BF oluşturularak verimlilik açısından performans artırımı elde edilmiştir.

Kanal bilginin hatasız iletilmesi için kodlama yapmak gerekir. Kodlama için eklenen fazladan bilgi spektrumun kullanımı açısından verimliliği düşürdüğü değerlendirilir. Bunun yanında kodun uzun olmasıda bilginin hatasız iletimi için önemlidir. Bu alıcıda maliyeti artırır. Çünkü uzun kodlar alıcıda daha kompleks donanımlara gerektiriken harcanan gücüde artırır. Bu açıdan kodun en uygun seçilmesi kaynak paylaşımı başlığı altında değerlendirilebilir. Bu şekildeki kaynak paylaşımınının ise kanal uygulamaları bölümünde incelenmesi uygun görüldü**.**

* 1. **Kanal Uygulamaları**

Haberleşmenin sağlandığı ortam olarak bilinen kanal tüm tasarımların şeklini belirleyen ana unsurlar biridir. Kanalın özel olduğu durumların aksine paylaşımlı kanallar, özellikle telsiz kanallar tasarımcının en çok dikkat etmesi gereken kanallar olarak adlandırılabilir. Telsiz teknolijinin göstermiş olduğu olağan üstü gelişmeler, mobil haberleşmenin çok yaygınlaşması, nesnelerin internetinin hayatın olağan bir parçası haline gelmesi telsiz kanallarının üzerindeki yükü çok artırmıştır. Bu kanallar giderek çok daha yoğun kullanılmakta ve karmaşık bir yapıya bürünmektedir. Haberleşmenin kesintisiz, verimli ve en genel tanımıyla sağlıklı yapılabilmesi bu kanalların en doğru şekilde kullanılmasına bağlıdır. Kanallar genelde haberleşmeyi olumsuz etkilerler. Bu bozulmayı tespit etmek ve düzeltmek için kodlama kullanılır. Ayrıca kanal etkisi alıcıda kestirilerek ortadan kaldırılmaya ve kanalın sinyal üzerindeki etkisi giderilmeye çalışılır. Bu kestirim genellikle sürekli olmak zorundadır. Bunlar yapılmadığında bir haberleşmden söz etmekte mümkün olamayabilir. Özetle kanalın verimli kullanılması, kodlama ile veride oluşacak hatanın önüne geçilmesi ve alıcıda kestirim ile kanalın etkisinin giderilmesi çok önemlidir ve bu amaçlara en iyi şekilde ulaşabilmek için sürekli arayışlar vardır. Tüm bunları optimum olarak yapacak sistemler çok girift matematiksel modellemeler gerektirebilir. Bundan dolayı DL’nin kanala yönelik uygulamaların etkili olabileceği düşünülebilir. Çünkü DL’nin bu durumlarda iyi bir alternatif olduğu bilinmektedir. Buna özellikle milimetrik dalga boyunu kullanacak 5G sistemleri, matematiksel modelleri henüz olmayan kimyasal kanallar örnek verilebilir. Bundan dolayı olarak araştırmacılar DL’yi kullanarak bu problemlere daha iyi çözümler üretmeye çalışmaktadır. Kanalın etkisini anlamak için daha iyi kestirimlerde bulunmak, kanal eşitlemeyi sağlamak, kanalın durumu değerlendirerek daha iyi kodlama ve çözümleme sunmak, frekans ve zaman kaymasının önüne geçmek, kanal kestirimi yapmadan öğretilmiş modeller üzerinden sembol algılama, sembol ve kanal girişimlerinin etkisini düşürmek veya bunlar için klasik yöntemlerin geliştirdiği çözümleri kompleks bir yapı gerektirmeden çözmek için yapılan çalışmaları bu grup da değerlendiriyoruz.

Milimetrik dalga haberleşme sisteminde olduğu gibi moleküler haberleşmede de kanalı matematiksel olarak modellemek çok zordur. Bundan dolayı Farsad ve Goldsmith (2018) çift yönlü tekrarlayan sinir ağı (SBRNN) kullanılarak geliştirilen modelle kanal modeli veya bilgisi olmadan bilgi algılama yapılmıştır. Doğrudan iletilen veriden öğrenmeye dayalı bu yöntem her ne kadar kör dedektöre (BD- blind detector) benzesede, BD tahminlerini varsayılan bir kanal modeline göre yaptığından SBRNN daha iyi bir model olarak kabul edilebilir. Bu çalışma DL’nin matematiksel modellemenin zor olduğu durumlarda çok iyi bir alternatif oluşturduğunu ortaya koymuştur.

