



T.C.
KONYA TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ



DERİN ÖĞRENME AĞ YAPILARININ UYKU
EVRELEME PROBLEMLERİNE
UYGULANMASI

Enes EFE

DOKTORA TEZİ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

ARALIK-2022
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Enes EFE tarafından hazırlanan “DERİN ÖĞRENME AĞ YAPILARININ UYKU EVRELEME PROBLEMLERİNE UYGULANMASI” adlı tez çalışması 30/12/22 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Konya Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı’nda DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Başkan

Prof. Dr. İsmail SARITAŞ

.....

Danışman

Prof. Dr. Seral ÖZŞEN

.....

Üye

Doç. Dr. Rahime CEYLAN

.....

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Burak YILMAZ

.....

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Hasan KOYUNCU

.....

Yukarıdaki sonucu onaylıyorum.

Prof. Dr. Saadettin Erhan KESEN
Enstitü Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

Enes EFE

.../.../2022

ÖZET

DOKTORA TEZİ

DERİN ÖĞRENME AĞ YAPILARININ UYKU EVRELEME PROBLEMLERİNE UYGULANMASI

Enes EFE

Konya Teknik Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Seral ÖZŞEN

2022, 110 Sayfa

Jüri

Uyku, metabolizmayı yavaşlatarak vücudu rahatlatır ve dinlendirir, uyandığımızda fiziksel olarak daha güçlü ve zinde olmamızı sağlar. Ancak insanlarda meydana gelebilecek bir uyku bozukluğunda bu süreç tersine döner ve vücutta çeşitli rahatsızlıklar meydana gelir. Uyku evrelerinin belirlenmesi, bu tür uyku bozukluklarının teşhis ve tedavisi için hayati önem taşımaktadır. Bununla birlikte, uyku aşamalarının manuel olarak puanlanması yorucu, zaman alıcıdır ve önemli ölçüde uzmanlık gerektirir. Aynı zamanda uzmanlar arasındaki deneyim ve yorumlama farklılıkları da manuel uyku evrelemeyi bir derecede nesnellikten uzaklaştırmaktadır. Derin öğrenme teknikleri bu süreci otomatikleştirebilir, bu sorunların üstesinden gelebilir ve daha tutarlı sonuçlar üretebilir. Bu amaçla üç farklı çalışma yapılmıştır. Bunlardan ilki giriş verilerinin en doğru temsilini bulabilmek adına Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD), Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD), Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD), Hilbert-Huang Dönüşümü (HHD), Ayrık Gabor Dönüşümü (AGD), Hızlı Walsh-Hadamard Dönüşümü (HWHD), Choi-Williams Dağılımı (CWD) ve Wigner-Willie Dağılımı (WWD) ile elde edilen Zaman-Frekans bileşenlerinin tek kanallı elektroensefalogram (EEG) tabanlı gözetimli derin bir Evrişimsel Sinir Ağına (ESA) verilmesi ve otomatik uyku evreleme işleminin gerçekleştirilmesidir. Yapılan bu çalışmada elde edilen sonuçlar, giriş verilerinin en doğru temsili için kullanılan dönüşüm yöntemlerinin, zaman, frekans veya non-linear özelliklerin elde edildiği manuel yani el-yapımı özellik çıkarımına dayalı geleneksel yöntemlerden çok daha iyi olduğunu göstermiştir. İkinci yapılan çalışma temel olarak dengesiz verisetlerinde sınıflandırma problemini Siyam Sinir Ağları'nın yardımıyla çözmeyi amaçlamaktadır. Ağ tasarımı sırasında, benzerlik skorunu hesaplayabilmek için Öklid, Manhattan, Jaccard, Kosinüs, Canberra, Bray-Curtis ve Kullback-Leibler Diverjans olmak üzere yedi farklı mesafe ölçüm yöntemi seçilmiştir. Bu sayede, derin öğrenme ve SSA'lara dayalı otomatik uyku evrelemesi için yeni bir rekabetçi yöntem türetilmiştir. Son olarak eğitim veri dengesizliği problemini çözmek için Odak Kaybı (OK) ve AKD yöntemlerini kullanan yeni bir hibrit sinir ağı mimarisi önerilmiştir. Model, k-kat çapraz doğrulama (KÇD) (kişi bazlı) kullanılarak dört farklı veritabanında eğitilmiş ve en yüksek puan iki kanal (EEG-Elektrookülogram (EOG)) kullanıldığında %87,11 doğruluk, %81,81 Kappa puanı ve %79,83 MF1 olarak elde edilmiştir. Yaklaşımımızın sonuçları, mevcut yöntemlerle karşılaştırıldığında umut vericidir.

Anahtar Kelimeler: Ayrık kosinüs dönüşümü, ESA, UKSB, Otomatik uyku evreleme, Odak Kaybı.

ABSTRACT

PhD THESIS

Application of Deep Learning Architectures on Sleep Staging Problems

Enes EFE

**Konya Technical University
Institute of Graduate Studies
Department of Electrical and Electronics Engineering**

Advisor: Prof. Dr. Seral ÖZŞEN

2022, 110 Pages

Jury

Sleep relaxes and rests the body by slowing down the metabolism, making us physically stronger and fitter when we wake up. However, in a sleep disorder that may occur in humans, this process is reversed, and various disorders occur in the body. Therefore, the determination of sleep stages is of vital importance for the diagnosis and treatment of such sleep disorders. However, manual scoring of sleep stages is tedious, time-consuming, and requires considerable expertise. It also suffers from inter-observer variability. Deep learning techniques can automate this process, overcome these problems, and produce more consistent results. For this purpose, three different studies were conducted. Firstly, Time-Frequency components obtained by Short Time Fourier Transform, Discrete Wavelet Transform, Discrete Cosine Transform, Hilbert-Huang Transform, Discrete Gabor Transform, Fast Walsh-Hadamard Transform, Choi-Williams Distribution, and Wigner-Willie Distribution were classified with a supervised deep convolutional neural network to perform sleep staging. The results obtained in this study showed that the transformation methods used for the most accurate representation of the input data are much better than the traditional methods based on manual feature extraction, where time, frequency, or nonlinear features are obtained. The second study aims to solve the classification problem in imbalanced datasets with the help of Siamese Neural Networks. Seven distance measurement methods were chosen to calculate the similarity score during the network design: Euclidean, Manhattan, Jaccard, Cosine, Canberra, Bray-Curtis, and Kullback-Leibler Divergence. Thus, a new competitive method for automatic sleep staging based on deep learning and SNNs has been derived. Finally, a new hybrid neural network architecture is proposed using focal loss and discrete cosine transformation methods to solve the training data imbalance problem. The model was trained on four different databases using k-fold cross-validation (subject-wise), and the highest score was 87.11% accuracy, 81.81% Kappa score, and 79.83% MF1 when using two channels (EEG-EOG). The results of our approach are promising when compared to existing methods.

Keywords: Discrete Cosine Transform, CNN, LSTM, Sleep Staging, Focal Loss

ÖNSÖZ

Bu tez çalışmamın her aşamasında bilgi ve tecrübeleriyle bana yol gösteren, benden yardımlarını hiçbir zaman esirgemeyen ve her konuda bana anlayış gösteren değerli tez danışmanım Prof. Dr. Seral ÖZŞEN'e,

Çalışmalarım sırasında desteklerini ve yardımlarını esirgemeyen Hitit Üniversitesi ve Konya Teknik Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü'nün tüm öğretim elemanlarına;

Güler yüzlü ve yardımsever personelleriyle tüm Lisansüstü Eğitim Enstitüsü ekibine,

Her zaman yanımda olan, maddi ve manevi desteklerini her an arkamda hissettiğim başta eşim Fatma Nur EFE olmak üzere tüm aileme,

Teşekkürlerimi sunarım.

Enes EFE
KONYA-2022

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
ÖNSÖZ	vi
İÇİNDEKİLER	vii
SİMGELER VE KISALTMALAR	ix
1. GİRİŞ	1
1.1. Tez Konusunun Tanıtılması.....	3
1.2. Tez Çalışmasının Amacı ve Önemi	4
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	7
3. MATERYAL VE YÖNTEM	16
3.1. Deneyleerde Kullanılan Verisetleri	16
3.2. Uyku Sinyallerinin Zaman-Frekans Ortamında Analizi.....	20
3.2.1. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD)	21
3.2.2. Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD).....	21
3.2.3. Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD)	22
3.2.4. Hilbert-Huang Dönüşümü (HHD)	23
3.2.5. Ayrık Gabor Dönüşümü (AGD)	24
3.2.6. Hızlı Walsh Hadamard Dönüşümü (HWHD).....	25
3.2.7. Wigner-Willie Dağılımı (WWD).....	25
3.2.8. Choi-Williams Dağılımı (CWD)	26
3.3. Yapay Zekâ, Makine Öğrenimi ve Derin Öğrenme İlişkisi.....	27
3.3.1. Yapay Zekânın araştırma alanları	30
3.3.2. Yapay Zekânın uygulama senaryoları	32
3.4. Evrişimsel Sinir Ağları (ESA)	36
3.4.1. Temel ESA bileşenleri	37
3.4.2. ESA'lar da yaşanan gelişmeler	39
3.5. Siyam Sinir Ağları (SSA)	51
3.5.1. Mesafe ölçüm yöntemleri	54
3.6. CoSleepNet	57
3.6.1. CoSleepNet1	58
3.6.2. CoSleepNet2	62
3.7. Veri Önışlem Yöntemleri.....	64
3.7.1. CWD ve WWD yöntemleri için önışleme	64
3.7.2. Veri Artırma Yöntemleri	65
3.7.3. Uyku Sinyallerinde Elektrot Bağlantı Kopukluğu Tespiti.....	66
3.8. İstatistiksel Değerlendirme Yöntemleri	69
3.8.1. Kappa Testi	69

3.8.2. Karmaşıklık Matrisi	69
3.8.3. Hold-Out ve Çapraz-Doğrulama Yöntemleri	70
4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA.....	72
4.1. Zaman-Frekans Yöntemlerinin Karşılaştırılması.....	72
4.1.1. KZFD-ESA Metodu Sonuçları	73
4.1.2. ADD-ESA Metodu Sonuçları	74
4.1.3. AKD, HHD, AGD ve HWHD-ESA Metodu Sonuçları.....	76
4.1.4. WWD ve CWD – ESA Metodu Sonuçları.....	80
4.2. Siyam Sinir Ağlarıyla Otomatik Uyku Evreleme Sistemi	82
4.3. CoSleepNet	86
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	91
KAYNAKLAR	95



SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

ψ	: Dalgacık fonksiyonu
(a_n)	: Yaklaşım bileşeni
(d_n)	: Detay bileşeni
$Y(0)$: Ortalama sinyal değeri
$re_n(t)$: Artık işaret
$c_i(t)$ ve $\hat{c}_i(t)$: Karmaşık eşlenik çift
$a_i(t)$: Anlık genlik fonksiyonu
$\vartheta(t)$: Anlık faz fonksiyonu
ΔM ve ΔN	: Zaman ve frekans örnekleme aralıkları
$WAL(m, i)$: Walsh fonksiyonları
$h(\tau)$: Pencereleme fonksiyonu
$q(x)$ ve $p(x)$: Yaklaşım ve gerçek dağılım
\odot	: İki vektör veya metriğin skaler çarpımı
γ	: Odaklama parametresi

Kısaltmalar

AASM	: Amerikan Uyku Tıbbı Akademisi
EEG	: Elektroensefalogram
EOG	: Elektrookülogram
EMG	: Elektromiyogram
EKG	: Elektrokardiyogram
PSG	: Polisomnogram
W	: Uyanık
N1	: Evre 1
N2	: Evre 2
N3	: Evre 3
REM	: Hızlı Göz Hareketleri
KZFD	: Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü
ADD	: Ayrık Dalgacık Dönüşümü
AKD	: Ayrık Kosinüs Dönüşümü
HHH	: Hilbert-Huang Dönüşümü
AGD	: Ayrık Gabor Dönüşümü
HWHD	: Hızlı Walsh-Hadamard Dönüşümü
CWD	: Choi-Williams Dağılımı
WWD	: Wigner-Willie Dağılımı
SSA	: Siyam Sinir Ağları
KLD	: Kullback-Leibler diverjans
OK	: Odak Kaybı
UKSB	: Uzun-kısa süreli bellek
ESA	: Evrişimsel Sinir Ağı
EYK	: En Yakın Komşu
SDD	: Sürekli Dalgacık Dönüşümü
DVM	: Destek Vektör Makinesi

1. GİRİŞ

İnsan yaşam kalitesini ve sağlığını etkileyen en önemli faktörlerden birisi uykudur. Uykunun bireyler üzerinde biyolojik ve psikolojik birçok etkisi vardır (Eaton et al., 2010; Roffwarg, Muzio, & Dement, 1966). Uyku vücutta onarıcı ve düzenleyici bir görev üstlenir, bu yüzden yetersiz veya kalitesiz bir gece uykusu sonucu vücutta çeşitli rahatsızlıklar görülebilir (Alhassani & Al-Zahrani, 2020; Benington & Heller, 1995; Redline et al., 2004; Wisana, Nugraha, & Estiwidani, 2021). Kişiden kişiye değişmekle birlikte sağlıklı bir yetişkinin günlük ortalama 8 saat uyuması tavsiye edilmektedir (Da Silva et al., 2016). Ancak uykuda geçirilen süreyle birlikte uyku kalitesi de oldukça önemlidir ve yapılan araştırmalara göre yetişkinlerin bir kısmı ile yaşlıların yaklaşık %40'ı uyku problemlerinden şikâyet etmektedir (Vitiello, 1997).

Uyku hastalıklarının tespit edilmesi ve uyku kalitesinin ölçülmesi amacıyla bireyler uyku laboratuvarlarında gözlem altında, vücutlarının belirli yerlerine çeşitli ölçüm cihazları bağlanarak belirli bir süre boyunca uyutulurlar. Uyku alanında uzman doktorlar tarafından vücudun belirli yerlerine yerleştirilen bu sensörlerden gelen bilgiler analiz edilir ve uykunun kalitesi belirlenir. Polisomnogram (PSG), vücuda yerleştirilen bu sensörlerden alınan çoklu fizyolojik sinyallerdir ve uyku analizlerinde en fazla kullanılan tanı aracıdır (Sharma, Pachori, & Upadhyay, 2017). Hastaların uyku analizlerinde kullanılan uyku evreleme yöntemi genelde EEG, EOG ve elektromiyogram (EMG) kayıtlarının kullanıldığı AASM (Amerikan Uyku Tıbbi Akademisi)'nin yayınladığı kılavuz doğrultusunda yapılır. Her evre 30 saniyelik kısımlara ayrılır ve bunlara epok adı verilir. Her epok Uyanık (W), Evre 1 (N1), Evre 2 (N2), Evre 3 (N3) ve Hızlı Göz Hareketleri (REM) olmak üzere toplam 5 etiketten oluşur. Uyku evreleri etiketleme işlemi sonrası hastaların uyku/uyanık geçen süreleri birbirinden ayrılmış olur (Berry et al., 2012; Rosenberg & Van Hout, 2013).

Uyku evreleme işlemi uzman doktorlar tarafından yapılır ve insan hatalarına açık, uzun ve oldukça yorucu bir süreçtir. Bu nedenle otomatik uyku evreleme sistemlerine ihtiyaç duyulmakta ve bu alanda her yıl birçok çalışma yapılmaktadır (Biswal et al., 2017; Krakovská & Mezeiová, 2011; Redmond & Heneghan, 2006). Otomatik uyku evreleme ile ilgili yapılan çalışmalarda birden fazla kanal kullanılabildiği gibi (EEG, EOG ve EMG) (Andreotti, Phan, & De Vos, 2018; W. Huang et al., 2020; Lajnef et al., 2015), tek kanallı EEG gibi sinyaller de kullanılabilir (Sors, Bonnet, Mirek, Vercueil, & Payen, 2018; Supratak, Dong, Wu, & Guo, 2017; Tsinalis, Matthews, Guo, & Zafeiriou, 2016;

Y. Wang, Loparo, Kelly, & Kaplan, 2015). Otomatik uyku evreleme sistemlerinde çok kanallı sinyaller yerine tek kanallı sinyaller kullanmak az sayıda elektrot ve kablo gerektirdiğinden daha konforlu bir uykunun yanı sıra hafif, giyilebilir ve kolayca taşınabilen cihazlara izin verir (Sors et al., 2018). EEG sinyalleri, deterministik olmaması ve elektrokardiyogram (EKG) sinyalleri gibi özel bir oluşumları olmaması nedeniyle literatürde sıkça tercih edilirken, EEG sinyali analizlerinde genelde istatistiksel ve parametrik analiz yöntemleri kullanılır (Kıymık, Güler, Dizibüyük, & Akın, 2005). Yapılan çalışmalara bakıldığında, otomatik uyku evreleme işleminde kullanılacak sinyallerin her bir epok'undan özellik çıkarımı yapma amacıyla zaman, frekans ve zaman-frekans domeni kullanılmıştır. Çıkarılan bu özellikler zaman domeni özellikleri, frekans domeni özellikleri ve non-linear özellikler olmak üzere 3 kategoriye ayrılabilir (Radha, Garcia-Molina, Poel, & Tononi, 2014). Daha sonra uyku evresini belirlemek amacıyla her bir epok'dan çıkarılan bu özellikler, sınıflandırıcıları eğitmek için kullanılır (Supratak et al., 2017). Genelde kullanılan bu yöntem geleneksel makine öğrenmesi sınıflandırıcı ağlarda tercih edilir. Örneğin bazı çalışmalarda Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD), Hilbert-Huang Dönüşümü (HHD) veya çağdaş matematiksel araçlar gibi yöntemler kullanılarak çıkarılan özellikler Destek Vektör Makinesi (DVM), Rastgele Orman (RO) veya En Yakın Komşu (EYK) gibi geleneksel makine öğrenmesi sınıflandırıcı ağlarda kullanılarak performans değerlendirmesi yapılmıştır (Chriskos et al., 2017; Guo, Lu, Liu, & Xu, 2015; Hassan & Bhuiyan, 2016c; W. Huang et al., 2020; Khalighi, Sousa, Oliveira, Pires, & Nunes, 2011; Y. Li, Yingle, Gu, & Qinye, 2009; Liao, Zhang, Wang, & Xie, 2020; Y. Liu, Yan, Zeng, & Wang, 2010; Tabar, Mikkelsen, Rank, Hemmsen, & Kidmose, 2021). Tüm bu işlemlerin oldukça zaman alıcı ve zahmetli olmasından dolayı, son zamanlarda yapılan birçok çalışmada ağa verilen sinyallerden özellikleri otomatik çıkaran ESA gibi derin öğrenme algoritmaları tercih edilmeye başlanmıştır.