Büyük anlamda 5G ile hayatımıza girecek milimetrik dalga haberleşme (mmWave) kanal kestirimi için çok büyük önbilgi kullanmak zorundadır. Ayrıca Masif MIMO 5G nin en önemli unsurlarından biridir. 5G’nin mmWave’de masif MIMO kullanması ortaya gerçekten olağanüstü bir kanal yapısı çıkarmıştır. He, Wen ve diğ. (2018b) DL kullanarak bu kanalın kestirimi yönünde yapılan bir çalışmadır. LDAMP şeklinde isimlendirdikleri yöntemde yine kanal matrisi 2D resim olarak model öğretiminde kullanılmış ve mevcut sistemlere göre daha iyi sonuçlar elde edilirken, yöntem analitik çıkarımlarla desteklenmiştir. Ayrıca Li ve diğ. (2018) kullanılan gereksiz önbilgi boyutunu düşürmek için GAN yapısının kullanıldığı bir çalışma yapılmıştır. Kanal matrisinin haberleşme ortamının bir fonksiyonu olduğundan hareketle, elde edilen kovaryans matris 2D resim gibi değerlendirilip model eğitiminde kullanmış ve eğitilen modelle çok daha az pilot bilgi kullanılarak az bir ortalama kare hatası ile kanal matrisini tahmin etmeyi başarmıştır. Araştırma makalesi Ye ve diğ. (2018), DL kullanarak OFDM tabanlı sistemler üzerinde kanal kestirimi ve sinyal tespitini araştırmıştır. Model çevrimdışı olarak öğretilmiş ve çevrimiçi olarak test edilmiştir. Çalışmada çevrimdışı ve çevrimiçi kanalın aynı istatistiksel özelliklere sahip olmasına dikkat edilmiştir. Bulunan sonuç yeterli pilot kullanıldığında DL'nin geleneksel sistemlerle karşılaştırılabilir bir performansa sahip olacağını göstermiştir. Sistem LS ve MMSE'den daha iyi performans göstermiştir. Diğer ilginç bir sonuçta, döngüsel ön ek (CP - Cyclic Prefix) kullanmadan sistemin güzel sonuç vermesidir. Bu dolayısıyla spektral verimide artıracaktır. Çalışmada OFDM tabanlı sistemlerde önemli bir sorun olan tepe-ortalama oranı (Peak-to-Average Ratio) da dikkate alınmıştır. Ne yazık ki çalışmada kullanılan optimizasyon teknikleri, istatistiksel kanal modeli ve diğer derin öğrenme modeli detayları ile sunulmamıştır.

DL’in genelde görüntü ve resim tanımak için kullanılan CNN yapısından yararlanmak için bir çok çalışmada sinyallerin özellikleri örneğin spektrumları, zaman-frekans cevapları v.b önce resim haline dönüştürülür. Soltani ve diğ. (2019) öncelikle zaman-freakans cevabı pilot veriler ile tahmin edilip 2D resim haline getirildikten sonra, tahmindeki hatalar gürültü olarak değerlendirilip CNN ait gürültü iyileştirme yönetemleri kullanılarak kanal kestirimi yapılmış ve ideal MMSE’e çok yakın bir kestirim kompleks olmayan bir yapıyla başarılmıştır.

Filtre dizili çoklu taşıyıcı (FBMC – Filter bank multi carrier) gelecek nesil telsiz haberleşme sistemlerinde OFDM’e benzer ama yapısındaki değişiklikle daha iyi spektrum verimliliği sunan ve OFDM’e alternatif olarak sunulan bir çoklu erişim yöntemidir. Bununla birlikte FBMC’de kanal kestirimi yapmak daha zordur. Cheng ve diğ. (2019) FBMC’de kanal kestirimi DL için formüle edilerek kanal eşitleme yapılmış ve mevcut yöntemlerden daha iyi bir başarı elde edilmiştir.

Alıcıda frekans çevirimi, demodülasyon yapılmadan önce lokal osilatör, dobler v.b etkilerden kaynaklanan frekans, faz ve zaman kaymalarının giderilmesi gerekir. O’Shea, Karra ve diğ. (2017) zaman ve frekans kayması için bilinen yöntemlere açıklandıktan sonra DL kullanılarak bu iki senronizasyon simule edilmiş ve performans karşılaştırılması yapılmıştır. Kullanlan modelle düşük SNR’da freakans kaymasında iyi sonuçlar alınmış, zaman kaymasında ise eşleştirme fitresi (MF -match filter) performansı elde edilememiştir.

Kanal kodlama iletilmek istenen bilgiye fazladan eklenen bilgi ile alıcıda kanal etkisinden dolayı oluşabilecek hataları saptama ve/veya düzeltme için kullanılan ve her sayısal haberleşme sisteminin kullanmış olduğu temel bir yöntemdir. Kodlama bir kanalın tam kapasite kullanıla bilmesi için gereklidir. Normalde alıcı gönderilen sinyalin nasıl bir kodlama tekniği kullandığını bilmesi gerekir. Belkide DL’nin kullanıldığı sistemlerde buna gerek kalmayacaktır. Kanal türlerine göre farklı kodların kullanılması, değişen kanal göre kodun özelliğinin değiştirilmesi buna örnek gösterilebilir. Bunun gibi bir çok yenilik DL ile kodlamaya kazandırılabilir. Gruber ve diğ. (2017) DL’nin kod çözümlemede kullanılabileceğini göstermiştir. Bu çalışmaya göre DL sadece basit bir sınıflayıcı değil, bunun ötesinde kodlama algoritmasınıda öğrenebilir bir yapıdır. Hem düzenli hemde rastgele kodları kapsayan bu çalışmada, düzenli kodların kod yapısının genel olarak DL tarafından öğrenilebildiği gösterilirken modelin yalnızca kısa kodlarda uygulanabilirliği belirtilmiştir. Ayrıca bu çalışma DL’nin kodlamada potensiyel ve kısıtlamalarını ortaya koymak için komplekslik ve performansı açısından değerlendirme kriteri içeren analitik çalışma içermektedir. Diğer bir çalışma Ye ve Li (2017) kanal eşitleme ve kod çözümleme sistemin daha optimum olması için bir arada gerçekleştirilmiş, DL’nin komplike kodlamayı öğrenebileceğine vurgu yapılmış, DL modelinin üstünlükleri kod çözümleme için ön bir bilgiye ihtiyaç olmaması ve dolayısıyla tüm kodlar için evrensel bir yöntem olma potonsiyeli olduğu ayrıca kanal eşitlemeyi ve kod çözümlemeyi bir arada yaparak her iki yapının gerektirmiş olduğu döngüsel hesaplamalı yapıya gerek bırakmaması olarak belirtilmiştir. Bununla birlikte henüz uzun kodlar için bir önbilgi olmadan (kodun özellikleri gibi) çözümleme yapan DL modellerinin geliştirilmesi gerektiğini ifade etmiştir. Bu çalışmadaki yaklaşım Xu ve diğ.(2018)’de CNN destekli bir kod çözücü ile daha ileri taşınmak amacı ile ele alınmıştır. CNN kanal eşitleme ve gürültü giderimi için kullanıldıktan sonra diğer bir DL modelide çözümleme için kullanılmıştır. Nachmani ve diğ. (2016)’de önemli bir kod çözme algoritması olan BP (belief propagation) için DL kullanılarak gelişme kaydedilirken BP önemli bir özelliği olan iletilen kodtan bağımsız performans özelliğide korunmuştur. Nachmani ve diğ. (2018) Nachmani ve diğ.(2016)’deki model biraz daha geliştirilmiş ve model parametrelerinin sayısı düşürülerek performasta az da olsa iyileşme elde edilmiştir.

1. **TARTIŞMALAR VE ARAŞTIRMA FIRSATLARI**

Derin öğrenmenin haberleşme teknolojilerine olan uygulamaları Tablo.1’deki gibi sınıfladırılarak incelendi. Bazı çalışmaların içeriğinden dolayı birkaç sınıfta değerlendirilmesi mümkünken, daha çok öne çıkan özelliği dikkate alınarak sınıflandırıldı. Yapılan çalışmalardan derin öğrenmenin haberleşmeye yönelik bir çok uygulamasının mümkün olduğu gözlemlendi. Bu çalışmalar klasik haberleşme sistemleriyle yarışacak alternatif ortaya koyarken bir çok yeni araştırma fırsatınıda araştırmacılara sunmaktadır.