Bu tez çalışmasında derin öğrenme ağ yapıları kullanılarak yüksek performanslı otomatik uyku evreleme sistemleri tasarlanmıştır. Söz konusu sistemler ile birlikte uyku bozukluğu ve hastalığına sahip kişilerin teşhisi sağlanacak ve bu sayede alanında uzman doktorlar hastaya gerekli müdahaleleri etkin ve hızlı bir şekilde yapabilecektir. Çalışmada genel olarak uyku sırasında kaydedilen EEG, EOG ve EMG sinyalleri kullanılmıştır. Bu tez çalışmasının geri kalanı şu şekilde organize edilmiştir:

İlk bölümde tezin konusu, amacı ve önemi ile ilgili detaylı bilgiler verilmiş ve açıklanmıştır. Tezin ikinci bölümünde literatür taraması yapılarak konuya yakın çalışmalar ele alınmış ve bu çalışmalarla ilgili kısaca bilgiler verilmiştir. Bir sonraki

bölümde bu tez çalışması kapsamında kullanılan verisetleri ve önerilen yöntemlerin ayrıntılı matematiksel tanımlamalarla birlikte açıklaması yer almaktadır. Ayrıca kullanılan ve önerilen yöntemler birden çok veri seti üzerinde test edilmiş ve elde edilen sonuçlar, grafik ve çizelgeler halinde ayrıntılı bir şekilde Bölüm 4'te sunulmuştur. Bir sonraki bölümde bu sonuçlar yorumlanarak tartışılmıştır. Son bölümde ise, elde edilen araştırma sonuçları özetlenerek daha sonra yapılacak çalışmalar için araştırmacılara birtakım önerilerde bulunulmuştur.

1.1. Tez Konusunun Tanıtılması

Otomatik Uyku Evreleme konusunda yapılan çalışmalar ağız sinyal giriş türlerine göre 2 kategoriye ayrılabilir (Phan et al., 2021). Bunlardan birincisi bir boyutlu ham sinyaller (Chambon, Galtier, Arnal, Wainrib, & Gramfort, 2018; Mikkelsen & De Vos, 2018; Tsinalis et al., 2016), diğeri ise 2 boyutlu zaman-frekans işaretleridir (Ahmed, Natarajan, & Rao, 1974; Jayathilake, Perera, & Chamikara, 2013; Nasiri & Clifford, 2020; Phan, Andreotti, Cooray, Chén, & De Vos, 2018). Elde edilen Zaman-Frekans görüntüleri Gabor Dönüşümü, KZFD, vb. gibi dönüşümler kullanılarak ham sinyallerden türetilir ve ağ mimarisine verilerek sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir. Yapılan bu çalışmada ilk olarak KZFD, ADD, AKD, HHD, AGD, HWHD, CWD ve WWD ile elde edilen Zaman-Frekans bileşenleri, tek kanallı EEG tabanlı gözetimli derin bir ESA'ya verilerek uyku evreleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Yapılan bu çalışma ile 8 farklı dönüşümden faydalanarak, uyku evrelerinin derin öğrenmeye dayalı otomatik olarak sınıflandırılması için giriş verilerinin en doğru temsili bulunmaya çalışılmıştır. Kullanılan yöntemlerden bazıları (AKD, HWHD gibi yöntemler) literatürde ilk defa herhangi bir özellik mühendisliği gerektirmeden uçtan uca kullanılarak (dönüşüm sonucunda elde edilen veriler, herhangi bir özellik çıkarımı yapılmadan ağa aktarılır) analiz edilmiştir. Fakat yüksek performans için giriş verilerinin en doğru temsilini bulmak tek başına yeterli değildir. Bunun en önemli nedeni, uyku sinyallerinin doğası gereği her sınıftan eşit miktarda veri alınamaması ve geleneksel sınıflandırıcı ağların her sınıftan büyük miktarda dengeli veri gerektirmesidir (Cheng Zhang, Liu, Ma, & Fu, 2016). Bu sorun, dengesiz veriler üzerinde oldukça başarılı olan Siyam Sinir Ağları (SSA'lar) tarafından çözülebilir. Bu ağlar ilk olarak 1990'larda Bromley ve ark. (1993) tarafından imza doğrulama işlemlerinde kullanılmıştır. Daha sonra 2005'de Chopra ve ark. (2005) ham görüntülere dayalı yüz doğrulaması için SSA'nı tercih ederek bu ağları resmileştirmişlerdir. Son

zamanlarda, SSA'lar görüntü işleme (Taigman, Yang, Ranzato, & Wolf, 2014), biyoloji (Jindal, Gupta, Yadav, Sharma, & Vig, 2017), optik-fizik (Zou, Li, Chen, & Lan, 2018) ve tıp-sağlık (X. Zeng, Chen, Luo, & Ye, 2019) gibi çeşitli alanlarda başarıyla uygulanmıştır. Tüm bu nedenlerden dolayı tez çalışması kapsamında bir sonraki çalışma olarak SSA'lar kullanılmıştır. Ağ tasarımı sırasında, benzerlik skorunu hesaplamak için Öklid, Manhattan, Jaccard, Kosinüs, Canberra, Bray-Curtis ve Kullback-Leibler diverjans (KLD) dahil olmak üzere yedi farklı mesafe ölçüm yöntemi seçilmiştir. Bildiğimiz kadarıyla SSA yapısı otomatik uyku evreleme alanında ilk kez denenmiştir.

SSA yapısının dengesiz veriler üzerindeki başarısına rağmen özellikle son yıllarda birçok alanda performansı daha da yukarıya çekecek yeni çalışmalar yapılmıştır. Bunlardan birisi, Lin ve arkadaşları (2017) tarafından nesne dedektörü üzerine yapılan bir çalışmadır. Bu çalışmada kayıp fonksiyonu olarak geleneksel ağlarda yaygın olarak kullanılan Kategorik Çapraz Entropi (KÇE) yerine ilk kez OK önerilmiştir. Daha sonra zaman serisi analizi (Romdhane & Pr, 2020), ses tanıma (Zhu, Dai, Hu, & Li, 2020) ve dil işleme (Iikura, Okada, & Mori, 2020) gibi birçok farklı alanda derin öğrenme tekniklerinin OK ile birlikte kullanıldığı çalışmalar yaygınlaşmıştır. Bu konuda yapılan en dikkat çekici çalışmalardan birisi ise Petmezas ve ark. (2021) tarafından dengesiz bir EKG veri kümesi üzerinde gerçekleştirilen çalışmadır. Bu çalışmada hibrit Uzun-Kısa Süreli Bellek (UKSB) ve ESA ağ mimarisi kullanılmış, kayıp fonksiyonu olarak yine OK yaklaşımı tercih edilmiştir. Hibrit ağın ESA kısmı öznelik çıkarıcı olarak, UKSB kısmı ise giriş verilerininin zamansal dinamiklerini öğrenen bir bilgi seçici olarak kullanılmıştır.

Bu bilgiler ışığında tezin son çalışması olarak otomatik uyku evreleme performansını daha da artırmak ve sınıflama hatalarını en aza indirebilmek amacıyla dengesiz veriler üzerindeki mükemmelliği nedeniyle Odak Kayıplı ESA-UKSB'nin AKD ile bir kombinasyonunu kullanan yeni bir ağ modeli (CoSleepNet) önerilmiştir. Bu çalışma sayesinde çok kanallı uyku verilerini kullanarak uyku evrelemesi için minimum model karmaşıklığına sahip yeni bir derin öğrenme modeli sunulmuştur. Bu model, frekans öğrenme yaklaşımını geleneksel öğrenme yaklaşımı ile birleştirerek dengesiz verilerde sınıflandırma performansını artırmayı amaçlamaktadır.

1.2. Tez Çalışmasının Amacı ve Önemi

Uyku serebral korteksi korur, vücudun direncini artırır ve zinde kalmasına yardımcı olur. Ayrıca ruh halini korumada, bağışıklık sistemini ve metabolizmayı

iyileştirmede önemli bir rol oynar. Kısacası uyku, insan için hayati öneme sahip fizyolojik ve psikolojik bir süreçtir (Irwin, 2015). Bu nedenle kişilerde meydana gelebilecek bir uyku bozukluğunun yaşam kalitelerini ciddi şekilde etkileyeceği söylenebilir. Örneğin, bu en yaygın bozukluklardan birisi uyku ataletidir. Derin uyku evresinde ani uyanmaya bağlı olarak görülen bu hastalık nedeniyle, uyanma anından sonraki 4 saate kadar iştahsızlık, motivasyon kaybı ve sosyal isteksizlik gibi ciddi rahatsızlıklar görülebilmektedir. Ayrıca yapılan çalışmalar incelendiğinde diğer uyku bozuklukları olan kişilerde de depresyon, irritabilite, panik atak gibi ciddi psikolojik problemlerin yaşanabileceği gözlemlenmiştir. Bu nedenle bu hastalıkların teşhisi ve önlenmesi amacıyla insanların uyku düzenlerini izlemek ve anlamak, uyku bozukluklarını teşhis etmek, farklı uyku bozukluklarının insanları nasıl etkilediğini anlamak ve uykunun genel sağlık üzerindeki etkilerini incelemek için birçok otomatik uyku evreleme sistemleri tasarlanmış ve hâlen tasarlanmaya devam etmektedir. Ancak uyku uzmanları tarafından genel olarak kabul edilen uygulanabilir, yüksek doğrulukta bir sistemin geliştirilmesi bir dizi olumsuz faktör nedeniyle bugüne kadar pek mümkün olmamıştır. Bu olumsuzluklardan ilki, uykunun hâlen iyi anlaşılmayan karmaşık bir olgu olmasıdır. İkincisi iyi bir gece uykusunu neyin oluşturduğuna dair hala kesin kanıya varılmış bir tanım yoktur. Üçüncü olarak uyku sistemlerinin doğruluğunu ölçmek için henüz tam bir altın standart belirlenmemiştir. Dördüncüsü ise uyku yaş, sağlık ve yaşam tarzı gibi çeşitli faktörlerden etkilenir ve bu da herkese uyan tek bir çözüm oluşturmayı zorlaştırmaktadır. Son olarak, uyku sistemleri genellikle oldukça pahalıdır ve kullanımı özel eğitim gerektirmektedir. Ayrıca incelenen sinyallerin gürültü, kopukluk gibi istenmeyen durumlar barındırması da bu olumsuz etmenlerin spesifik zorluklarından bazılarıdır.

Tüm bu nedenlerden dolayı ilk olarak oluşturulacak sistemde performansın daha doğru bir şekilde test edilebilmesi için deneklerin yaş aralığının dar ve geniş olduğu veri setleri seçilmiş, ayrıca yapılan çalışmaların gerçek hayat uygulamaları ile tutarlılığının araştırılması amacıyla bir uyku laboratuvarından elde edilen verilerden de yararlanılmıştır. Ayrıca sinyallerdeki istenmeyen durumların ortadan kaldırılması amacıyla bir çalışma yürütülmüş ve performans yükseltilmeye çalışılmıştır. Daha sonra şimdiye kadar yapılan geleneksel otomatik uyku evreleme çalışmalarından farklı olarak, sinyallerden el ile yani manuel özellik çıkarımı yapmak yerine otomatik hale getiren bir sistem tasarlanmıştır. Burada temel amaç, uyku evreleme sınıflandırmasının doğruluğunu iyileştirmektir.

Sınıflandırıcı, özellikleri otomatik olarak çıkararak farklı uyku evrelerini ayırt etmek için hangi özelliklerin en önemli olduğunu öğrenebilir. Bu sayede veriler daha hızlı ve kolay analiz edilebilir ve normalde bir uyku uzmanı tarafından yapılan işlemler daha pratik bir şekilde otomatik sistem tarafından gerçekleştirilebilir. Ancak bu sistemlerde veri dengesizliği sorunu, güvenilir ve doğru yöntemler geliştirmenin önünde büyük bir engel oluşturmakta ve performansı zayıflatmaktadır. Planlanan çalışmanın ana amacı ise bu sorunu hafifletmek ve sistem performansını yükselterek PSG cihazıyla eş zamanlı çalışabilecek bir otomatik uyku evreleme sistemi tasarlamaktır.



2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Otomatik uyku evreleme sistemlerinin performansı ne kadar yüksek olursa o kadar çok güvenilir sonuçlar verir ve uzmanlar tarafından kabul görür. Bu nedenle literatürde sistem performansı devamlı yükseltilmeye çalışılmış ve konuyla ilgili bugüne kadar birçok yöntem uygulanmıştır. Bu yöntemlerden ilki kaydedilen uyku sinyallerinden el ile özellik çıkarma işlemidir ve çıkarılan bu özellikler sınıflandırıcılara verilerek performans değerlendirmesi gerçekleştirilir. Ancak bu işlemlerin oldukça zaman alıcı ve zahmetli olmasından dolayı son zamanlarda yapılan birçok çalışmada, ağa verilen sinyallerden özellikleri otomatik olarak çıkarabilen derin öğrenme algoritmaları tercih edilmeye başlanmıştır. Yenilenen teknoloji ve halka açık verisetlerinin artması sayesinde de otomatik uyku evreleme sistem performansları her geçen yıl yükselmekte ve uygulanan yöntemler sayıca artarak gelişmektedir. Yapılan bu çalışmalar incelendiğinde; Özşen ve ark. (2016) normalize edilmiş en küçük ortalamalı kareler süzgeci, özyineli en az kareler süzgeci, Buterworth süzgeci, Hampel süzgeci, Median süzgeci ve kayan ortalamalar süzgeç ile Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) yöntemlerini kullanarak uyku evreleme sistem performansını artırabilmek için EMG gürültülerini EEG'den ayırmaya çalışmışlardır. Çalışmada Necmettin Erbakan Üniv. Uyku Lab.'dan 3 hastaya ait 128 Hz. ve 256 Hz örneklenmiş PSG kayıtları kullanılmıştır. Sinyaller ilk olarak 0.3-35 ile 0.5-100 Hz 5.dereceden Buterworth süzgecinden geçirilmiş, son olarak ise YSA ile sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Toplam 2198 epok'un kullanıldığı bu çalışmada basit süzgeçleme işlemlerinin pek başarılı sonuç vermediği tespit edilmiş, ancak ADD işlemi ile temizleme %83'lük doğruluğa ulaşmış ve daha iyi sonuç elde edilmiştir.

Tuna ve ark. (2016) yaptıkları çalışmada FPG (Fotopletismografi) sinyali kullanarak uyku/uyanıklık şeklinde 2 evreli uyku evreleme işlemi gerçekleştirmişlerdir. Toplam 1658 epok ve sınıflandırıcı olarak EYK kullanmışlardır. İlk olarak FPG sinyaline 62.dereceden 0.1-20 Hz Chebyshev Type II bant geçiren filtre uygulanmış, ardından özellik çıkarım işlemi kolaylaştırma amaçlı Hareketli Ortalama (Moving Average) Filtresi kullanılmıştır. Son olarak sinyalden 10 adet özellik çıkarılmış ve sınıflandırıcıya sunulmuştur. Sonuç olarak %89 doğruluğa ulaşılmıştır.

Uçar ve ark. (2016) yapmış oldukları çalışmada FPG sinyali kullanarak uykuyu, uyku/uyanıklık şeklinde 2 evrede incelemişlerdir. İlk olarak artefakt ve gürültü giderme

amaçlı, FPG sinyali 0.1-20 Hz Chebyshev Type II bant geçiren filtre ve hareketli ortalama filtrelerinden geçirilerek 10 adet özellik çıkarılmış ve Mann-Whitney U testiyle evreler arası ilişki belirlenmiştir. Yapılan çalışmada Sakarya Hendek Devlet Hastanesi Uyku Lab.'dan alınan 2 bireyin, 128 Hz örnekleme frekansına sahip toplam 1658 epok'luk kaydı kullanılmıştır. Sonuç olarak FPG sinyalinin uyku evreleme işlemlerinde alternatif bir sinyal olarak kullanılabilceği tespit edilmiştir.

Yücelbaş ve ark. (2017) HHD yöntemi kullanarak otomatik uyku evreleme sistemi tasarlamışlardır. Yapılan çalışmada Necmettin Erbakan Üniv. Uyku Lab.'dan alınan 5 kişinin, 128 Hz. ile örneklenmiş toplam 4980 epok'luk EEG sinyalleri kullanılmıştır. 5 sınıflı YSA ile sistem performansı test edilmiştir. Her epok için ilk 4 İMF (içsel mod fonksiyonları)'den HHD yöntemiyle genlik ve frekans bilgileri elde edilmiş ve bu bilgilerden toplam 26 özellik çıkarılmıştır. Çıkarılan tüm özelliklerin sistem performansı %76 doğruluğa ulaşırken, bu özelliklerden en anlamlı olanları kullanıldığında sistem performansı %84,75'e ulaşmıştır.

Shahin ve ark. (2017) uykusuzluk çeken ile uyku şikâyeti olmayan hastalar arasında doğru bir ayırım yapmak için, iki farklı EEG kanalından çıkarılan 57 özneliği derin öğrenme algoritmaları kullanarak sınıflandırmıştır. İlk olarak, tüm uyku kaydından EEG verileri kullanılırken, sonrasında yalnızca uykusuzluktan etkilenen belirli uyku evrelerinden EEG verileri kullanılmıştır. Hem sağlıklı hem de hasta kişiler kullanılarak sistem eğitilmiştir ve test edilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde iki grup arasında sırasıyla %92 ve %86'lık bir doğruluğa ulaşılmıştır.

Supratak ve ark. (2017), ham tek kanallı EEG'ye dayalı otomatik uyku evrelemesi için DeepSleepNet adlı bir derin öğrenme modeli önermişlerdir. Bu model öne çıkan özellikleri öğrenebilmek için evrimsel sinir ağlarından oluşmaktadır. Ayrıca uyku evreleri arasındaki geçiş kurallarını öğrenebilmesi için Bi-UKSB'den yararlanmışlardır. Sonuçlar incelendiğinde %82 doğruluk elde edilmiş ve kullanılan derin ağ mimarisi sayesinde özelliklerin otomatik olarak da çıkarılabileceği gösterilmiştir.

Biswal ve ark. (2017) 10.000'den fazla hastadan alınmış PSG kayıtlarından oluşan, bugüne kadar birleştirilmiş en büyük uyku fizyolojisi veritabanı üzerinde

eđitilmiş derin ve tekrarlayan bir sinir ađını kullanmıřlardır. Sistemin ortalama sınıflandırma dođruluđu %85,76 řeklinde kaydedilmiřtir.

Savareh ve ark. (2018), yaptıkları alıřmada zellik ıkarımı amacıyla Dalgacık Ađacı Analizi yntemi kullanmıřlar ve Komřu Bileřen Analizi (NCA) ile bu zellikler arasından seilen zellikleri DVM ve YSA ile sınıflandırmıřlardır. Elde edilen sonulara gre YSA %90,3 ile en iyi performansı gstermiřtir.