Yeni modeller bölümünde ilgili çalışmalardan örnekler verilerek açıklanan AE modelinin özellikle gelecekteki haberleşme sistemlerinin tasarımlarında yer alacağı beklenebilir. AE ile yapılan çalışmaların pratik uygulamalara taşınması, modern mobil haberleşmenin önemli bir altyapısı olan OFDM teknolojisinde başarı ile kullanılması, OFDM’de önemli olan CP olmaksızın dahi kullanılabilmesi bu beklentiyi doğrulamaktadır. Bununla birlikte AE’nin profesyonel anlamda haberleşme sektöründe kullanılabilmesi için yeni teknolojileride kapsayan uygulamalar genellikle henüz yapılamamıştır. Buna örnek olarak 5G’de kullanılması değerlendirilen ve OFDM’den farklı ortogonal olmayan çoklu erişim tekniği (NOMA) Vaezi ve diğ. (2018), Ding ve diğ. (2017) verilebilir. NOMA aynı frekansın aynı anda bir çok kullanıcı tarafından kullanılmasını esas almakta ve dolayısıyla sürekli vurgulanan kanal yapısının modellenmesindeki zorluk ortaya çıkmaktadır. Yapılan araştırmalardan AE’nin NOMA ve benzeri bir çok yeni nesil mobil teknolijilerin incelenmediği gözlemlendi. Bundan dolayı AE’nin yeni nesil teknolojilere uygulamaları çok geniş bir araştırma sahası oluşturmaktadır.

Sinyal algılama ve demodülasyon bölümünde DL’nün bir çok farklı uygulamasına değinildi. Çalışmaların çok güzel sonuçlar ürettiği örneklerle gösterildi. Araştırmalarda kullanılan sinyallerin farklı veri bankalarından elde edilmesinden dolayı geliştirilen modelleri bir birleriyle kıyaslamak mümkün olmamaktadır. Bu kıyaslamaların sağlıklı yapılabilmesi için bu modellerin aynı sinyaller üzerinde değerlendirilmesi gerekmektedir. Bu değerlendirmeleri yapabilecek birkaç kaynağın dışında açık kaynağa rastlanmadı. Rastlanan kaynaklardaki sinyallerin standartları ise farklılık gösterebilmektedir. Bundan dolayı öncelikle modellerin öğretileceği ve test edileceği sinyallerin özellikleri üzerinde ortak bir fikir birliğine ulaşılması ve araştırmalara yardımcı olacak veri bankaların oluşturulması gerekmektedir. Bu sebeple öğretim için kullanılacak sinyallerin standartlarının belirlenmesi, bu standartlara uygun gerçek sinyallerden oluşan veri bankalarının oluşturulması, bu veri bankaları üzerinde yapılan çalışmaların yeniden değerlendirilerek karşılaştırılması ve iyi sonuç veren modelleri daha da geliştirilmesi bir çok açık araştırma alanı oluşturmaktadır.

Kaynak paylaşımları bölümünde DL kullanılarak en modern yöntemlerin başardığı güç paylaşımını yapabilen çalışmalar incelendi. Bununla birlekte yapılan çalışmaların sayıca az olmasından dolayı sağlıklı bir kıyaslama yapılamayacağı değerlendirildi. Geliştirilen modellerin optimum olup olmadığının anlaşılması için yapılacak araştırmalara ihtiyaç vardır.

Kanal uygulamaları bölümünde incelenen araştırmalar DL’nin kanal kestiriminde ve eşitlemesinde çok iyi sonuçlar ürettiğini gösterirken kod çözümleme çalışmalarındaki performanslara bakılınca henüz istenen sonuçları üreten modellerin geliştirilemediği görüldü.

Yapılan çalışmalar kısa kodlarda kodlama özelliklerini belirten herhangi bir ön bilgi olmadan genel bir kodlama algoritmasını öğrenilebileceğini ortaya koymakla sınırlı kalmaktadır. DL’nin kod çözme uygulamaları başta olmak üzere kanal kestirimi ve eşitleme modellerinin optimize edilmesine yönelik geniş bir araştırma potansiyeli mevcuttur. Yapılan araştırmaların bir çoğunun pratik ortamdan uzak olduğu gözlemlenmiştir. İncelenen bazı çalışmalarda ise yazılım tabanlı bir radyo olan USRP kullanılarak gerçek ortamda modeller test edilmiştir. Diğer çalışmalarında bu şekilde gerçekleştirilmesi bu modellerin profosyönelleşmesine yardımcı olurken araştırmaya açık bir çok yeni alanıda ortaya koymaktadır.

1. **SONUÇLAR**

Bu çalışmada DL’nin haberleşmeye, özellikle telsiz haberleşmeye yönelik uygulamaları alt başlıklar altında incelendi. Derin öğrenmenin çok farklı alanlarda göstermiş olduğu başarıdan dolayı haberleşme alanına dönük araştırmaların artığı ve bu bağlamada bir çok çalışmanın yürütülmekte olduğu, buna rağmen bu çalışmaların yeterli sayıda olmadığı sonucuna varıldı. Yapılan çalışmalardan: DL ile kullanılan mevcut sistemlere daha az kompleks daha başarılı olan alternatif sistemlerin yapılabileçeği gözlemlendi. Özelikle çok karmaşık modelleme ve hesap yükü oluşturan sistemlerde DL’nin çok iyi bir alternatif oluşturacağından dolayı tercih edilmesi gerektiğini anlaşıldı. Haberleşmede DL’nin kullanımına yönelik araştırmaların önündeki en önemli bir etkenin model öğretiminde kullanılacak standart sinyal veri bankalarının bulunmaması olarak değerlendirildi. Bunun için öncelikle gerçek ortam verilerin(haberleşmede kullanılan sinyaller) belirlenecek standartlara göre oluşturulması ve kullanıma açılması gerektiği sonucuna varıldı. Diğer çok önemli bir etkeninde DL’nin farklı alanlara özel modelleri olmasına karşın, örneğin görsel, ses vb. haberleşmeye özel modellerinin henüz geliştirilmemiş olmamasınından kaynaklandığı anlaşıldı. DL’nin diğer dallarda geçirmiş olduğu evreler bakılınca bu özel modellerin daha çok araştırmacının çalışmalarıyla ortaya çıkaçak doğal bir süreç olduğu değerlendirilmektedir. Çalışmaların sayısını ve kalitesinin etkileyen diğer bir sebebinde haberleşme alanında çalışan araştırmacıların, DL’nin isminin daha çok görüntü, ses tanıma v.b gibi işlemlerle anılmasından dolayı, DL’ye daha az ilgi göstermesinden kaynaklandığı değerlendirilmektedir. İncelenen araştırmalardan anlaşılmıştırki DL haberleşmede kullanılan alt sistemlerin bir çoğunda uygulanabilir ve modern tasarımlarla karşılaştırılabilecek sonuçları üretebilir. Bu başarının üstelik daha DL’nin haberleşmeye yönelik araştırmaların yeni başladığı evrede gerçekleşmesi gerçekten çok büyük bir başarı olarak değerlendirildi. Bundan dolayı yukarıdada belirtildiği gibi muhendisler araştırma yapabilecekleri bir çok yeni alan sunulmaktadır.

DL’nin haberleşme teknolojilerine günümüze kadar yaptığı katkılardan hiç biri henüz çığır açıcı nitekte olmamıştır. Bununla birlikte küçük ama çok fazla DL tabanlı çalışma haberleşmenin her kolununda bir çok yerde yapılmaktadır. Buna örnek olarak arxiv’de günde ortalama 1-2 makale yayınlanması verilebilir. DL’in mühendisliğin ve bilgi teknolojilerinin diğer dallarında göstermiş olduğu başarıyı haberleşme teknolojilerinde de bu alanındaki uzmanların DL kullanmasıyla göstereceği açıktır. Son olarak belirtmeliyizki yapılan çalışmaların ivmesindeki artış bize çok yakın zamanda DL’yi pratik olarak bir çok haberleşme sisteminim bir parçası olarak göreceğimizi düşündürmektedir.