Gharbali ve ark. (2018), birden fazla kanalın kullanıldıđı (EEG, EOG, EMG, EKG) bir uyku evreleme sistemi tasarlamıřlardır. Grltlerden arındırılmıř bu verilerden 80 adet zellik ıkarılarak 4 farklı kategoriye ayrılmıřtır. Daha sonra 3 farklı zellik seti oluřturularak (geleneksel, uzaklık tabanlı ve total) karar ađacı tabanlı oklu-DVM (DVM), EYK ve YSA ile sınıflandırma iřlemi gerekleřtirilmiřtir. Sonular incelendiđinde sadece DVM %80 zeri bir performans sergilemiřtir.

Sun ve ark. (2018), nrofizyolojik sinyallere dayalı otomatik uyku evreleme iin derin evriřimsel bir ađ modeli geliřtirmiřlerdir. Artık modl, uyku evrelerinin oklu-seviye zelliklerini ıkarabilmek amacıyla ađın derinliđini artırmak iin kullanılmıřtır. Uzun-Kısa Sreli Bellek (UKSB) ise uyku srecinde uyku geiř mekanizmasını đrenmek iin kullanılmıřtır. 20-KD kullanılarak gerekleřtirilen deneylerde elde edilen sonular, geliřtirilen modelin %81 dođruluk ve %73,6 MF1 (makro F1) puanı elde ettiđini gstermiřtir.

Phan ve ark. (2018), tek kanallı EEG sinyallerini kullanarak uyku evrelerini sınıflandırmak iin AttnSleep adlı yeni bir dikkat temelli derin đrenme mimarisi nermiřlerdir. Bu mimari, oklu znrlkl Evriřimsel Sinir Ađına (ESA) ve yeniden uyarlanabilir zellik kalibrasyonuna (YUK) dayalı zellik ıkarma modlyle bařlar. ESA, dřk ve yksek frekans zneliklerini ıkarabilmekte, YUK ise znelikler arasındaki karřılıklı bađımlılıkları modelleyerek ıkarılan zneliklerin kalitesini iyileřtirebilmektedir. İkinci modl, ıkarılan zellikler arasındaki zamansal bađımlılıkları yakalamak iin ok bařlı bir dikkat mekanizmasından yararlanan zamansal bađlam kodlayıcıdır. nerilen AttnSleep modelinin performansı  halka aık veri kmesi kullanılarak deđerlendirilmiř ve olduka rekabeti sonular elde edilmiřtir.

Kökerer ve ark. (2018) yaptıkları çalışmada mevcut skorlanmış EEG kayıtlarını analiz ederek, uyku iğciği'ni ifade eden 2 öznitelik belirlemiştir. Elde edilen öznitelikler, karesel ayırma analizi yöntemiyle uyku iğcikleri tespit etmede kullanılmıştır. Sonuç olarak algoritma %97,76 doğruluğa ulaşmıştır.

Ghimatgar ve ark. (2018), uygunluk ve artıklık analizine dayalı bir öznitelik seçim yöntemi önermişlerdir. Bu yöntemde ilk olarak uyku EEG sinyallerinden çıkarılan bir öznitelik havuzundan en uygun öznitelikler seçilmiş ve ardından rastgele orman sınıflandırıcısı kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Son olarak, uyku evreleri arasındaki geçişlerin zamansal yapısı hakkındaki bilgiler birleştirilerek yanlış pozitifleri azaltmak için bir Gizli Markov Modeli (HMM) kullanılmış ve ortalama %83 doğruluk ile %79 Kappa skor elde edilmiştir.

Gülhan ve ark. (2018) tek kanal EEG sinyali kullanarak uyku/uyanıklık durumunun belirlenebilmesini sağlayacak karar destek sistemi algoritması geliştirmişlerdir. Yapılan çalışmada DREAMS veritabanı kullanılmıştır. Sinyaller kullanılmadan önce gürültü ve artefakt temizleme işlemi amacıyla kaskat bağlı 2 sayısal filtreden geçirilmiştir. En son 5 öznitelik belirlenmiş ve DVM kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Sınıflandırma başarısı NREM 1, 2 ve 3 için %70'in altında kalırken, W evresinde %89 ve REM evresinde %78'lik doğruluğa ulaşmıştır.

Sokolovsky ve ark. (2019), EEG ve EOG sinyalleri kullanarak otomatik uyku evreleri sınıflandırması için derin bir ESA mimarisi tasarlamışlardır. Önerilen tekniğin sınıflandırma doğruluğu %81'dir.

Varela ve ark. (2019) uyku sırasında kaydedilen birden fazla sinyalin eşzamanlı analizini içeren bir çalışma yapmışlardır. Bu amaçla herhangi bir insan müdahalesi olmadan ilgili özellikleri öğrenen derin bir öğrenme modeli kullanmışlardır. Yapılan bu çalışmada 500 uyku kaydından oluşan bir veri kümesi kullanılmış ve sonuç olarak 5 evrişimsel ağdan oluşan yapı ile 0,83 kapa skor gözlemlenmiştir.

Phan ve ark. (2019), SeqSleepNet isimli hiyerarşik tekrarlayan bir sinir ağı önermişlerdir. Hiyerarşik olmasına rağmen ağı uçtan uca eğitmek için farklı bir strateji uygulanmıştır. Önerilen yöntem 200 kişinin yer aldığı halka açık bir veri setinde

uygulanmış, çalışma neticesinde %87,1 doğruluk, %83,3 MF1 ve 0,815 Kappa skoru elde etmiştir.

Perslev ve ark. (2019), fizyolojik zaman serileri analizinde zamansal ilişkileri modelleyebilmek ve en faydalı özellikleri otomatik olarak çıkarmada yaygın olarak kullanılan tekrarlı evrişimsel katmanları birleştiren sistemleri geliştirebilmek için bir dizi deney gerçekleştirmişlerdir. Bu çalışmaların sonucunda U-Time isimli bir yöntem önerilmiştir. U-Time rastgele uzunluktaki sıralı girdileri, zamansal ölçekte sınıf etiketi dizilimine eşlemektedir. Deneyler EEG veri seti üzerinde yapılmış ve %79 MF1 skoru elde edilmiştir.

Huang ve ark. (2020), EEG sinyalinin tüm kanallarını kullanarak bir sınıflandırma işlemi gerçekleştirmişlerdir. Sınıflandırma öncesi 62 özellik türetilmiş (zaman, frekans, non-linear) ve bu özellikler arasından Relieff algoritması sayesinde seçilen 14 özellik daha sonra Pearson korelasyon katsayısıyla 12'ye düşürülmüştür. Daha sonra DVM ile sınıflandırma işlemi yapılmış ve %98,28 doğruluğa ulaşılmıştır.

Koca ve ark. (2020) gerçekleştirdikleri çalışmada, Necmettin Erbakan Üniv. Uyku Lab.'dan 7 hasta için EEG, EOG ve EMG verileri kullanmışlar, makine öğrenmesi yöntemleriyle bir otomatik uyku evreleme sistemi tasarlamışlardır. Bu verilerden zaman ve frekans ortamlarında toplam 81 farklı özellik çıkarılmış, 4 farklı sınıflandırıcı ile sistem başarısı test edilmiştir. Kullanılan sistemlerin başarısı en fazla %72,1 doğruluk göstermiştir.

Seo ve ark. (2020), otomatik uyku puanlaması ve ham tek kanallı EEG'den dönem içi-dönemler arası zamansal bağlamları öğrenmek için, IITNet adlı bir derin öğrenme modeli önermişlerdir. Yapılan çalışmada SleepEDF, MASS ve SHHS verisetleri kullanılmıştır. Önerilen sistem %83,9 doğruluk ve 0,78 Kappa skor performans değerlerine ulaşmıştır.

Uçar ve ark. (2020) yaptıkları bu çalışmada, EKG sinyali ile uyku/uyanıklık durumları arasındaki ilişkiyi istatistiksel olarak incelemişlerdir. İlk olarak sinyalden Chebyshev Type II filtresi uygulanarak genel gürültüler temizlenmiştir. Ardından şebeke gürültüsü 50Hz'lik çentik filtre uygulanarak bastırılmıştır. En son Hareketli Ortalama

Filtresi uygulanmış ve sinyallerdeki dalgalanmalar giderilmeye çalışılmıştır. Epok temizleme işlemleri sonrası iki kişiden toplamda 1151 epok alınmış ve her epok'tan toplam 25 özellik çıkarılmıştır. Çıkarılan özelliklerden 21'inin anlamlı olduğu tespit edilmiş ve makine öğrenmesi yöntemleriyle yüksek performans sergilediği gözlemlenmiştir.

Özen ve ark. (2020) yapmış oldukları çalışmada, 5 sınıflı otomatik uyku evrelemesi için tek kanallı ham EEG sinyallerini kullanarak, 250 Hz'de örneklenmiş uyku epok'larıyla bir ESA modeli eğitmişlerdir. Yapılan çalışmada MIT-BIH uyku veri setinden alınan toplam 4640 epok'luk sinyaller kullanılmıştır. Önerilen sistem %92 doğruluk oranı elde etmiştir.

Basha ve ark. (2021), tek kanallı EEG sinyali kullanarak Yinelemeli Sinir Ağı (YiSA) ve Fuzzy Kernel DVM ile otomatik uyku evreleme işlemi gerçekleştirmişlerdir. İlk olarak sinyale bant geçiren filtre uygulanmış ve sinyal alt bantlarına ayrılmıştır. Daha sonra manuel özellik çıkarımı yapılarak maksimum %90,2 sınıflandırma doğruluğuna ulaşılmıştır.

Satapathy ve Loganathan (2021), yaptıkları bu çalışmada C4-A1 ve O2-A1 kanallı EEG sinyallerini kullanarak lineer ve non-lineer özellik çıkarımı gerçekleştirmişlerdir. Daha sonra elde edilen bu özellikler Relieff algoritması sayesinde azaltılmış ve 4 farklı makine öğrenmesi sınıflandırıcısına sunulmuştur. 10-KÇD yöntemiyle yapılan sınıflandırma işlemi sonrası en yüksek sonuç %93,8 ile O2-A1 kanalından elde edilmiştir.

Zhang ve ark. (2021), Sleep-EDF ve Sleep-EDFX verisetlerini kullanarak Çekişmeli ESA (C-ESA) ile bir otomatik uyku evreleme sistemi tasarlamışlardır. Öncelikle veriler band geçiren filtrelerle gürültüden arındırılmış, ardından 6 katmanlı bir C-ESA'le sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiş ve %83,4 sınıflandırma doğruluğuna ulaşılmıştır.

Phan ve ark. (2021), yaptıkları çalışmada hem ham sinyallerden hem de zaman-frekans görüntülerinden ortak bir temsil öğrenebilen bir uçtan uca uyku evreleme modeli olan XsleepNet'i önermişlerdir. Farklı boyutlardaki beş veritabanı üzerinde yapılan

deneysel sonuçlar, %86,3 doğruluk değeriyle XSleepNet'in basit bir birleştirme stratejisi kullanarak oldukça yüksek performans sergilediğini göstermiştir.

Yang ve ark. (2021), yapmış oldukları çalışmada 1B-ESA-HMM modelini önermişlerdir. Önerilen modelin 1B-ESA kısmı sayesinde ham EEG'den özellikler çıkarılmış ve daha sonra HMM sayesinde uyku evresi geçişleri düzeltilebilmiştir. Sonuçlar, önerilen yöntemin Sleep-EDF ve DRM-SUB veri kümelerinde mevcut tek kanallı EEG tabanlı yöntemlerin birçoğundan daha iyi performansa ulaştığını göstermektedir.

Zhou ve ark. (2022), öznelik öğrenme yeteneği ve sınıflandırma kapasitesini birleştiren ESA'larla, yani SCNet ile uçtan uca bir uyku evreleme modeli önermişlerdir. Sabit filtre boyutuna sahip evrişimli katmanların sırayla yerleştirildiği ESA'lara dayalı geleneksel derin sinir ağı modelleri, farklı ölçeklerden öznelik gösterimini yakalama yeteneğine sahip değildir. Bu soruna bir çözüm olarak önerilen modelde, farklı ölçekteki özellikleri çıkarabilme amacıyla 4 farklı filtre boyutlu birkaç evrişim katmanının birleşimi olan iki MC bloğu kullanılmıştır. Ayrıca geleneksel maksimum havuzlama katmanı yerine aynı anda maksimum ve ortalama özellik gösterimlerini eklemek için M-Apooling katmanı kullanılarak, önerilen modelin özellik öğrenme yeteneği daha da geliştirilmiştir. Önerilen model Sleep-EDF veri setinde %86,1 doğruluğa ve %80,5 Kappa değerine ulaşmıştır.

Geng ve ark. (2022), 3 farklı derin sinir ağı modellerini karşılaştırarak analiz etmişlerdir. Elde edilen sonuçlara göre ESA'nın kullanıldığı model, kalp atış hızı değişkenliğine dayalı otomatik uyku evreleme sistemlerinde daha yüksek performansa ulaşmıştır. Ayrıca model mimarisi ayarlanarak optimize edilmiş ve 4 kategoride doğruluk yükseltilmiştir. Önerilen modelde, veri dengesizliği sorununu hafifletmek için OK yönteminden yararlanılmıştır. Elde edilen sonuçlar, kalp atış hızı değişkenliği verilerinden otomatik bir uyku evreleme sisteminin tasarlanabileceğini ortaya koymuştur.

Li ve ark. (2022), tek kanallı EEG sinyallerine dayalı otomatik uyku evreleme için CattSleepNet isimli bir model önermişlerdir. Bu modeli önermelerinde temel amaç mevcut yöntemlerde yerel özelliklerin ayırımına yeterince dikkat edilmemesi olarak gösterilmiştir. Bu nedenle önemli ve önemli olmayan yerel özelliklerin ayırımında

önerilen modelin performansını yükseltebilmek için, ESA ile çift yönlü UKSB'lerden yararlanılmış ve ayrıca önerilen modelin ESA kısmına bir dikkat modülü eklenmiştir. Sonuçların %78,2 MF1 ve %84,1 doğruluk oranları elde edilen ve mevcut yöntemlere göre rekabetçi bir modelin önerildiği görülmüştür.

Satapathy ve ark. (2022), yaptıkları çalışmada PSG sinyalleri kullanan bir boyutlu ESA'lara dayalı yeni bir yöntem önermişlerdir. Önerilen modelin performansı SHHS veri seti kullanılarak 10-KÇD yöntemiyle değerlendirilmiş ve mevcut diğer birçok çalışmadan farklı olarak 5 sınıfın yanı sıra 2'li sınıflar içinde deneyler gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar bir boyutlu ESA'ların otomatik uyku evreleme sistemleri için oldukça kullanışlı olduklarını göstermiştir.

Zhang ve ark. (2022), yaptıkları çalışmada SleepECL isimli kendinden gözetimli bir derin öğrenme yöntemi önermişlerdir. Bu çalışmada ana amaç etiketli PSG sinyallerine olan bağımlılığı azaltmaktır. Bu nedenle karşılaştırmalı öğrenme tekniğinden yararlanılmış ve halka açık 2 farklı veri kümesinde deneyler gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar pratik uygulamalarda kullanabilmek için hâlen yetersiz olsa da bu alanda yapılan diğer çalışmalara göre oldukça umut vericidir.

Su ve ark. (2022), geleneksel sınıflandırıcılarda yer alan hatalı tahmin sorununa bir çözüm olarak DeepStageNet isimli yeni bir ağ modeli önermişlerdir. Ağ ilk olarak 3 katmanlı paralel ESA'lardan oluşmakta ve ana özellikleri çıkarmaktadır. Daha sonra bu özellikler çift yönlü UKSB'lere aktarılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir. Ayrıca önerilen modelde, geleneksel sınıflandırmanın aksine veriler 130s ve 210s olarak dilimlere ayrılmış ve sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre en yüksek performans %87,7 doğruluk ile 210s'lik dilimlere ayrılmış verilerle sağlanmıştır.

He ve ark. (2022), uyku evrelemede yaşanan veri dengesizliği sorununa bir çözüm olarak dört farklı veri artırma yöntemi önermişlerdir. Bir aktarım dikkat mekanizması kullanarak özellik haritalarında aktarılabilir bölgelerin yakalanmasının yanı sıra, alan uyarılma modülleri, özellik haritalarının marjinal dağılımı, koşullu dağılımı ve kanal ile uzamsal seviye dağılımının hizalanması için tasarlanmıştır. Deneyler halka açık 2 farklı veri seti üzerinde gerçekleştirilmiş, önerilen yaklaşımların otomatik uyku evreleme

sistem performansına olumlu yönde etkide bulunduğunu gözlemlenmiştir.

Fang ve ark. (2023), yaptıkları çalışmada uyku evrelemesi için çift akışlı yapıya sahip yeni bir derin öğrenme modeli önermişlerdir. Model, her akışta bir boyutlu ham EEG sinyali ve 2 boyutlu sürekli dalgacık dönüşümü gösterimini kullanmaktadır. Bir boyutlu sinyal akışında düşük ve yüksek frekans özellikleri çıkarılmaktadır. İki boyutlu sinyal akışında ise dikkat mekanizmasına sahip modifiye edilmiş bir ResNet50 ağı kullanılmıştır. Sınıf dengesizliği problemini hafifletme ise uyarlanabilir bir yükseltme algoritması ile sağlanmıştır. Deneyler SleepEdf-20 ve SleepEdf-78 verisetleri kullanılarak gerçekleştirilmiş ve en yüksek performans %85,8 doğrulukla elde edilmiştir.



3. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu tez çalışması kapsamında Sleep-EDF, Sleep-EDF-20, DRM-SUB ve ISRUC3 kütüphaneleri ile Konya Necmettin Erbakan Üniversitesi Hastanesi Meram Tıp Fakültesi Uyku Laboratuvarında (NEUHSL) 20 kişiden gece boyunca kaydedilen uyku sinyalleri kullanılmıştır. Bu veriler ve tez çalışması kapsamında kullanılan yöntemler aşağıdaki alt başlıklarda açıklanmıştır.

3.1. DeneYlerde Kullanılan Verisetleri

Sleep-EDF: Otomatik uyku evreleme çalışmalarına bakıldığında genelde Physionet Sleep-EDF veritabanı (Goldberger et al., 2000) kullanıldığı görülmektedir (Boostani, Karimzadeh, & Nami, 2017). Veri seti EEG, EOG, EMG ve durum işaretleyiciler dahil toplamda 100 Hz örnekleme hızında 83 deneğin her birinden 2 tüm gece PSG kaydı içerir. Ancak veri setinde yer alan 39, 68, 69, 78 ve 79 numaralı deneklerin kayıtları hasarlı olduğu için ulaşılamamaktadır. Ayrıca 13, 36 ve 52 numaralı deneklerinde sadece tek gece kaydı mevcuttur.

Veri setinde Sleep Cassette (SC) ve Sleep Telemetry (ST) olmak üzere 2 farklı çalışma mevcuttur. Bunlardan SC sağlıklı bireylerde yaş etkisinin incelenmesi, ST ise Temazepam'ın (uykusuzluk tedavisinde kullanılan bir ilaç) uyku üzerindeki etkilerinin incelemesidir. Kayıtlar uyku evreleme uzmanı doktorlar tarafından her biri 30 saniyelik epok'lara ayrılmış ve R&K standardına göre skorlanmıştır. Skorlama işleminde W, N1, N2, N3, N4, REM, hareket ve bilinmeyen olmak üzere toplam 8 farklı etiket kullanılmıştır. Ayrıca her bir EEG kaydı Fpz-Cz ve Pz-Oz elektrotlarından elde edilmiştir.

Bu çalışmada, daha önce yapılan çalışmalarda tespit edilen Sleep-EDF veritabanından Pz-Oz'ye göre daha temiz sinyallerin olduğu (Fu et al., 2021b; W. Huang et al., 2020) Fpz-Cz elektrotlarından kaydedilen veriler kullanılmıştır. İlk olarak "hareket" ve "bilinmeyen" etiketli veriler veri setinden çıkarılmıştır. Bilinmeyen veriler elektriksel parazit gibi faktörlerden kaynaklanabilirken, hareket verileri uyku sırasında vücut hareketlerinden kaynaklanır ve tüm bu veriler veri setinden çıkarılmadıklarında hatalı yorumlamaya sebebiyet verebilirler. Ardından AASM'nin yayınladığı kılavuz doğrultusunda N3 ve N4 evreleri birleştirilmiş ve toplam sınıf sayısı 6'dan 5'e düşürülmüştür (W, N1, N2, N3/N4, REM).

Sleep-EDF-20: Sleep-EDF veri setinin SC alt kümesi bu veri setine dahil edilmiştir. Bu veri kümesinde 25 ile 34 yaşları arasında 20 denek (10 erkek ve 10 kadın) bulunmaktadır. Ardışık iki tüm gece PSG kaydı yapılmıştır. Cihaz arızası nedeniyle gece kayıtlarından birini kaybeden denek 13 dışında her denekten tüm veriler alınmıştır. Sleep-EDF veri setinde yapılan işlemlerin aynısı bu veri setinde de uygulanmış, son olarak AASM'nin yayınladığı kılavuz doğrultusunda N3 ve N4 evreleri birleştirilmiş ve toplam sınıf sayısı 6'dan 5'e düşürülmüştür (Walters et al., 2007).

DRM-SUB: Bu veri seti, 20 ila 65 yaşları arasındaki 20 sağlıklı denekten elde edilmiştir (Devuyst, Dutoit, & Kerkhofs, 2005). Tüm deneklerin EEG (Cz-A1, C3-A1, FP1-A1, O1-A1), EOG (P8-A1, P18-A1) ve EMG kayıtları AASM'nin yayınladığı kılavuz doğrultusunda puanlanmıştır. Bu kayıtların örnekleme frekansı 200 Hz'dir. Bu tez çalışmasında, önceki çalışmalarda daha yüksek puanlama performansı gösteren Cz-A1 kanalından elde edilen sinyaller kullanılmıştır (Ghimatgar et al., 2019). Ayrıca EOG kanalı olarak P8-A1 tercih edilmiştir.

ISRUC3: ISRUC veri tabanının üçüncü alt kümesi olan bu veri seti, Coimbra Üniversitesi Hastanesi'nin uyku tıbbı merkezi tarafından 30 ila 58 yaşları arasındaki 10 sağlıklı denekten elde edilmiştir (Khalighi, Sousa, Santos, & Nunes, 2016). Bu veri seti iki uzman tarafından incelenmiş ve AASM kurallarına göre puanlanmıştır. Ayrıca bu veri setindeki tüm EEG (F3-A2, C3-A2, O1-A2, F4-A1, C4-A1, O2-A1), EOG (LOC-A2, ROC-A1) ve EMG kayıtları 200 Hz örnekleme frekansı ile bir bilgisayar yardımıyla kaydedilmiştir. Bu çalışmada, önceki çalışmalara göre daha yüksek puanlama performansı gösteren C3-A2 kanalından (uzman 2) elde edilen sinyaller kullanılmıştır (Ghimatgar et al., 2019; Melek, 2021). Ayrıca EOG kanalı olarak LOC-A2 tercih edilmiştir.

NEUHSL: Bu veritabanında yer alan kayıtlar Konya Necmettin Erbakan Üniversitesi Hastanesi Meram Tıp Fakültesi Uyku Laboratuvarı (NEUHSL) tarafından sağlanmıştır. Veri seti 128 Hz örnekleme frekansında örneklenmiş ve AASM yönergelerine göre puanlanmış olup, yaşları 26 ila 66 arasında değişen Obstrüktif Uyku Apne Sendromlu (OUAS) 20 deneğin verilerini içermektedir. Yapılan çalışmada bu veri setinde yer alan C4-A1 EEG ile E1-M2 EOG kanalları kullanılmıştır.

Genel olarak ifade etmek gerekirse uyku evreleme işlemi için, uzmanlar tarafından “altın standart” yöntem olarak kabul edilen ve PSG adı verilen cihazlarla toplanan EEG, EOG, elektromiyogram (EMG) sinyalleri ve diğer solunum sinyalleri kullanılmaktadır (H. Dong et al., 2017). AASM standardı genellikle uyku evrelemesi için tercih edilir. Bu standarda göre uyku 30 saniyeden oluşan ve her birine epok adı verilen uyanma (W), NREM-1 (N1), NREM-2 (N2), NREM-3 (N3) ve REM (R) olmak üzere 5 evreden oluşur. Ayrıca REM, hızlı göz hareketlerinin kısaltmasıdır.

Elde edilen kayıtların değerlendirilebilmesi için ilk olarak epoklara ayrılması gerekmektedir. Daha sonra R&K veya AASM standartlarından biri tercih edilerek skorlama işlemi gerçekleştirilir. Fakat son yıllarda yapılan çalışmalarda genelde AASM standardı tercih edilmiş ve kullanımı yaygınlaşmıştır. Deneklerden elde edilen kayıtların analizinde ise ilk olarak 3 temel adım uygulanır. Bunlar sinyal kalitesi, ölçüm tekniği ve kalibrasyonun incelenmesidir. Ayrıca kaydın süresi, ışıkların aç-kapa zamanı ve bazı birçok özel durum biyolojik sinyallerin değerlendirilmesinde başlıca temel rol oynar.

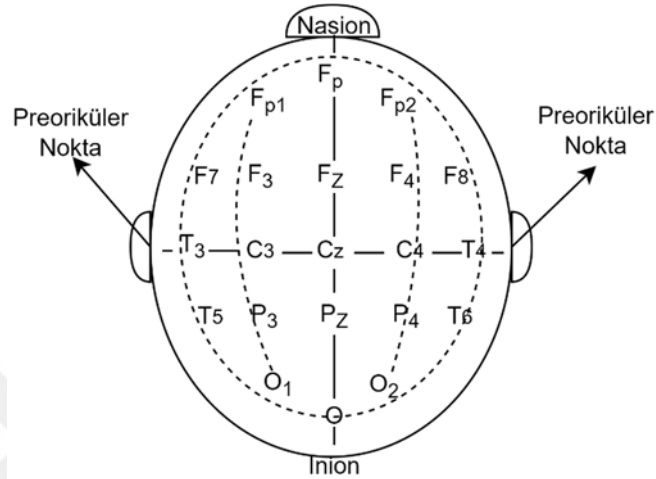
Analog sistemli klasik PSG’de puanlama, manuel olarak uyku teknisyeni tarafından yapılır. Ancak günden güne gelişen teknoloji sayesinde bu zaman alıcı ve yorucu süreç, daha hızlı ve pratik bir şekilde yapılabilmektedir. Bu gelişmiş sistemler sayesinde bilgisayar destekli ve otomatik olmak üzere 2 tür skorlama yapılabilir.

Bilgisayar destekli skorlamada uzman bir uyku teknisyeni, monitör aracılığıyla kaydı epok epok analiz ederek puanlandırır. Bu skorlama türünün analog sistemli klasik türe göre en önemli avantajı, uzmanların skorlama süresini yaklaşık yarı yarıya düşürebilmesidir.

Diğer puanlandırma türü ise otomatik skorlamadır. Herhangi bir uyku teknisyeni desteği olmadan önceden belirlenmiş bazı kriterlerle skorlama işlemi gerçekleştirilir. Otomatik olması her ne kadar kulağa hoş gelse de bu sistemin hâlen çözülememiş birçok dezavantajları vardır. Bunlara örnek vermek gerekirse arousal, epileptik aktivite ve parasomnilerin ayırımında sorun yaşaması, W evresinden N1 ve REM evrelerine geçişi tanıyamaması gösterilebilir (Köktürk, 2013). Ayrıca kaydedilen sinyallerin yüksek boyutlu olması ve halka açık veri seti sayısının yetersizliği nedeniyle araştırmacılar yüksek doğruluklu genelleştirilebilir bir sistem kuramamışlardır. Bu ve buna benzer birçok sebep uzman doktorlar tarafından otomatik sistemlerin henüz tercih edilmemesine yol açmıştır.

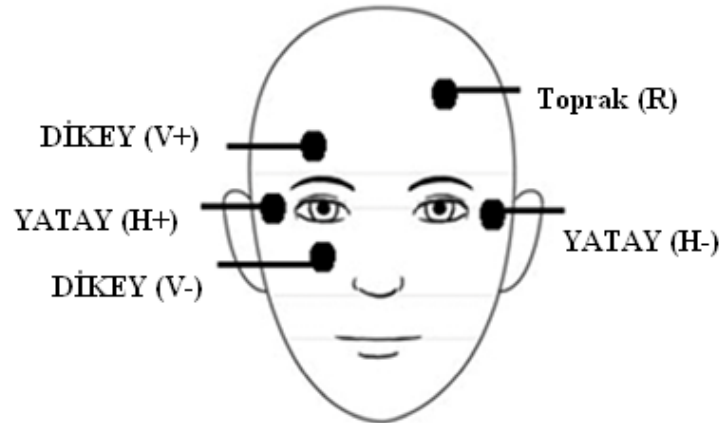
Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde ise genelde EEG, EOG ve EMG sinyallerinin tercih edildiği görülmektedir. Bu sinyaller incelendiğinde EEG beynin

düzenli olarak ve oldukça düşük şiddette yaydığı elektrik akımlarının bilgisayar teknolojisinde kaydedilme işlemidir. EEG'ler beynin fonksiyonel durumları hakkında bilgiler verir. Ayrıca bu sinyaller Şekil 3.1'de de görüldüğü üzere, EKG gibi sinyallerden farklı olarak kafatası etrafında birçok noktadan bağlanmış elektrotlar aracılığıyla uzun süreli çekimlerin yapılmasıyla kaydedilir.



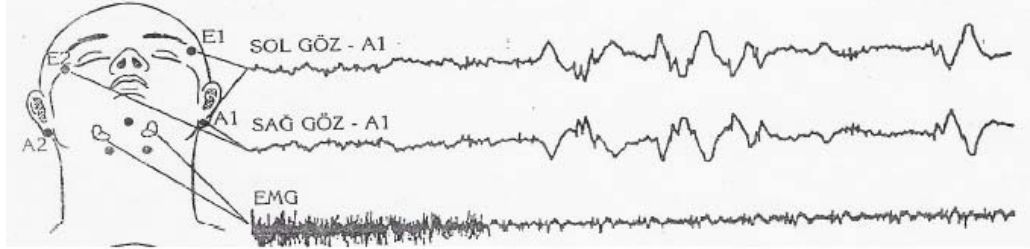
Şekil 3.1. Kafatası etrafında birçok noktadan bağlanmış EEG elektrotları

Bu sinyallerden diğeri ise gözün aşağı-yukarı (dikey), sağ-sol (yatay) ve kırpm hareketlerinden oluşan EOG sinyalleridir. EOG retina pigment epitelinde yer alan potansiyelin ölçülmesi işlemidir. Retina pigment epiteli katmanındaki potansiyel her bir göz hareketinde değişir ve bu değişimi gözlemleyebilmek için Şekil 3.2'de görüldüğü gibi gözün iç-dış köşelerine elektrotlar yerleştirilir.



Şekil 3.2. Örnek bir EOG elektrotları (Ramkumar, SatheshKumar, & Emayavaramban, 2016)

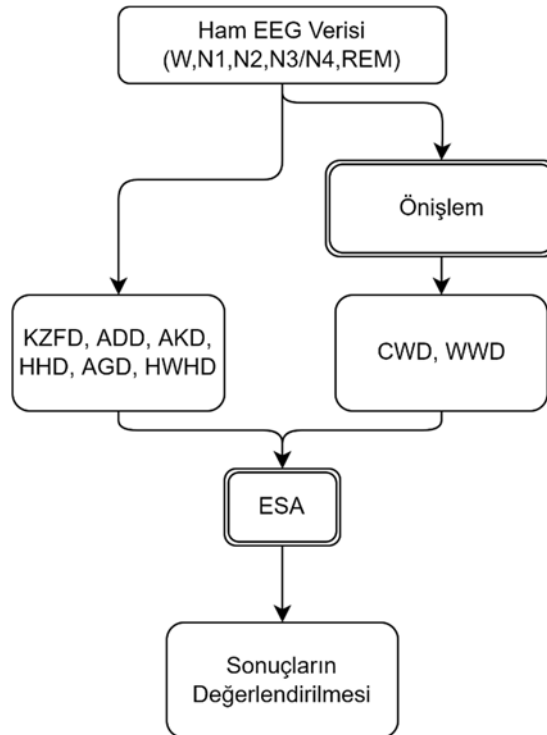
Son olarak EMG sinyalleri, kaslarda meydana gelen natural elektriksel aktiviteyi gözlemlemek amacıyla kullanılır. Aşağıdaki şekilde de görüldüğü gibi çene ve baldırlara yerleştirilen elektrotlar aracılığıyla ölçülür.



Şekil 3.3. Deneysel kullanıma uygun elektrotların örnek gösterimi (Köktürk, 2013)

3.2. Uyku Sinyallerinin Zaman-Frekans Ortamında Analizi

Uyku evrelerinin derin öğrenmeye dayalı otomatik olarak sınıflandırılması için giriş verilerinin en doğru temsili bulunmaya çalışılmaktadır. Çalışma prosedürünü gösteren kullanılan yöntemlerin blok diyagramı Şekil 3.4'te görüldüğü gibi CW ve WWD hariç diğer yöntemlerde herhangi bir ön işleme yapılmamaktadır. Sistemin yapısı ve genel çalışma mantığı ilerleyen bölümlerde detaylı olarak incelenecektir.



Şekil 3.4. Kullanılan yöntemlerin blok diyagramı

3.2.1. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD)

Bu çalışmada kullanılan yöntemlerden KZFD, sinyal işleme alanında oldukça yaygın olarak kullanılır. Geleneksel yöntemlerden biri olan Fourier analizindeki zamanlama eksikliğini gidermek için, sinyali zaman alanında pencereleme fikri ortaya atılmış ve başarıyla uygulanmıştır. KZFD sinyalin hangi frekansta ve ne zaman oluştuğu hakkında sabit pencere boyutundan dolayı sınırlı doğrulukta bilgiler verir. Pencere boyutu büyük olduğunda frekans çözünürlüğü yüksek, pencere boyutu küçük olduğunda ise düşük olur (Sheno, 2005). Ayrık bir sinyale KZFD dönüşümü uygulanması denklem 1’de gösterilmektedir.

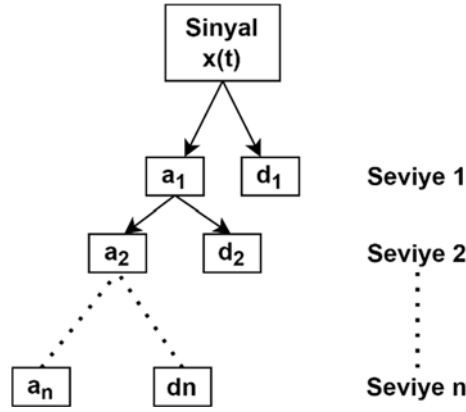
$$KZFD\{x[n]\} = X(m, w) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n] \cdot w[n - m] \cdot e^{-jwn} \quad (1)$$

3.2.2. Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD)

Transient sinyallerde oldukça etkili zaman-frekans analiz yöntemlerinden biri olan Dalgacık Dönüşümü (DD), KZFD’nin aksine sabit pencere boyutu yerine yüksek frekans bileşenleri için dar pencere, düşük frekanslar bileşenleri için ise geniş pencere gibi değişken pencere boyutları kullanır. Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD) ve ADD olmak üzere 2 tip DD vardır. SDD’de, sürekli değişken dönüşüm ve ölçeklendirme parametreleri kullanılması nedeniyle hesaplama oldukça karmaşık ve zaman alıcıdır (Qu, Li, Zuo, & Chen, 2020). Bu nedenle genelde ADD tercih edilmektedir. ADD aşağıda gösterilen denklem 2’deki gibi ifade edilir:

$$ADD(j, k) = \frac{1}{\sqrt{|2^j|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-2^j k}{2^j}\right) dt \quad (2)$$

Burada ψ dalgacık fonksiyonudur. 2^j ve $2^j k$ kaydırma parametrelerini ölçeklendirir. Şekil 3.5’te gösterildiği üzere, alçak geçiren ve yüksek geçiren filtreler kullanılarak ham sinyal birçok alt çözünürlük seviyesinde yaklaşım (a_n) ve detay (d_n) bileşenlerine ayrılır. Bu olay çoklu çözünürlük analizi olarak isimlendirilir (Mallat, 1989).