**KAYNAKLAR**

1. Amodei, D., Ananthanarayanan, S., Anubhai, R., Bai, J., Battenberg, E., Case, C., Casper, J., Catanzaro, B., Cheng, Q., Chen, G., others, 2016. Deep speech 2: End-to-end speech recognition in english ve mandarin, in: Internationalconference machine learning. pp. 173–182.
2. Andrychowicz, M., Denil, M., Colmenarejo, S.G., Hoffman, M.W., Pfau, D., Schaul, T., Freitas, N. de, 2016. Learning to learn by gradient descent by gradient descent. CoRR abs/1606.04474.
3. Ba, J.L., Kiros, J.R., Hinton, G.E., 2016. Layer normalization. arXiv preprint arXiv:1607.06450.
4. Cheng, X., Liu, D., Wang, C., Yan, S., Zhu, Z., 2019. Deep Learning based Channel Estimation ve Equalization Scheme for FBMC/OQAM Systems. IEEE Wireless Communications Letters 1–1.
5. Diamandis, T., 2017. Survey on Deep Learning Techniques for Wireless Communications.
6. Ding, Z., Lei, X., Karagiannidis, G.K., Schober, R., Yuan, J., Bhargava, V.K., 2017. A survey on non-orthogonal multiple access for 5G networks: Research challenges ve future trends. IEEE Journal on Selected Areas in Communications 35, 2181–2195.
7. Dörner, S., Cammerer, S., Hoydis, J., Brink, S. ten, 2018. Deep learning based communication over the air. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing 12, 132–143.
8. Eisen, M., Zhang, C., Chamon, L.F.O., Lee, D.D., Ribeiro, A., 2018. Online Deep Learning in Wireless Communication Systems, in: 201852ndAsilomarConference Signals, Systems,Computers. pp. 1289–1293.
9. Farsad, N., Goldsmith, A., 2018. Neural network detection of data sequences in communication systems. arXiv preprint arXiv:1802.02046.
10. Felix, A., Cammerer, S., Dörner, S., Hoydis, J., Brink, S. ten, 2018. OFDM-Autoencoder for End-to-End Learning of Communications Systems. 2018 IEEE 19th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC) 1–5.
11. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., Bengio, Y., 2016. Deep learning. MIT press Cambridge.
12. Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., Bengio, Y., 2014. Generative adversarial nets, in: Advances neural information processing systems. pp. 2672–2680.
13. Graves, A., Jaitly, N., 2014. Towards end-to-end speech recognition with recurrent neural networks, in: InternationalConference Machine Learning. pp. 1764–1772.
14. Gruber, T., Cammerer, S., Hoydis, J., Brink, S. t., 2017. On deep learning-based channel decoding, in: 201751stAnnualConference Information SciencesSystems(CISS). pp. 1–6.
15. Gu, S., Lillicrap, T.P., Sutskever, I., Levine, S., 2016. Continuous Deep Q-Learning with Model-based Acceleration, in: ICML.
16. Han, S., Mao, H., Dally, W.J., 2016. Deep Compression: Compressing Deep Neural Network with Pruning, Trained Quantization ve Huffman Coding. CoRR abs/1510.00149.
17. He, H., Jin, S., Wen, C.-K., Gao, F., Li, G.Y., Xu, Z., 2018. Model-Driven Deep Learning for Physical Layer Communications. CoRR abs/1809.06059.
18. He, H., Wen, C., Jin, S., Li, G.Y., 2018a. A Model-Driven Deep Learning Network for MIMO Detection, in: 2018IEEEGlobalConference SignalInformationProcessing(GlobalSIP). pp. 584–588.
19. He, H., Wen, C., Jin, S., Li, G.Y., 2018b. Deep Learning-Based Channel Estimation for Beamspace mmWave Massive MIMO Systems. IEEE Wireless Communications Letters 7, 852–855.
20. He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J., 2016. Deep residual learning for image recognition, in: Proceedings IEEE conferenceComputervision pattern recognition. pp. 770–778.
21. Hinton, G., Deng, L., Yu, D., Dahl, G., Mohamed, A., Jaitly, N., Senior, A., Vanhoucke, V., Nguyen, P., Kingsbury, B., others, 2012. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition. IEEE Signal processing magazine 29.
22. Hinton, G.E., Osindero, S., Teh, Y.-W., 2006. A fast learning algorithm for deep belief nets. Neural computation 18, 1527–1554.
23. Hinton, G.E., Salakhutdinov, R.R., 2006. Reducing the dimensionality of data with neural networks. science 313, 504–507.
24. Hinton, G.E., Srivastava, N., Krizhevsky, A., Sutskever, I., Salakhutdinov, R.R., 2012. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors. arXiv preprint arXiv:1207.0580.
25. http://caffe.berkeleyvision.org, Erişim Tarihi: 01-Apr-2019, Konu: Makine öğrenimi çerçeve programı