Şekil 3.5. $X(t)$ sinyalinin dalgacık ayrışması

3.2.3. Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD)

AKD bir sinyali, gerçel değerli kosinüs fonksiyonları kullanarak temel frekans bileşenlerine dönüştürme yöntemidir. İlk katsayılar düşük frekans bileşenleri yoğunken, son katsayılar yüksek frekans bileşenleri yoğundur. N gerçel sayı listesi için bir boyutlu AKD aşağıda gösterilen denklem 3'teki gibi formüle edilir:

$$Y(u) = \sqrt{\frac{2}{N}} a(u) \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \cdot \cos\left(\frac{\pi \cdot (2x + 1) \cdot u}{2N}\right) \quad (3)$$

Burada;

$$a(u) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}, & u = 0 \\ 1, & u > 0 \end{cases}$$

Ortalama sinyal değerini tutan $Y(0)$ yani ilk katsayı DA (Doğru Akım) olarak isimlendirilir. Geri kalan katsayılar ise AA (Alternatif Akım) olarak ifade edilir. Yüksek korelasyonlu sinyallerde, sinyalin enerjisini oldukça iyi bir şekilde sıkıştırabilir, böylece sinyal daha az veriyle ifade edilir (Salomon, 2004). Bu sayede AKD veri boyutunun küçültülmesinde, gürültü bastırılması için filtreleme işlemlerinde ve ağ mimarilerinde eğitim ve sınıflandırma süresinin azaltılması gibi işlemlerde kullanılabilir (Birvinskas, Jusas, Martisius, & Damasevicius, 2012).

3.2.4. Hilbert-Huang Dönüşümü (HHD)

Hilbert Spektral Analiz (HSA) ve Ampirik Mod Ayırıştırması (AMA) birleşiminden oluşan HHD yönteminin teorik temelleri, nonlinear ve durağan olmayan verilerin analiz ve sentezine dayanır (N. E. Huang et al., 1998; Peng, Peter, & Chu, 2005). Nonlinear ve durağan olmayan veriler oldukça karmaşık sistemlerdir. Tıpkı dalgalı bir okyanusta dönen girdabın tek tek su molekülleri cinsinden ifade edilemeyeceği gibi, nonlinear ve durağan olmayan sistemler de sadece içerdikleri bireysel özelliklerin ayrıntılı bir incelemesiyle ifade edilemez (Kizhner, Flatley, Huang, Blank, & Conwell, 2004). Bu noktada HHD uygulanırken, ilk olarak sinyaller AMA metoduyla farklı frekanslardaki İMF adı verilen bileşenlerine ayrılır. Ayırıştırma işlemi, artık işaret adı verilen, $re_n(t)$ işareti kalana kadar devam eder. AMA işlemi sonunda n adet yüksek frekanslı İMF'ler ve alçak frekanslı artık işaret elde edilir. Ayırıştırma sonucu ortaya çıkan tüm bu işaretler toplanarak, Denklem 4'de görüldüğü üzere giriş işareti $x(t)$ kayıpsız bir şekilde tekrar elde edilebilir (Labate et al., 2013).

$$x(t) = re_n(t) + \sum_{i=1}^n c_i(t) \quad (4)$$

Örneğin bir $x(t)$ sinyaline uygulanan AMA algoritması aşağıdaki adımlarla özetlenebilir:

Adım 1. $x(t)$ işaretindeki tüm yerel maksimum ve minimum noktalar bulunur ve işaretlenir.

Adım 2. Bulunan tüm $x_{üst}(t)$ ve $x_{alt}(t)$ lokal noktalar ara değerlendirme yöntemi ile birleştirilip alt ve üst zarflar elde edilerek ortalaması alınır.

Adım 3. Mevcut $x(t)$ sinyalinden ortalama zarf çıkartılarak $h(t)$ bulunur.

Adım 4. $h(t)$ 'in İMF olup olamayacağı kontrol edilir. Eğer ortalama zarf değeri 0'a eşitse ve işarettaki yerel sınır değerlerle işaretin sıfır geçiş sayısı aynıysa yada aralarındaki fark en fazla 1 ise şartı sağlıyor denilebilir. Eğer koşul sağlanamazsa Adım 1'e geri dönülür ve koşul sağlanıncaya kadar işlemler tekrar edilir (N. E. Huang et al., 1998; Rilling, Flandrin, & Goncalves, 2003).

Daha sonra Denklem 5'te görüldüğü üzere, AMA işlemi sonrası elde edilen tüm İMF'lere HD (Hilbert Dönüşümü) uygulanır. Bu sayede sinyalin zaman-frekans domeninde anlık genlik ve frekans bilgisi elde edilir.

$$H[c_i(t)] \equiv \hat{c}_i(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{c_i(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (5)$$

$c_i(t)$ ve $\hat{c}_i(t)$ karmaşık eşlenik çiftini oluşturur ve denklem 6'da ki gibi bir analitik sinyal $z(t)$ çizilebilir.

$$z(t) = c_i(t) + i\hat{c}_i(t) = a_i(t)e^{i\vartheta(t)} \quad (6)$$

Burada $a_i(t)$ anlık genlik fonksiyonu, $\vartheta(t)$ ise anlık faz fonksiyonudur. Anlık frekans bilgisi ise aşağıda gösterilen denklem 7'den elde edilir:

$$w_i(t) = \frac{d\vartheta_i(t)}{d(t)} \quad (7)$$

3.2.5. Ayrık Gabor Dönüşümü (AGD)

KZFD'nin geliştirilmiş bir fonksiyonu olan Gabor Dönüşümü, sinyal işleme alanında yaygın olarak kullanılır ve zamanla değişen bir sinyalin frekans içeriğini incelemede kullanılır. İlk olarak, dönüştürülecek olan fonksiyon bir pencere fonksiyonu ile çarpılır. Daha sonra zaman-frekans analiz işlemi için, ortaya çıkan fonksiyonun Fourier dönüşümü alınır. Sonlu ve periyodik bir $x[i]$ sinyali denklem 8'deki gibi Gabor katsayılarının ve $h_{m,n}[i]$ temel fonksiyonunun lineer bir kombinasyonu olarak genişletilebilir:

$$x[i] = \sum_{m=0}^M \sum_{n=0}^N c_{m,n} h_{m,n}[i] \quad (8)$$

AGD katsayıları ise:

$$C_{m,n} = \sum_{i=0}^{L-1} x[i] \gamma_{m,n}^*[i] \quad (9)$$

Denklem 9'da verilen $\gamma[i]$, $h[i]$ 'nin bir dual temelidir ve her ikisinde bir biortogonal temel oluşturur. Son olarak AGD denklem 10'da gösterildiği gibi ifade edilir:

$$G_x(m, n) = \sum_i^{L-1} x[i] \gamma[i - m\Delta M] W_L^{-n\Delta N i} \quad (10)$$

Denklem 10’da L örneklerin sayısı, ΔM ve ΔN zaman ve frekans örnekleme aralıkları, M ve N ise zaman ve frekans alanında örnekleme sayılarıdır (Cho, Jang, & Kwon, 2009; Qian & Chen, 1993). KZFD’ye benzer şekilde AGD’de pencere boyutu büyük olduğunda, frekans çözünürlüğü yüksek zaman çözünürlüğü düşük olur, pencere boyutu küçük olduğunda ise frekans çözünürlüğü düşük zaman çözünürlüğü yüksek olur.

3.2.6. Hızlı Walsh Hadamard Dönüşümü (HWHD)

Ortogonal ve kayıpsız bir dönüşüm olan HWHD, Fourier Dönüşümü’nün genelleştirilmiş bir versiyonudur ve sinyal işleme uygulamalarında kullanımı oldukça yaygındır. Fourier Dönüşümü temel olarak karmaşık üstel kullanırken, HWHD temel olarak dikdörtgen veya kare dalga formunu kullanır. WHD temel fonksiyonları, Walsh, Hadamard veya Walsh Fourier Dönüşümü olarak adlandırılır ve yalnızca +1 ve -1 değerlerine sahiptir (Saraiva et al., 2020).

Hızlı Fourier Dönüşümü (FFT) karmaşık değerler kullanırken, HWHD gerçek değerler kullanır. Bu yüzden HWHD FFT’ye göre hesaplaması çok daha hızlıdır. Bir N boyutlu $x(t)$ sinyali için HWHD işlemi denklem 11’deki gibi gösterilebilir:

$$Y = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{m-1} xWAL(m, i) \quad (11)$$

Burada Y çıkış sinyalidir ve $WAL(m, i)$ Walsh fonksiyonlarıdır.

3.2.7. Wigner-Willie Dağılımı (WWD)

Kuadratik zaman-frekans dağılımlarından biri olan WWD, sinyal enerjisinin dağılımını bir zaman-frekans düzleminde kolayca yorumlayabilmesinden dolayı, durağan olmayan sinyal analizlerinde oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır. WWD tek bileşenli doğrusal frekans modülasyonlu sinyallerde ideal bir çözünürlük sağlar, fakat çok bileşenli ve doğrusal olmayan frekans modülasyonlu sinyallerde istenmeyen çapraz terimler üretir

(Hlawatsch & Boudreaux-Bartels, 1992). İstenmeyen çapraz terimler zaman-frekans gösteriminin yanlış yorumlanmasına neden olur. WWD denklem 12'deki gibi ifade edilir:

$$WV(x; w; t) = \frac{1}{2\pi} \int x^* \left(t - \frac{1}{2} \tau \right) e^{-jw\tau} x \left(t + \frac{1}{2} \tau \right) d\tau \quad (12)$$

Çapraz terimleri bastırmak için WWD alçak geçiren filtreden geçirilir. Bu işlem Pseudo WWD olarak isimlendirilir ve denklem 13'teki gibi gösterilir:

$$WV(x; w; t) = \frac{1}{2\pi} \int x^* \left(t - \frac{1}{2} \tau \right) e^{-jw\tau} x \left(t + \frac{1}{2} \tau \right) h(\tau) d\tau \quad (13)$$

Burada $h(\tau)$ pencereleme fonksiyonudur. Pseudo WWD sayesinde zaman ortamında yumuşatma filtresi kullanılmadığı için, zaman çözünürlüğü bozulmadan çapraz terimlerin bastırılması sağlanır (Taşpınar, Engin, Engin, Ükte, & Polat, 2010).

3.2.8. Choi-Williams Dağılımı (CWD)

Cohen sınıfı yöntemlerinden biri olan CWD, Denklem 15'de görüldüğü üzere WWD'de meydana gelen çapraz terimlerin bastırılması amacıyla üstel bir kernel fonksiyonu kullanır (Choi & Williams, 1989). CWD taban fonksiyonu (denklem 14) ve CWD (denklem 15):

$$\varphi(\theta, \tau) = \frac{\sqrt{\pi\sigma}}{|\tau|} e^{\frac{\pi^2\sigma t^2}{\tau^2}} \quad (14)$$

$$CWD(t, w) = \int_{-\frac{\tau}{2}}^{\frac{\tau}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\sqrt{\pi\sigma}}{|\tau|} e^{\frac{-\pi^2\sigma(t-u)^2}{\tau^2}} x(u + \frac{\tau}{2}) x^*(u - \frac{\tau}{2}) e^{-jw\tau} du d\tau \quad (15)$$

σ parametre değeri ile çapraz terimler azaltılarak çözünürlük kontrol edilebilir. σ değeri ∞ 'a yaklaştıkça taban değeri 1'e yaklaşır ve CWD WWD'ye benzemeye başlar. Bu yüzden genelde $\sigma < 10$ değeri kullanılır. Çapraz bileşenleri azaltırken öz bileşenleri bulanıklaştırdığı için CWD WWD ile karşılaştırıldığında daha bulanık bir zaman-frekans gösterimine sahiptir. Üstel taban fonksiyonu yatay ve dikey eksenlerdeki belirsizlik fonksiyonu değerlerini azaltmadığı için, CWD yatay ve dikey eksenlerde istenmeyen

çapraz terimleri korur. Bu, uzun sinyaller için daha fazla işlem yükü ve bellek gerektirir (M. Li, Zhao, & Jia, 1999). Bu nedenle frekans ekseninde zaman yumuşatma penceresi ve zaman ekseninde frekans yumuşatma penceresi kullanılabilir (Lazorenko, 2009).

3.3. Yapay Zekâ, Makine Öğrenimi ve Derin Öğrenme İlişkisi

İnsan beyni, evrendeki en karmaşık biyolojik organlar arasındadır ve hâlen birçok bilinmezlikler barındırmaktadır. Bu nedendir ki birçok ülke birlikte işbirliği yaparak beyin bilimi üzerine yoğunlaşmış ve çeşitli araştırma programları başlatmıştır (Reardon, 2016). Bu sayede gün geçtikçe insan beyninin nasıl çalıştığını anlamada daha fazla ilerlemeler olmuş ve beyinle ilgili hastalıkların tedavisine olası çözümler sağlanmıştır. Bu çalışmalar aynı zamanda insanların çeşitli uygulamalar üzerine yeteneklerini taklit eden bir makine oluşturmak için, artan yapay zeka talebini karşılayabilmek adına nöromorfik hesaplamayada ilham vermiştir (Schölkopf, 2015).

Beynin daha iyi anlaşılabilmesi adına biyolojik, yapısal ve işlevsel özelliklerini incelemek için biyolojik sinir ağları araştırmaları yaygın olarak yapılmaktadır. Bu yüzden gelişmiş elektrofizyoloji ve görüntüleme teknikleri kullanılarak, biyolojik sinir ağlarının aktiviteleri haritalanır ve incelenir. Bu sayede elde edilen büyük miktarda veri kullanılarak uçtan uca bir yaklaşımla beynin işleyişinin anlaşılması sağlanır. Biyolojik sinir ağları araştırmalarında bir başka ana konu ise biyolojik sinir ağlarının biyolojik, yapısal ve işlevsel özelliklerini taklit edebilecek yapay sinir ağlarının oluşturulmasıdır. Bu sayede biyolojik sinir ağı verilerinden türetilen yeni beyin fonksiyonları teorileri ve beyinle ilgili hastalıklar üzerinde yeni ilaçları test etmek için basitleştirilmiş ve kontrol edilebilir modeller kullanılabilmektedir. YSA'lar ayrıca oldukça yüksek verimliliğe sahip yapay zeka için, beyin benzeri bilgi işlem platformları sağlayabilir (Q. Zhang, Yu, Barbiero, Wang, & Gu, 2019).

İlk olarak yapay zekâ (YZ) terimi ise 1956'da Dartmouth Üniversitesi'nde düzenlenen bir konferanstaki bilim adamları tarafından önerilmiştir. Daha sonra 2006'nın başlarında Google tarafından geliştirilen AlphaGo isimli bir program dünya satranç şampiyonunu yenmiştir. Bu olay sayesinde yapay zeka, küresel çapta daha popüler hale gelmiştir (L. D. Xu, 2013). Yapay zeka insan davranışlarını simüle etmek için bilgisayarları kullanır ve bilgisayarları öğrenme, yargılama ve karar verme gibi insan davranışlarını öğrenmek için eğitir (Da Xu, Lu, & Li, 2021). YZ, bilgiyi nesne olarak alan, bilgi edinen, bilginin ifade yöntemlerini analiz eden ve inceleyen ve bu yaklaşımları

insan entelektüel faaliyetlerini simüle edebilmek için kullanan bir bilgi projesidir (L. Duan & Da Xu, 2012). YZ bilgisayar bilimi, mantık, biyoloji, psikoloji, felsefe ve diğer birçok disiplinin bir derlemesidir ve konuşma tanıma, görüntü işleme, doğal dil işleme, otomatik teoremlerin kanıtlanması ve akıllı robotlar gibi uygulamalarda dikkate değer sonuçlar elde etmiştir (L. Duan, Xu, Liu, & Lee, 2009). YZ aynı zamanda sosyal kalkınmada da önemli bir rol oynar ve insan emeği gerektiren işlerde verimliliği artırmada, işgücü maliyetlerini düşürmede, insan kaynaklarının yapısını optimize etmede ve yeni iş talepleri yaratmada devrim niteliğinde sonuçlar getirmiştir (N. Duan, Liu, Yu, Li, & Yeh, 2019).

Yapay zeka, geçmişte yalnızca insanlar tarafından gerçekleştirilebilen görevleri bilgisayarların da yapabileceği hale getirme amaçlı yapılan çalışmalardır (B. Huang, Huan, Xu, Zheng, & Zou, 2019). Özellikle son yıllarda YZ hızla gelişmiş ve insanların yaşam tarzlarını değiştirmeye başlamıştır (C. Huang et al., 2019). YZ'nin gelişmesi ulusal güvenlik ve uluslararası rekabet gücünü artırarak dünya çapında birçok ülke için önemli bir kalkınma stratejisi haline gelmiştir (Rajkomar et al., 2018). YZ, bilim ve teknolojide oldukça önemli bir araştırma konusu haline gelmiş olup özellikle Google, Microsoft ve IBM gibi büyük şirketler kendini yapay zekaya adanmıştır ve yapay zekayı giderek daha fazla alana uygulamaktadır (Rouhani & Lecic, 2018).

Küresel bir ortamda, akıllı sistemlerin kapsamlı kullanımı endüstriyi büyük ölçüde maliyetten kurtarmış ve endüstri verimliliğini artırmıştır (Cai-Ming & Hao-Nan, 2020). Örneğin, PROSPECTOR isimli akıllı sistem, yüz milyonlarca dolar değerindeki maden yataklarını başarıyla analiz etmiştir. Bundan sonra insanlar genel yapay zekâ programlarını incelemeye başlamış ancak ciddi engellerle karşılaşmışlar ve büyük bir çıkmaza girmişlerdir. Fakat 1997'de 'Deep Blue'nun başarısı yapay zekanın gelişimini yeniden gündeme getirmiştir. Bilgi işlem gücünün gelişmesiyle, yapay zekanın darboğazı kırılmış ve büyük verilere dayalı derin öğrenme ve gelişmiş öğrenmenin gelişimi birbirini takip etmiştir. Özellikle GPU'ların ve özel işlemcilerin sürekli başarılı bir şekilde geliştirilmesi, bilgi işlem gücünü de devamlı olarak iyileştirmiş; bu da YZ'nin muazzam büyümesinin temelini teşkil etmiştir (Caiming Zhang, 2019).

Kısaca özetlemek gerekirse yapay zekâ, 70 yılı aşkın bir geçmişle beraber uzun bir gelişim süreci yaşamıştır. Gelişim süreci birkaç aşamaya ayrılabilir: 1943'te yapay nöron modeli önerilmiş ve bu olay yapay sinir ağı araştırmaları dönemini başlatmıştır (L. Zeng, Li, & Duan, 2012). 1956'da ise Dartmouth Konferansı yapılmış ve yapay zekâ kavramı ortaya atılmıştır; bu olay yapay zekanın doğuşuna işaret sayılabilir. Bu dönemde

özellikle uluslararası akademi topluluğu tarafından yapay zekâ araştırmaları trendi yükselişe geçmiş ve akademik değişimler başlamıştır. Geri yayılım algoritması üzerine araştırmalar 1970'lerde başlamış bu sayede bilgisayarların hesaplama gücü ve dolayısıyla maliyeti giderek artmıştır, bu durum akıllı sistemlerin araştırılmasını ve uygulamasını zorlaştırmıştır. Her ne kadar bu dönemde İlerlemeler neredeyse durma noktasına gelse, yapay zekâ üzerine atılımlar yavaş yavaş da olsa devam edebilmiştir. 1980'lere gelindiğindeyse geri yayılım sinir ağları yaygın olarak kabul edilmiş ve yapay sinir ağlarına dayalı algoritmalar hızla gelişmeye devam etmiştir. 21. yüzyılın başlarına gelindiğinde, mobil internetin gelişimi sayesinde daha fazla yapay zeka uygulamaları ortaya çıkmıştır (Caiming Zhang & Chen, 2020). 2012'de de derin öğrenme algoritmaları önerilmiş ve yapay zekâ alanında çığır açıcı gelişmeler yaşanmıştır. Yapay zeka alanında yaşanan tüm bu gelişmelerin kısa bir özeti ise aşağıdaki çizelgede gösterilmiştir (Caiming Zhang & Lu, 2021).

Çizelge 3.1. Yapay Zekanın gelişimi

Dönem	Olaylar&Detaylar
Kuruluş Dönemi	1956 yazında, Dartmouth Üniversitesi'nde düzenlenen bir akademik konferansta birkaç seçkin bilim adamı, makinelerin nasıl akıllı simüle edileceğini tartışmıştır. McCarthy, ilk olarak yapay zekâyı doğuran yapay zekâ terimini önermiştir.
İlk Altın Çağ	Dartmouth Konferansı'ndan bu yana, Bender Kimyasal Kütle Spektrometresi Sistemi, MTCIN Hastalık Tanı ve Tedavi Sistemi ve Hearsay-11 Dil Anlama Sistemi gibi akıllı sistemlerin ortaya çıkması, bu yapıların uygulanabilirliğinin temelini atmıştır. Yapay zekâ araştırmalarının ilk günlerinde Massachusetts Teknoloji Enstitüsü, Carnegie Mellon Üniversitesi, Stanford Üniversitesi ve diğer üniversiteler yapay zekâ laboratuvarları kurmuş ve devlet kurumlarından Ar-Ge fonu almışlardır. 1970'lerin sonlarında, Feigenbaum bilgi mühendisliği kavramını önermiştir. Akıllı sistemler hızla gelişmiş ve uygulamaları da büyük faydalar sağlamıştır. Ancak yavaş yavaş akıllı sistemlerden bilgi edinmenin zorluğu gibi bir dizi sorunlar ortaya çıkmaya başlamış ve yapay zekâ ilk zorlu dönemine girmiştir.
İkinci Altın Çağ	1982'de önerilen Hopfield sinir ağı ve BT eğitim algoritması, konuşma çevirisi ve konuşma tanıma gibi alanlarda yapay zekanın gelişiminde bir patlama yaşanmasına yol açmıştır. Ancak 1990'ların sonlarına gelindiğinde, insanlar yapay zekanın halen sosyal hayatımıza pek giremediğini düşünmüş ve 2000 yılı civarında yapay zekâ yeniden bir zorlu döneme girmiştir.
Üçüncü Altın Çağ	2006'dan günümüze kadar olan dönem yapay zekanın hızlı bir şekilde geliştiği bir dönemdir. Hızlı gelişme, temel olarak GPU'ların yaygınlaşması ve popülerleşmesinden kaynaklanmaktadır. Diğer bir neden ise harita, resim, metin ve veri bilgisi gibi verilere büyük ölçekli erişim izni veren depolama kapasitesinin sınırsız genişlemesidir.

3.3.1. Yapay Zekânın araştırma alanları

3.3.1.1. Akıllı sistemler

Akıllı sistem, uzmanların mevcut bilgisine dayanan bir bilgi sistemidir. Tıbbi teşhiste, jeolojik araştırmalarda ve petrokimya endüstrisinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Akıllı sistemler genellikle çeşitli bilgi sistemlerine atıfta bulunur (Miotto, Wang, Wang, Jiang, & Dudley, 2018). Bu, uzmanların düşünme sürecini simüle etmek için yine uzmanlar tarafından sağlanan profesyonel bilgiyi kullanan ve yalnızca alanında uzmanların çözebileceği karmaşık sorunları çözmek için bilgi ve akıl yürütmeyi kullanan, bilgiye dayalı akıllı bir bilgisayar programıdır. Akıllı sistem, büyük miktarda mesleki bilgi ve deneyim gerektiren belirli bir alanda büyük miktarda bilgi ve muhakeme sürecine sahiptir ve aynı anda depolayabilir, akıl yürütebilir ve yargılayabilir (Tung, 2019). Yani ana çekirdek bilgi tabanıdır ve muhakeme motorudur (Cai et al., 2018).

Akıllı sistemin uygulama yöntemi öncelikle belirli bir alandaki uzmanların bilgi, deneyim ve araştırma bilgilerini veri tabanında ve bilgi tabanında depolayıp, daha sonra tercüman ve muhakeme motoru tarafından çağrılarak gerektiğinde uzmanlara sunulmasıdır. Kullanıcılar bunu bir insan-bilgisayar etkileşim arayüzü (Zappone, Di Renzo, & Debbah, 2019) aracılığıyla yapar. Akıllı sistemin öğretimdeki uygulama avantajı zaman, mekan, çevre ve duygusal etkinin sınırlanmasına bağlı kalmamasıdır (Pouyanfar et al., 2018).

3.3.1.2. Makine Öğrenimi

Bir bilgisayarın bilgiye sahip olması için, bilginin bilgisayara kabul edilebilir bir şekilde girdi olarak ifade edilmesi veya bilgisayarın kendisinin bilgi edinme ve pratikte bilgiyi sürekli olarak özetleme ve iyileştirme yeteneğine sahip olması gerekmektedir (Young, Hazarika, Poria, & Cambria, 2018). Bu yöntem makine öğrenmesi denir (L. Liu et al., 2020). Makine öğrenimi araştırması esas olarak (1) insan öğrenme mekanizmasını ve insan beyni düşünme sürecini incelemek, (2) insanların öğrenme mekanizmalarını incelemek ve (3) makine öğrenimi yöntemlerini incelemek ve belirli görevler için bir öğrenme sistemi kurma amaçlı yapılır (Z. Liu, Luo, Wang, & Tang, 2015). Makine öğrenimi araştırması, bilgi bilimi, beyin bilimi, nöropsikoloji, mantık ve bulanık matematik gibi çeşitli disiplinlere dayanmaktadır (Hu, Liang, Xiong, & Niyato, 2021).

Derin öğrenme ise yapay sinir ağları adı verilen beynin yapısından ve işlevinden ilham alan algoritmalarla ilgilenen makine öğreniminin bir dalıdır. Sinir ağları, verilerdeki karmaşık kalıpları modellemek için kullanılan bir tür makine öğrenme algoritmasıdır. Derin öğrenme algoritmaları, sinir ağındaki çok sayıda gizli katmandan yararlanarak bu kalıpları öğrenebilmektedir. Yaygın derin öğrenme algoritmaları arasında Kısıtlı Boltzman Makinesi (RBN), derin inanç ağı (DBN), ESA ve yığınlanmış otomatik kodlayıcı (SAE) bulunur (Litjens et al., 2017).

3.3.1.3. Robotik alanı

Robot, insan davranışını simüle edebilen bir makinedir. Robotlarla ilgili araştırmalarda üç nesil gelişim yaşanmıştır (J. Liu et al., 2018).

İlk nesil program robotu kontrol eder. Bu tür bir robot, tasarımcı tarafından programlanabilir ve daha sonra program robotta saklanır ve robot programın kontrolünde çalışır. Robot bir görevi ilk kez gerçekleştirmeden önce, teknisyen robota işlemi gerçekleştirmesi talimatını verecek ve robot tüm işlemi adım adım gerçekleştirecektir (L. Lu, Xu, Xu, Li, & Cai, 2018; Xing Li & Li, 1999; G. Yang et al., 2014). Temelde kaydedilen her işlem bir talimat olarak temsil edilir.

İkinci nesil uyarlanabilir robotlardır (W. Zhang, Xiang, Liu, & Zhang, 2019). Bu tür robotlar, basit bilgileri (çalışma ortamı ve çalışma nesnelere gibi) elde edebilen ilgili duyuşal sensörlerle (görme, işitme ve dokunsal sensörler gibi) donatılmıştır. Robot, operasyon faaliyetlerini kontrol etmek için bir bilgisayar tarafından işlenir.

Üçüncü nesil ise akıllı robotlardır (Shone, Ngoc, Phai, & Shi, 2018). Akıllı robot, insan benzeri bir zekaya sahiptir ve yüksek hassasiyetli sensörlerle donatılmıştır (Sodhro, Purbhulal, & De Albuquerque, 2019). Hatta duyuşal yeteneği sıradan insanlarınkini aşmaktadır. Robot, algıladığı bilgiyi analiz edebilir, davranışını kontrol edebilir, ortamdaki değişikliklere yanıt verebilir ve karmaşık görevleri tamamlayabilir (Sünderhauf et al., 2018; Tambe, Cappelli, & Yakubovich, 2019).

3.3.1.4. Akıllı karar destek sistemi

Karar destek sistemi, yönetim bilimi kategorisine girer ve 'bilgi-zekâ' ile son derece yakın bir ilişki içindedir. 1980'lerde akıllı sistem birçok yönden başarılı olmuştur [1]. Yapay zekâ özellikle karar destek sistemlerinde istihbari ve bilgi işleme teknolojisi

uygulaması, karar destek sistemlerinin uygulama kapsamını genişletmiş ve sistemin sorunları çözme yeteneğini geliştirmiştir. Böylece akıllı bir karar destek sistemi ortaya çıkmıştır (Cayamcela & Lim, 2018; Reichstein et al., 2019).

3.3.1.5. Örüntü tanıma

Örüntü tanıma, algılama yeteneklerine sahip makinelerin nasıl yapıldığının bir incelemesidir (Tan et al., 2010). Esas olarak görsel ve işitsel kalıpların tanınmasını, yani nesnelere, araziye, görüntüleri, yazı tiplerini vb. tanımlamayı inceler. Günlük yaşamda ve askeri alanda geniş bir kullanım alanına sahiptir. Son yıllarda, hem geleneksel istatistiksel modellerin hem de yapısal örüntü tanıma yöntemlerinin yerini alarak, bulanık matematiksel modellerin ve yapay sinir ağı modellerinin uygulama düzeyi hızla gelişmiştir (Hong Chen, Li, & Chen, 2021; H. Yang, Wen, Wu, He, & Mumtaz, 2019).

3.3.2. Yapay Zekânın uygulama senaryoları

Veriler, algoritmalar ve bilgi işlem yetenekleri gibi teknik koşulların nispeten daha olgun hale gelmesine dayanarak, yapay zeka sorunları gerçekten çözmeye ve etkin bir şekilde ekonomik kazançlar sağlamaya başlamıştır (Z. Zhang, Cui, & Zhu, 2020). Uygulama açısından bakıldığında, iyi bir veri havuzuna sahip sektörler (finans, sağlık, otomotiv ve perakende gibi) nispeten daha oturmuş bir yapay zeka uygulama senaryolarına sahiptir (Caiming Zhang & Lu, 2021).

3.3.2.1. Otomotiv Endüstrisi

Otomotiv endüstrisinde, otonom sürüşü örnek olarak ele alacak olursak, otonom sürüş otomotiv endüstrisi, yapay zeka ve Nesnelerin İnterneti gibi yeni nesil bilgi teknolojilerinin derinlemesine entegrasyonunun bir ürünüdür (H. X. Li & Xu, 2001). Bu, mevcut küresel ulaşım ve seyahat bilgileri ile iletişim için önemli bir yöndür. Otonom sürüş, yol koşulları ve yaya bilgilerini toplamak için diğer sensörlerin yanı sıra lidar gibi sensörleri kullanır ve bu bilgileri sürekli olarak optimize etmek ve nihayetinde yoldaki araçlar için en iyi rota ve kontrol planını sunmak için gelişmiş yapay zeka algoritmalarıyla birleştirir (Ding et al., 2020).

Şu an bu alanda öne çıkan devletlere bakıldığında özellikle Çin ciddi atılımlar yapmakta olup, sürücüsüz otomobiller alanında Avrupa ve Amerika Birleşik Devletleri ile arasındaki farkı gittikçe kapatmaktadır ve hatta eş zamanlı gelişim sağlamaktadır. Onun dışında 21 Aralık 2014'te Google, ilk sürücüsüz prototip arabayı duyurmuştur. 2015 yılında ise İsviçre ve Fransa ortaklaşa sürücüsüz otobüs üretmiş olup iki yıllık bir yol testi yapmayı planlamışlardır. 2017'ye gelindiğinde Alman Audi, yeni 'Audi YZ' ticari markasını piyasaya sürmüş ve Olimpiyat Oyunlarına yapay zekâ uygulamışlardır. Araç üzerine kurulan sabit hızlı seyir otomatik park etme ve diğer yardımcı ekipmanlar, otomatik sürüşü bir ölçüde gerçekleştirmiş ve sürücüsüz otomobil, sürüş sırasındaki insan davranışını tamamen özgürleştirmiştir (Došilović, Brčić, & Hlupić, 2018; J. Wang, Ma, Zhang, Gao, & Wu, 2018).

3.3.2.2. Finansal piyasalar

Yapay zeka finansal piyasalarda başarıyla uygulanmaktadır; örnek kullanımlar arasında akıllı risk kontrolü, akıllı danışmanlık, piyasa tahmini ve kredi derecelendirmesi sayılabilir (Wu, Han, Wang, & Sun, 2020). Bu olaylar yapay zekâ gömülülüğü yoluyla finansı yeni bir inovasyon çağına getirmiştir. Hatta Silikon Vadisi'ndeki bazı büyük teknoloji şirketleri, kullanıcıların finansal ürünleri kabul etme eğilimini düşürmek için yapay zekâ algoritmalarını kullanmaya başlamışlardır. Modeller, finansal analistlerin bilgi ve deneyimine dayalı olarak eğitilmiş, müşteri ihtiyaçlarını takip etmek ve maliyetleri en aza indirmek için başarıyla uygulanmıştır (Feng, Li, & Cen, 2001; H.-X. Li, Li, & Wang, 2003; Baoan Yang, Li, Xie, & Xu, 2001). Örneğin bir Japon startup şirketi (Alpaca), görüntüleri analiz etmek ve tanımak için derin öğrenme mimarilerinden yararlanmış ve kullanıcıların büyük miktarda bilgiden hızlı bir şekilde döviz alım satım çizelgelerini bulmasına yardımcı olmayı amaçlamışlardır (Khalaf, Mostafa, Mustapha, Mohammed, & Abdullah, 2019).

Finans sektöründe yapay zekâ pazarı gitgide büyümektedir. Makine öğreniminin teknik araçları sayesinde hem riskleri hem de borsanın yönünü tahmin edebilir. Finansal kurumlar, finansal riskleri yönetmek, birden fazla veri kaynağını entegre etmek ve insanlara gerçek zamanlı risk uyarı bilgileri sağlamak için makine öğrenimi yöntemlerini kullanmaktadırlar (L. Chen, Chen, & Lin, 2020). Ayrıca, finansal kuruluşlar şirketin gelişimi için, ilgili finansal riskleri analiz etmek, ilgili finansal varlıklar için gerçek zamanlı risk uyarısı sağlamak, yatırım ve finansal yönetim insan gücü ve malzeme

kaynaklarından tasarruf etmek, bilimsel ve makul bir risk yönetim sistemi kurmak ve temellerini atmak için büyük verileri benimsemektedirler (Y. Duan, Edwards, & Dwivedi, 2019).

3.3.2.3. Sağlık sektörü

Sağlık alanında tıbbi yardım sağlamak, kanser gibi hastalıkları tespit etmek ve yeni ilaçlar geliştirmek için yapay zeka ile ilgili algoritmalar kullanılmaktadır (Ravi et al., 2016). Tıbbi bilgilerin kapsamlı tanıtımı, küresel çapta tıbbi girişimlerin geliştirilmesi için büyük önem taşımaktadır (Hamet & Tremblay, 2017). En ünlülerinden biri şüphesiz IBM'in akıllı robotu Watson'dır. IBM teknik ekibi önce Watson'a büyük miktarda veri ve bilgi girmiştir. Bu devasa veri tabanı tıbbi bilgi ve raporları, klinik kılavuzları, ilaç kullanım raporlarını ve binlerce hastanın tıbbi kaydını içermektedir. O zamandan beri, paydaşlara tıbbi yardım sağlamak ve tıbbi tanıyı daha etkin ve hassas bir şekilde gerçekleştirme adına analiz ve işleme için yapay zeka algoritmaları kullanılmaktadır (Esteva et al., 2019).

3.3.2.4. Perakende sektörü

Perakende sektöründe çevrimdışı fiziksel perakende mağazaları, gerçek insansız perakende satış elde etmek için yapay zekâ algoritmalarını kullanmaktadır, böylece maliyetler düşmüş ve verimlilik büyük ölçüde artmıştır. Özellikle E-ticaret devi Amazon tarafından kurulan akıllı fiziksel perakende mağazası AmazonGo, çok kısa bir sürede akıllı perakende pazarına önemli bir güç katmıştır (F. Lu et al., 2013). AmazonGo'nun yapısını inceleyecek olursak 'Just Walk Out' adlı bir teknoloji makine öğrenimi, bilgisayarla görme ve sensörleri birleştirmiştir. Mağaza içerisine sensörler, kameralar ve sinyal alıcıları dağıtarak, ürünlerin raflara yerleştirilmesini ve kaldırılmasını izleyebildiği gibi, sanal alışveriş sepetindeki ürünleri de izleyebilmektedir. Ayrıca yapay zekanın öneri sisteminde uygulanması sayesinde, çevrimiçi satışlar artmış, daha doğru pazar tahminleri elde edilmiş ve envanter maliyetleri azaltılmıştır. Öneri sistemi, kullanıcının potansiyel tercihlerine dayalı bir çevrimiçi ürün öneri modeli oluşturmuş ve birçok e-ticaret web sitesinde uygulanmıştır (Erokhin, 2019).

3.3.2.5. Medya Endüstrisi

Medya endüstrisinde içerik iletişim robotları ve marka iletişim robotları, kullanıcıların istediği içeriği tek tıklamayla oluşturma imkanı sunar ve bir dakikada 10.000'e kadar makale yayınlanabilir (Nunavath & Goodwin, 2018). Yapay zekaya dayalı bu akıllı medya platformu, güncel olayları, kamuoyunu ve halkla ilişkiler pazarlama içeriğini birleştirebilir, medya dağıtım kurallarını inceleyebilir ve kullanıcıların okumak istediği içeriği otomatik olarak oluşturabilir (Misra et al., 2020). Ana akım medya platformlarına akıllıca bağlanabilir ve etkili bir yayılım sağlamak için bilgileri senkronize olarak otomatik olarak gönderebilir. Marka tanıtımı açısından akıllı platform, şirkete en büyük iletişim değerini kazandırabilmek için marka içeriğine, promosyon bütçelerine ve promosyon etkilerine dayalı olarak medya ürünlerini ve medya kanallarını tahmin edebilir ve eşleştirebilir (Haenlein & Kaplan, 2019).