26. https://www.kaggle.com, Erişim Tarihi: 01-Apr-2019, Konu: Veri bankası sağlayıcı
27. https://keras.io, Erişim Tarihi: 01-Apr-2019, Konu: Makine öğrenimi arayüz
28. https://pytorch.org, Erişim Tarihi: 01-Apr-2019, Konu: Makine öğrenimi çerçeve programı
29. https://www.tensorflow.org, Erişim Tarihi: 01-Apr-2019, Konu: Makine öğrenimi çerçeve programı
30. https://www.deepsig.io/datasets, Erişim Tarihi: 01-Apr-2019, Konu: Telsiz veri bankası
31. https://colab.research.google.com, Erişim Tarihi: 01-Apr-2019, Konu: Makine öğrenimi model geliştirme platformu
32. https://caffe2.ai, Erişim Tarihi: 01-Apr-2019, Konu: Makine öğrenimi çerçeve programı
33. https://www.anaconda.com, Erişim Tarihi: 01-Apr-2019, Konu: Python programlama paltformu
34. Ibnkahla, M., 2000. Applications of neural networks to digital communications–a survey. Signal processing 80, 1185–1215.
35. Ioffe, S., Szegedy, C., 2015. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. arXiv preprint arXiv:1502.03167.
36. Jaderberg, M., Czarnecki, W.M., Osindero, S., Vinyals, O., Graves, A., Silver, D., Kavukcuoglu, K., 2017. Decoupled neural interfaces using synthetic gradients, in: Proceedings 34th International ConferenceMachineLearningVolume70. JMLR. org, pp. 1627–1635.
37. Kim, K., Lee, J., Choi, J., 2018. Deep Learning Based Pilot Allocation Scheme (DL-PAS) for 5G Massive MIMO System. IEEE Communications Letters 22, 828–831.
38. Kingma, D.P., Ba, J., 2014. Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980.
39. Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G.E., 2012. Imagenet classification with deep convolutional neural networks, in: Advances neural information processing systems. pp. 1097–1105.
40. LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G., 2015. Deep learning. nature 521, 436.
41. Lee, J.H., Kim, J., Kim, B., Yoon, D., Choi, J.W., 2017. Robust Automatic Modulation Classification Technique for Fading Channels via Deep Neural Network. Entropy 19, 454.
42. Lee, W., Kim, M., Cho, D., 2018. Deep Power Control: Transmit Power Control Scheme Based on Convolutional Neural Network. IEEE Communications Letters 22, 1276–1279.
43. Li, X., Alkhateeb, A., Tepedelenlioglu, C., 2018. Generative adversarial estimation of channel covariance in vehicular millimeter wave systems, in: 201852ndAsilomarConference Signals, Systems,Computers. IEEE, pp. 1572–1576.
44. Lin, T., Zhu, Y., 2019. Beamforming Design for Large-Scale Antenna Arrays Using Deep Learning.
45. Mendis, G.J., Wei, J., Madanayake, A., 2016. Deep learning-based automated modulation classification for cognitive radio, in: 2016IEEEInternationalConference Communication Systems (ICCS). pp. 1–6.
46. Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Graves, A., Antonoglou, I., Wierstra, D., Riedmiller, M.A., 2013. Playing Atari with Deep Reinforcement Learning. CoRR abs/1312.5602.
47. Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A.A., Veness, J., Bellemare, M.G., Graves, A., Riedmiller, M.A., Fidjeland, A., Ostrovski, G., Petersen, S., Beattie, C., Sadik, A., Antonoglou, I., King, H., Kumaran, D., Wierstra, D., Legg, S., Hassabis, D., 2015. Human-level control through deep reinforcement learning. Nature 518, 529–533.
48. Nachmani, E., Be’ery, Y., Burshtein, D., 2016. Learning to decode linear codes using deep learning, in: 201654thAnnualAllertonConference Communication, Control,Computing(Allerton). pp. 341–346.
49. Nachmani, E., Marciano, E., Lugosch, L., Gross, W.J., Burshtein, D., Be’ery, Y., 2018. Deep Learning Methods for Improved Decoding of Linear Codes. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing 12, 119–131.
50. O’Shea, T., Hoydis, J., 2017a. An introduction to deep learning for the physical layer. IEEE Transactions on Cognitive Communications ve Networking 3, 563–575.
51. O’Shea, T., Karra, K., Clancy, T.C., 2017. Learning approximate neural estimators for wireless channel state information, in: 2017IEEE27thInternationalWorkshop Machine LearningSignalProcessing(MLSP). IEEE, pp. 1–7.
52. O’Shea, T.J., Corgan, J., 2016. Convolutional Radio Modulation Recognition Networks. CoRR abs/1602.04105.
53. O’Shea, T.J., Corgan, J., Clancy, T.C., 2016, Unsupervised Representation Learning of Structured Radio Communication Signals.
54. O’Shea, T.J., Erpek, T., Clancy, T.C., 2017. Deep learning based MIMO communications. arXiv preprint arXiv:1707.07980.
55. O’Shea, T.J., Hoydis, J., 2017b. An introduction to machine learning communications systems. arXiv preprint 1702.
56. O’Shea, T.J., Karra, K., Clancy, T.C., 2016. Learning to communicate: Channel auto-encoders, domain specific regularizers, ve attention, in: SignalProcessing Information Technology (ISSPIT), 2016 IEEE International Symposium. IEEE, pp. 223–228.
57. O’Shea, T.J., Roy, T., Clancy, T.C., 2017, Over the Air Deep Learning Based Radio Signal Classification. CoRR abs/1712.04578.
58. O’Shea, T.J., West, N., Vondal, M., Clancy, T.C., 2017, Semi-Supervised Radio Signal Identification.
59. Ramjee, S., Ju, S., Yang, D., Liu, X., Gamal, A.E., Eldar, Y.C., 2019. Fast Deep Learning for Automatic Modulation Classification. CoRR abs/1901.05850.
60. Sak, H., Senior, A., Rao, K., Beaufays, F., 2015. Fast ve accurate recurrent neural network acoustic models for speech recognition. arXiv preprint arXiv:1507.06947.
61. Silver, D., Huang, A., Maddison, C.J., Guez, A., Sifre, L., Driessche, G. van den, Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V., Lanctot, M., Dieleman, S., Grewe, D., Nham, J., Kalchbrenner, N., Sutskever, I., Lillicrap, T.P., Leach, M., Kavukcuoglu, K., Graepel, T., Hassabis, D., 2016. Mastering the game of Go with deep neural networks ve tree search. Nature 529, 484–489.
62. Soltani, M., Pourahmadi, V., Mirzaei, A., Sheikhzadeh, H., 2019. Deep Learning-Based Channel Estimation. IEEE Communications Letters.
63. Sorokina, M., Turitsyn, S., 2014. Regeneration limit of classical Shannon capacity. Nature communications 5, 3861.
64. Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., Salakhutdinov, R., 2014. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. The Journal of Machine Learning Research 15, 1929–1958.
65. Sun, H., Chen, X., Shi, Q., Hong, M., Fu, X., Sidiropoulos, N.D., 2017. Learning to optimize: Training deep neural networks for wireless resource management, in: 2017IEEE18thInternationalWorkshop Signal Processing AdvancesWirelessCommunications(SPAWC). pp. 1–6.
66. Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., Rabinovich, A., 2015. Going deeper with convolutions, in: Proceedings IEEE conferenceComputervision pattern recognition. pp. 1–9.
67. Vaezi, M., Schober, R., Ding, Z., Poor, H.V., 2018. Non-orthogonal multiple access: Common myths ve critical questions. arXiv preprint arXiv:1809.07224.
68. Wang, H., Wu, Z., Ma, S., Lu, S., Zhang, H., Ding, G., Li, S., 2019. Deep Learning for Signal Demodulation in Physical Layer Wireless Communications: Prototype Platform, Open Dataset, ve Analytics. IEEE Access 7, 30792–30801.
69. West, N.E., O’Shea, T.J., 2017. Deep Architectures for Modulation Recognition. CoRR abs/1703.09197.
70. Xiong, W., Droppo, J., Huang, X., Seide, F., Seltzer, M., Stolcke, A., Yu, D., Zweig, G., 2016. Achieving human parity in conversational speech recognition. arXiv preprint arXiv:1610.05256.
71. Xu, W., Zhong, Z., Be’ery, Y., You, X., Zhang, C., 2018. Joint Neural Network Equalizer ve Decoder. 2018 15th International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS) 1–5.
72. Ye, H., Li, G.Y., 2017. Initial Results on Deep Learning for Joint Channel Equalization ve Decoding, in: 2017IEEE86thVehicularTechnologyConference(VTCFall). pp. 1–5.
73. Ye, H., Li, G.Y., Juang, B.-H., 2018. Power of deep learning for channel estimation ve signal detection in OFDM systems. IEEE Wireless Communications Letters 7, 114–117.
74. Yu, S., n.d. Neuro-inspired computing with emerging nonvolatile memorys, Proceedings of the IEEE 106.2 (2018): 260-285.
75. Zhang, D., Ding, W., Zhang, B., Xie, C., Li, H., Liu, C., Han, J., 2018. Automatic Modulation Classification Based on Deep Learning for Unmanned Aerial Vehicles, in: Sensors.

1. Ege Üniversitesi Kampüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği, 35100, Bornova / İzmir [↑](#footnote-ref-1)
2. \*\* Serbest araştırmacı, Menemen / İzmir

   İletişim Yazarı: Mete Yıldırım ([meteyildirim2005@gmail.com](mailto:meteyildirim2005@gmail.com), [mete.yildirim@mail.ege.edu.tr](mailto:mete.yildirim@mail.ege.edu.tr)) [↑](#footnote-ref-2)