3.3.2.6. Akıllı ödeme sistemleri

Günümüzde pek çok kişide, nakitsiz alışveriş yapma alışkanlık haline gelmiştir. Bir cep telefonu sayesinde ödemeler kolayca tamamlanabilir. Ayrıca müşteriler ürünlere ödeme yapmak için tarama kodunu kullanmak istemezlerse, başka bir yeni ödeme yöntemi olan sesli ödeme ve yüz tarama yöntemlerini kullanabilirler. Bu sistemler sayesinde alışveriş yapanların dışarı çıkarken cüzdanlarını getirmelerine, QR kodunu taramalarına ve hatta bir şifre girmelerine bile gerek yoktur (Farivar, Haghghi, Jolfaei, & Alazab, 2019). Kendi seslerinden ve yüzlerinden ödeme yapabilirler. Bunlar arasında sesizi tanıma, biyolojik özelliklere dayalı olarak geliştirilmiş yeni bir teknolojidir. Örneğin Alipay Pay, KFC restoranlarında geçerli olan yapay zekâ tabanlı bir ödeme sistemidir. Bu sistem sayesinde iki tek yumurta ikizi, birkaç saniye içinde hatasız bir şekilde ayırt edilebilir. Uygulanan teknik ise eye brushing tekniğidir. Her insanın göz yapısı farklıdır bu nedenle tekniğin uygulama alanı da giderek genişlemektedir (Kullaya Swamy & Sarojamma, 2020).

3.3.2.7. Akıllı ev

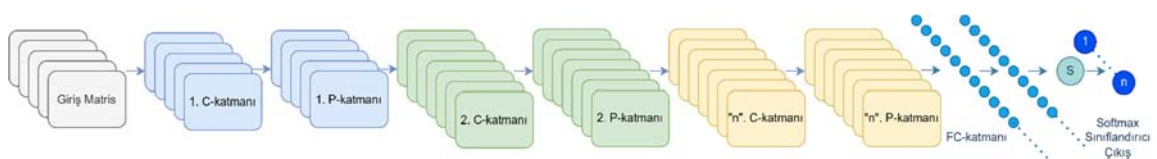
Akıllı evler, hayatı daha konforlu hale getirmek için verimli konutlar ve günlük aile işleri yönetim sistemleri oluşturmak için günlük yaşamla ilgili tesisleri entegre etme

amaçlı ileri teknolojiyi kullanmaktadırlar (Finogeev, Finogeev, Fionova, Lyapin, & Lychagin, 2019). Akıllı bir ev, ev ürünlerinin birçok yönünü içerir; TV, banyo, buzdolabı, klima, kapı kilidi ve diğer ürünler gibi birçok şeyi kapsar ve akıllı iletişim yoluyla kullanıcılara hizmet eder (Qela & Mouftah, 2012). Eksiksiz bir akıllı ev sistemi sadece bir cihaz değil, aynı zamanda farklı işlevlere sahip birçok ev ürününün birleşimidir. Bir ailedeki kullanıcı bir kişi değil, birden çok kullanıcıdır. Kısacası akıllı ev sistemlerinin amacı, ev ürünlerini ve insanları öğrenebilen, bağlanabilen ve kendine uyum sağlayabilen birleşik bir sistemde verimli ve akıllı bir şekilde koordine etmektir (Ghahramani, 2015; Yigitcanlar, Desouza, Butler, & Roozkhosh, 2020).

Butonların ve dokunmatik ekranların etkileşimli formu ile karşılaştırıldığında, sesli asistan donanımı daha kullanışlıdır ve şu anda sesli kontrol akıllı evler için önemli bir giriş noktası haline gelmiştir (C. Sun, Shrivastava, Singh, & Gupta, 2017; Yi Sun, Wang, & Tang, 2014). Piyasadaki çeşitli markaların akıllı hoparlörleri, yapay zeka alanında akıllı evlerin kontrolüne açılan kapı olarak kabul edilmektedir (Srivastava, Bisht, & Narayan, 2017). Akıllı hoparlörün ana işlevi, insan sesiyle etkileşimde bulunmaktır. İnsanlar akıllı hoparlörlerle ses yoluyla etkileşime girer, böylece akıllı hoparlörler insanların ihtiyaçlarını anlayabilir ve insanların ihtiyaç duyduğu hizmetleri gerçekleştirebilir (D. Li & Du, 2017; Caiming Zhang & Lu, 2021).

3.4. Evrişimsel Sinir Ağları (ESA)

Özel bir doğrusal işlem türü olan ESA'lar en az bir katmanında matris çarpımı yerine evrişim kullanan basit sinir ağlarıdır (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016). Şekil 3.6'da görüldüğü üzere, oluşturulan ağın karmaşık özellikleri öğrenebilmesi için, ESA'lar arka arkaya eklenmiş bloklardan oluşmaktadır ve her blok bir önceki bloktan gelen bilgilerden özellikler çıkarır. ESA'lar ilk olarak evrişim katmanında (C katmanı) basit özellikleri öğrenir ve ardından doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonları kullanarak daha karmaşık özellikleri öğrenmeye çalışır. Verideki önemli bilgiler ise havuzlama (P katmanı) işlemiyle ön plana çıkarılır.



Şekil 3.6. Örnek bir geleneksel Evrişimsel Sinir Ağı Mimarisi

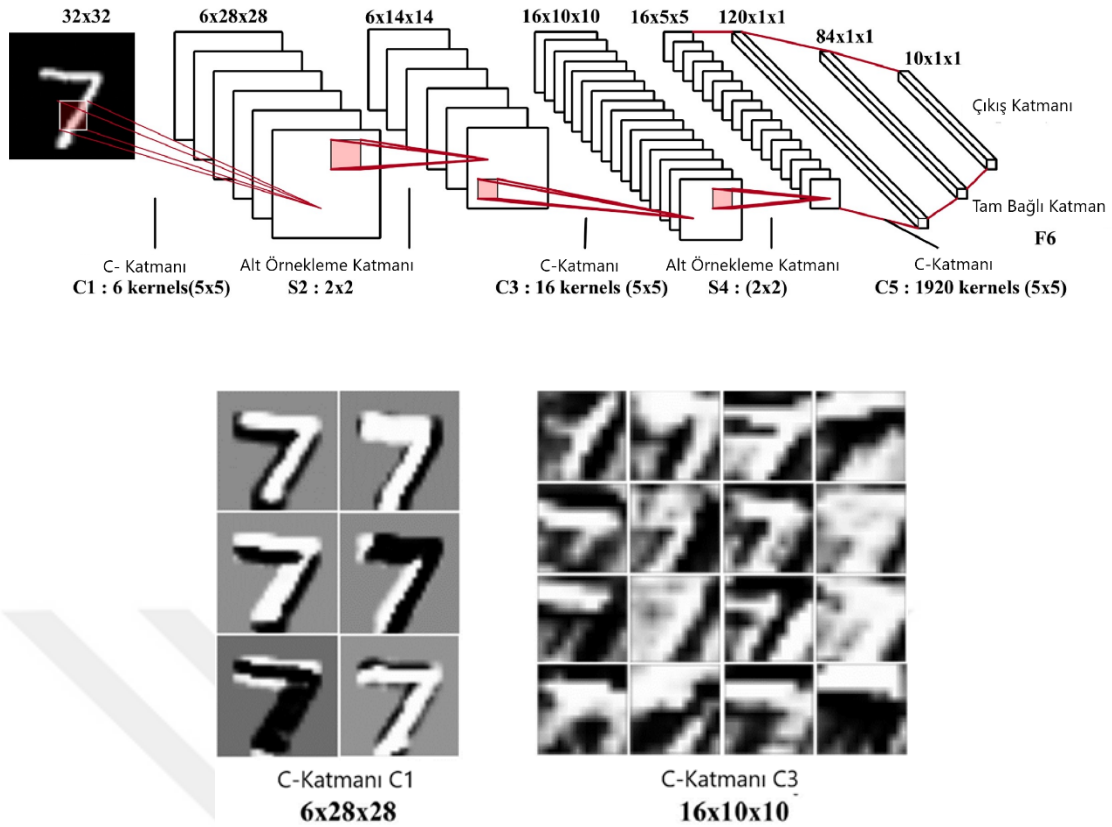
Yapılan bu çalışmada hem bir boyutlu hem de 2 boyutlu verilerde başarıyla uygulanabilen bir boyutlu ESA'lar kullanılmıştır (Haut, Paoletti, Plaza, Plaza, & Li, 2019). Aşağıdaki denklem 16'da görüldüğü üzere, katman l'deki nöron net girdisi j için:

$$z_j^l = \sum_{i \in M_j} w_{j,i}^l * x_i^{l-1} + b_j^l \quad (16)$$

Burada M_j girdi haritalarının seçimini temsil eder, j ve i nöronlar arasındaki bağlantıya ilişkin filtre veya ağırlığı ifade eder. x_i^{l-1} $l-1$ katmanında ki nöron i 'den gelen çıkış sinyalidir. b_j^l katman l ve nöron j için bias değeridir. “*” vektör konvolüsyonunu ifade eder. En son, bir çıkış haritası elde etmek için aktivasyon fonksiyonu kullanmak gereklidir. Ek olarak, ESA'larda katman girdilerinin dağılımında bir değişiklik olursa, sonraki tüm katman çıktıları etkileneceği için Toplu Normalleştirme gerçekleştirilir. Ayrıca Toplu Normalleştirme işlemi sayesinde ESA daha hızlı ve daha yüksek doğrulukla eğitilir (Ioffe & Szegedy, 2015).

3.4.1. Temel ESA bileşenleri

Her ne kadar literatürde çok sayıda ESA mimarisi çeşidi olsada temel bileşenleri birbirlerine oldukça benzemektedir. Örneğin LeNet-5'i inceleyecek olursak, evrişim, havuzlama ve tam bağlantılı katmanlar olmak üzere üç tür katmandan oluşmaktadır. Evrişim katmanı, girdilerin özellik temsilcilerini öğrenmeyi amaçlar. Şekil 3.7'de gösterildiği gibi evrişim katmanı, farklı özellik haritalarını hesaplamak için kullanılan birkaç evrişim çekirdeğinden oluşmaktadır. Spesifik olarak bir özellik haritasının her bir nöronu, önceki katmandaki komşu nöronların bir bölgesine bağlanır. Böyle bir komşuluk, önceki katmanda nöronun alıcı alanı olarak adlandırılır. Yeni özellik haritası, önce girdiyi öğrenilmiş bir çekirdekle evriştirerek ve ardından evrişimli sonuçlara eleman bazında doğrusal olmayan bir etkinleştirme işlevi uygulayarak elde edilebilir. Ayrıca her bir özellik haritasını oluşturmak için çekirdeğin, girdinin tüm uzamsal konumları tarafından paylaşıldığı unutulmamalıdır. Tam özellik haritaları, birkaç farklı çekirdek kullanılarak elde edilir (Gu et al., 2018).



Şekil 3.7. Örnek bir rakam sınıflandırma görevinde çalışan LeNet-5 ağ mimarisi ve ağdaki özelliklerin görselleştirilmesi (Gu et al., 2018)

Genelde kullanılan aktivasyon fonksiyonları ise sigmoid, tanh (LeCun, Bottou, Orr, & Müller, 2012) ve ReLU'dur (Nair & Hinton, 2010). Havuzlama katmanı, özellik haritalarının çözünürlüğünü azaltarak kayma değişmezliğini sağlamayı amaçlar. Genellikle iki evrişim katmanı arasına yerleştirilirler. Bir havuzlama katmanının her bir özellik haritası, önceki evrişim katmanına karşılık gelen özellik haritasına bağlanır. Genelde kullanılan havuzlama katmanları ise maks. havuzlama (Boureau, Ponce, & LeCun, 2010) ve ortalama havuzlamadır (T. Wang, Wu, Coates, & Ng, 2012). Şekil 3.7'de ilk iki evrişim katmanı tarafından öğrenilen 7 rakamının özellik haritaları gösterilmiştir. 1. evrişim katmanındaki çekirdekler kenarlar ve eğriler gibi düşük seviyeli özellikleri tespit etmek için tasarlanırken, daha yüksek katmanlardaki çekirdekler daha soyut özellikleri kodlamak için tasarlanmıştır. Ayrıca birkaç evrişim ve havuzlama katmanını istifleyerek, kademeli olarak daha yüksek seviyeli özellik temsillerini çıkarabilmek de mümkündür.

Birkaç evrişim ve havuzlama katmanından sonra, üst düzey muhakeme gerçekleştirmeyi amaçlayan bir veya daha fazla tam bağlantılı katman olabilir (Hinton, Srivastava, Krizhevsky, Sutskever, & Salakhutdinov, 2012; Simonyan & Zisserman,

2014; Zeiler & Fergus, 2014). Onlar bir önceki katmandaki tüm nöronları alır ve global anlamsal bilgi üretmek için bunları mevcut katmanın her bir nöronuna bağlarlar. Ancak dikkat edilmesi gereken önemli bir husus 1×1 evrişim katmanı ile değiştirilebileceğinden tam bağlı katman her zaman gerekli olmayabilir (M. Lin, Chen, & Yan, 2013).

ESA'ların son katmanı bir çıktı katmanıdır. Sınıflandırma görevi için softmax operatörü yaygın olarak kullanılır (Russakovsky et al., 2015). Bunun dışında yaygın olarak kullanılan diğer bir yöntem ise farklı sınıflandırma görevlerinde etkili bir şekilde kullanabilmek için ESA özellikleriyle birleştirilebilen DVM'dir (Madjarov, Kocev, Gjorgjevikj, & Džeroski, 2012; Y. Tang, 2013). Ayrıca ESA ağını optimize etmek için genelde Stokastik gradyan inişi algoritması kullanılmaktadır (Wijnhoven & de With, 2010; Zinkevich, Weimer, Li, & Smola, 2010).

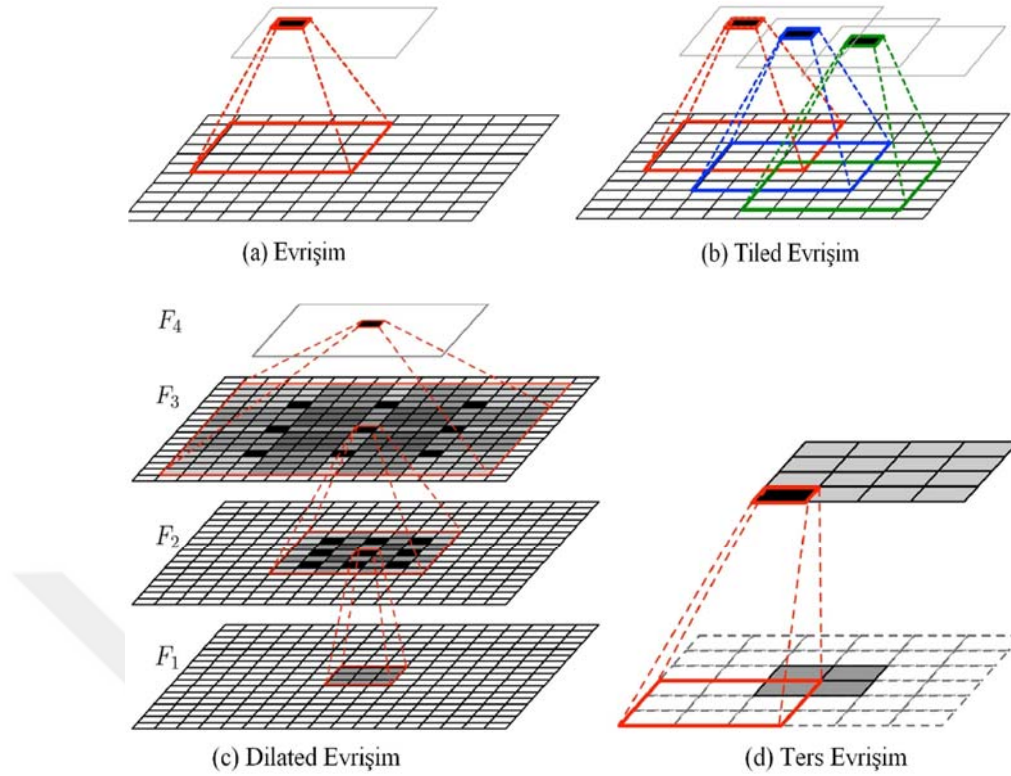
3.4.2. ESA'lar da yaşanan gelişmeler

2012'de AlexNet'in başarısından bu yana ESA'larda birçok gelişme yaşanmıştır. Bu bölümde ESA'larda yaşanan bu gelişmeler alt başlıklar halinde incelenmiştir.

3.4.2.1. Evrişim katmanı

3.4.2.1.1. Tiled evrişim

ESA'lardaki ağırlık paylaşım mekanizması, parametre sayısını önemli ölçüde azaltabilir. Bununla birlikte, modellerin diğer değişmezlik türlerini öğrenmesini de kısıtlayabilir. Tiled ESA, farklı özellik haritalarını öğrenmek için aynı evrişim katmanına birçok ayrı filtre ekleyerek bu sorunu çözmek için tasarlanmış bir çözümdür. Aynı çekirdekler aynı katman içinde öğrenilir ve karmaşık değişmezler, komşu birimler üzerinde karekök havuzlama yoluyla dolaylı olarak öğrenilebilir. Şekil 3.8'de gösterildiği gibi, evrişim işlemleri her k birimde uygulanır; burada k ağırlıkların paylaşıldığı mesafeyi kontrol etmek için karo boyutudur. Yapılan çalışmalarda Tiled ESA'nın geleneksel ESA'lardan daha iyi performans sergilediği tespit edilmiştir (Z. Wang & Oates, 2015).



Şekil 3.8. (a) Evrişim, (b) Tiled Evrişim, (c) Dilated Evrişim, ve (d) Ters Evrişim gösterimi (Gu et al., 2018)

3.4.2.1.2. Transpoze evrişim

Transpoze evrişim giriş ve çıkışın aynı sayıda kanala sahip olduğu, ancak girişin çıkıştan daha yüksek uzaysal çözünürlüğe sahip olduğu bir evrişim türüdür. Çıktı, girdinin örneklenmesi ve bir çekirdek ile konvolüsyon edilmesiyle üretilir (Long, Shelhamer, & Darrell, 2015; Visin et al., 2015; Zeiler & Fergus, 2014; Zeiler, Krishnan, Taylor, & Fergus, 2010; Zeiler, Taylor, & Fergus, 2011). Birden çok giriş aktivasyonunu tek bir aktivasyona bağlayan geleneksel evrişimin aksine, ters evrişim olarak bilinen transpoze evrişim Şekil 3.8’de de görüldüğü gibi tek bir aktivasyonu birden fazla çıkış aktivasyonu ile ilişkilendirir. Son zamanlarda, görselleştirme (Zeiler & Fergus, 2014), tanıma (Cao et al., 2015; Jianming Zhang et al., 2018; Y. Zhang, Lee, & Lee, 2016), yerelleştirme (B. Zhou, Khosla, Lapedriza, Oliva, & Torralba, 2016), anlamsal segmentasyon (Noh, Hong, & Han, 2015), görsel soru yanıtlama (Das, Agrawal, Zitnick, Parikh, & Batra, 2017) ve süper çözünürlük (C. Dong, Loy, He, & Tang, 2015) gibi uygulamalarda yaygın olarak kullanılmaktadır.

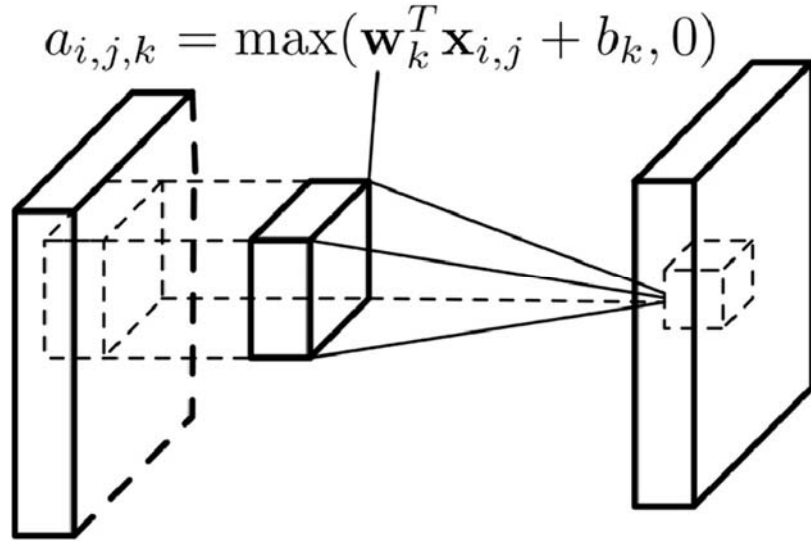
3.4.2.1.3. Dilated ESA

Dilated evrişim (F. Yu & Koltun, 2015), parametre sayısını artırmadan bir evrişim katmanının görüş alanını artırmak için kullanılan bir evrişimsel sinir ağı katmanıdır. Bu yöntem uygulanırken 'genişleme oranları' olarak adlandırılan evrişim katmanının girişine sıfırlar eklenerek yapılır. Genişletme hızı, konvole katmanın görüş alanı istenen görüş alanına eşit olana kadar arttırılır.

Kıısacası Dilated evrişim, görüntü segmentasyon uygulamaları için oldukça etkili bir tür ESA katmanıdır. Bu evrişim katmanını kullanmanın temel avantajı, özellikle büyük miktarda bağlamın gerekli olduğu görüntü segmentasyonu gibi görevler için daha geniş etkili bir görüş alanına izin vermesidir. Ayrıca sahne segmentasyonu (F. Yu & Koltun, 2015), makine çevirisi (Kalchbrenner et al., 2016), konuşma sentezi (Oord et al., 2016) ve konuşma tanıma (Sercu & Goel, 2016) gibi görevlerde etkileyici bir performans elde etmiştir.

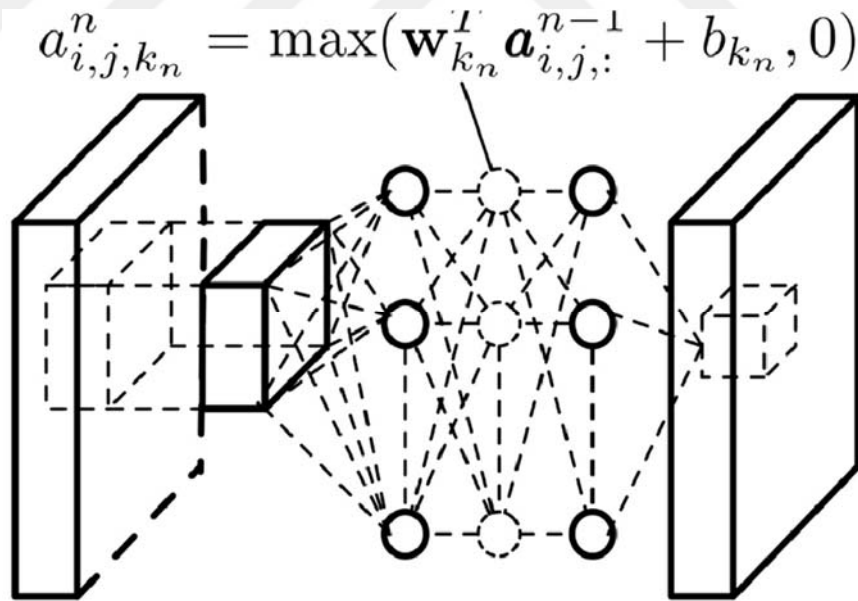
3.4.2.1.4. Ağ içinde ağ

Ağ içinde Ağ (Network In Network), 2014'de bir konferansta önerilen ESA'daki doğrusal filtrelerin doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonları ile öğrenme yeteneklerinin artırılabilceği fikriyle ortaya atılan genel bir ağ yapısıdır (M. Lin et al., 2013). NIN evrişimli katmanların, lokal cevap normalizasyonu katmanına (LRN) sahip çok katmanlı bir algılayıcı (MLP) katmanı olan 'mlpconv' olarak adlandırılan bir katmanla değiştirildiği özel bir tür ESA olarak görülebilir. Şekil 3.9 ve 3.10, doğrusal evrişim katmanı ile mlpconv katmanı arasındaki farkı göstermektedir.



Şekil 3.9. Doğrusal evrişim katmanı

Yukarıdaki şekilde yer alan formül incelendiğinde $a_{i,j,k}$ değeri lokasyon (i, j) 'de yer alan k 'nci özellik haritasının aktivasyon değeridir. w_k ve b_k ise k 'nci filtrenin ağırlık vektörü ve bias terimidir.



Şekil 3.10. MLPconv katmanı

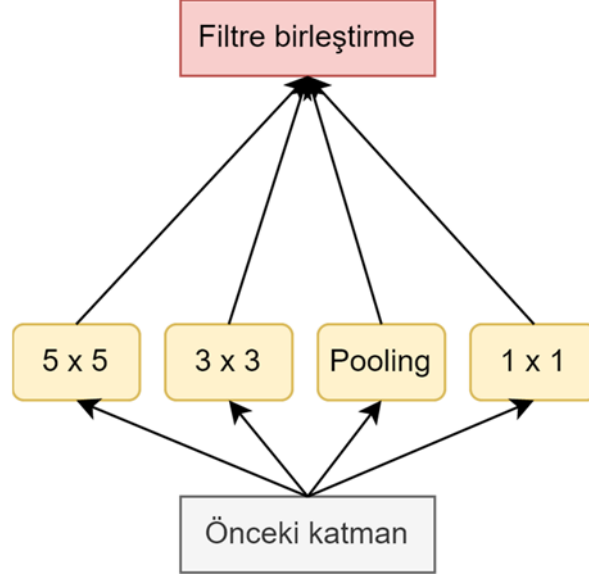
Şekil 3.10'da ki denklem incelendiğinde $n \in [1, N]$ olmak üzere N , mlpconv katmanındaki katman sayısıdır ve $a_{i,j,:}^0 x_{i,j}$ 'ye eşittir. MLPconv katmanında, geleneksel evrişim katmanından sonra 1×1 evrişimler yerleştirilir. 1×1 evrişim, ReLU tarafından gerçekleştirilen kanallar arası parametrik havuzlama işlemine eşdeğerdir (Nair & Hinton,

2010). Bu nedenle $mlpconv$ katmanı, normal evrişim katmanı üzerinde kademeli çapraz kanallı parametrik havuzlama olarak da kabul edilebilir. Son olarak son katmanın özellik haritalarının uzamsal olarak ortalamasını alan ve çıktı vektörünü doğrudan softmax katmanına besleyen global bir ortalama havuzlama uygulanır. Tam bağlantılı katmanla karşılaştırıldığında, küresel ortalama havuzlama daha az parametreye sahiptir ve bu nedenle aşırı overfitting riskini ve hesaplama yükünü azaltır (Gu et al., 2018).

3.4.2.1.5. Inception modül

Inception modülü, 2014 yılında tanıtılan bir evrişim modülüdür. Derin sinir ağlarında aşırı overfitting sorununu çözmek için tasarlanmıştır. Modül, farklı filtre boyutlarına ve adımlarına sahip bir dizi evrişim katmanından oluşur. Modül, 2014 yılında “ImageNet Büyük Ölçekli Görsel Tanıma Yarışmasını” kazanan GoogLeNet mimarisinden esinlenmiştir. Inception modülünün görüntü sınıflandırma, nesne algılama ve anlamsal bölümlenme dahil olmak üzere çeşitli görevlerde derin sinir ağlarının performansını iyileştirdiği gösterilmiştir.

Şekil 3.11’de görüldüğü gibi 1×1 , 3×3 ve 5×5 filtrelerin 3×3 maksimum havuzlama katmanı ile paralel olarak birleşimi Naive inception modül olarak isimlendirilir. Naive inception modülü, insan beyninin görsel bilgiyi işleme şeklini taklit etmek için tasarlanmış bir tür sinir ağı modülüdür. Bu modül, her bir giriş görüntüsünden farklı türde bir özellik çıkarmaktan sorumlu olan bir dizi katmandan oluşur. Daha sonra özellikler, birleştirilmesi ve daha fazla işlenmesi için bir sonraki katmana geçirilir. Naive inception modülü kullanmanın ana avantajı, önceden herhangi bir eğitim almadan görüntülerden özellikleri çıkarmayı öğrenebilmesidir. Bunun nedeni, modülün insan beyninin görsel bilgiyi işleme şeklini taklit edecek şekilde tasarlanmış olmasıdır. Naive inception modülü kullanmanın ana dezavantajı ise diğer bazı sinir ağı modülleri kadar doğru sonuç verememesidir. Bunun nedeni, modülün farklı özellik türleri arasındaki karmaşık ilişkileri öğrenememesidir (Kumthekar & Reddy, 2021).



Şekil 3.11. Inception modül (Naive versiyon)

3.4.2.2. Havuzlama katmanı

Havuzlama, ESA'nın önemli bir kavramıdır. Evrişimli katmanlar arasındaki bağlantı sayısını azaltarak hesaplama yükünü azaltır. Bu bölümde, ESA'larda kullanılan bazı yeni havuzlama yöntemlerini tanıtılmıştır.

3.4.2.2.1. L_p havuzlama

L_p havuzlama, birincil görsel korteksteki karmaşık hücrelerden ilham alan bir havuzlama işlemidir. Yoğunluk, renk veya konum gibi düşük seviyeli benzer özellikleri bir araya getirmek için tasarlanmıştır. Bu havuzlama işleminin, karmaşık hücrelerin görsel girdideki kalıpları etkili bir şekilde algılayabilmesi ve bunlara yanıt verebilmesi için önemli olduğu düşünülmektedir. L_p havuzlama denklemi şu şekilde gösterilir:

$$y_{i,j,k} = \left[\sum_{(m,n) \in \mathcal{R}_{i,j}} (a_{m,n,k})^p \right]^{1/p} \quad (17)$$

Burada $y_{i,j,k}$ k'nıncı özellik haritasında (i,j) konumundaki havuzlama operatörünün çıktısıdır. $(a_{m,n,k})$ ise k'nıncı özellik haritasında $\mathcal{R}_{i,j}$ havuzlama bölgesi içinde (m,n) konumunda ki özellik değeridir. Özellikle $p = 1$ olduğunda L_p ortalama havuzlamaya (average pooling), sonsuz olduğunda ise L_p maks. havuzlamaya (max pooling) indirgenir.

3.4.2.2.2. Karma havuzlama (Mixed pooling)

Karma havuzlama katmanı hem maksimum havuzlama hem de ortalama havuzlama özelliklerini birleştiren bir havuzlama katmanı türüdür. Bu katman tipik olarak ESA'da kullanılır. Bu havuzlama katmanı, en önemli özellikleri çıkarmak için önce girdiye maksimum havuzlama işlemi uygular. Ardından, girdinin daha eksiksiz bir temsilini elde etmek için girdiye ortalama havuzlama uygular. Son olarak, katmanın nihai çıktısını oluşturmak için iki temsil birleştirilir.

Karma havuzlama katmanı, diğer havuzlama katmanı türlerine göre çeşitli avantajlara sahiptir. İlk olarak, girdinin hem en önemli özelliklerini hem de girdinin daha eksiksiz bir temsilini çıkarabilir. İkincisi ise yalnızca bir tür havuzlama kullanan katmana kıyasla, verileri overfitting etme olasılığı daha düşüktür. Özetle karma havuz katmanı, verilerden özellikleri çıkarmak için güçlü bir araçtır. Karma havuzlama denklemi ise şu şekilde gösterilir:

$$y_{i,j,k} = \lambda \max_{(m,n) \in \mathcal{R}_{i,j}} a_{m,n,k} + (1 - \lambda) \frac{1}{|\mathcal{R}_{i,j}|} \sum_{(m,n) \in \mathcal{R}_{i,j}} a_{m,n,k} \quad (18)$$

Burada λ ortalama veya maksimum havuzlama seçimi için değeri 0 veya 1 olan rastgele bir değerdir. İleri yayılım sürecinde λ kaydedilir ve geri yayılım sürecinde kullanılacaktır (D. Yu, Wang, Chen, & Wei, 2014).

3.4.2.2.3. Stokastik havuzlama (Stochastic pooling)

Stokastik havuzlama katmanı, ESA'da kullanılan bir havuzlama katmanı türüdür. Maksimum havuzlama katmanının bir varyasyonudur ve girdi verilerinin boyutsallığını azaltmak için kullanılır.

Stokastik havuzlama katmanı, girdi verilerinden rastgele bir havuzlama bölgesi seçer ve ardından o bölgeden maksimum değeri alır. Bu, ağdaki parametre sayısını azaltmaya ve ayrıca ağın performansını artırmaya yardımcı olur (Zeiler & Fergus, 2013).

3.4.2.2.4. Spektral havuzlama (Spectral pooling)

Spektral havuzlama katmanı, girdi verilerinin boyutsallığını azaltmak için kullanılan bir tür sinir ağı katmanıdır. Bu katmanda girdi verilerinin Fourier dönüşümü alınır ve ardından elde edilen katsayılar frekans alanında havuzlama işleminden geçirilir. Bu işlem maksimum havuzlama veya ortalama havuzlama gibi çeşitli havuzlama şemaları kullanılarak yapılabilir. Havuzlama işlemi sonrası elde edilen katsayılar daha sonra ters zaman alanına dönüştürülür, bu sayede orijinal verilerin daha düşük boyutlu bir temsili elde edilir. Spektral Havuzlama katmanı ile maksimum havuzlama katmanı arasındaki temel fark, Spektral Havuzlama katmanının havuzlama sırasında farklı kanallar arasındaki korelasyonları hesaba katması, ancak maksimum havuzlama katmanının dikkate almamasıdır (Rippel, Snoek, & Adams, 2015).

3.4.2.2.5. Uzamsal Piramit havuzlama (Spatial Pyramid pooling)

Uzamsal Piramit havuzlama katmanı, ESA'nın görüntü sınıflandırma gibi uygulamalarda performansını artırmak için kullanılan bir havuzlama katmanıdır. Bu katman, özellik haritasının uzamsal boyutlarını azaltmak için evrişim katmanından sonra kullanılır. Uzamsal Piramit havuzlama katmanı her ne kadar herhangi bir ESA modelinde kullanılabilse de genelde AlexNet ve VGGNet mimarilerinde tercih edilmektedir (K. He, Zhang, Ren, & Sun, 2015b).

3.4.2.2.6. Çok Ölçekli Sırasız havuzlama (Multi-scale Orderless pooling)

Çok ölçekli sırasız havuzlama katmanı, ESA'da kullanılan bir havuzlama katmanı türüdür. Bu katman, bir girdi görüntüsünden birden çok ölçekte öznelikler çıkarmak için kullanılır. Katman, girdinin belirli bir şekilde sıralanmasını gerektirmediğinden sırasız olarak adlandırılır. Havuzlama katmanı, her ölçekten maksimum değeri alır.

Bu katman genellikle diğer havuzlama katmanları ile birlikte derin ağ mimarilerinde ana sınıflandırma katmanından önce bir ön işleme adımı olarak kullanılır. Bu havuzlama işlemi nesne algılama, görüntü sınıflandırma ve anlamsal segmentasyon gibi çeşitli uygulamalarda derin ağ mimarilerinin performansını oldukça yükselttiği gözlemlenmiştir (Gong, Wang, Guo, & Lazebnik, 2014).

3.4.2.3. Aktivasyon fonksiyonu

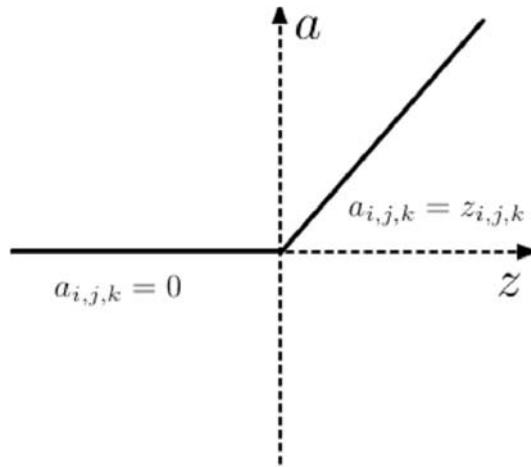
Aktivasyon fonksiyonu, bir sinir ağının çıktısını belirlemek için kullanılan matematiksel bir fonksiyondur. Aktivasyon fonksiyonu, giriş değerlerini (x) çıkış değerlerine (y) eşlemek için kullanılır. Kullanılabilecek birçok çeşitli aktivasyon fonksiyonları vardır ve aktivasyon fonksiyonu seçimi, sinir ağının performansı üzerinde önemli bir etkiye sahip olabilir. Bu bölümde, ESA'larda son zamanlarda yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonları tanıtılmıştır.

3.4.2.3.1. ReLU

Rectified linear unit (ReLU), derin öğrenmede yaygın olarak kullanılan bir aktivasyon fonksiyonudur. Şu şekilde tanımlanır:

$$a_{i,j,k} = \max(z_{i,j,k}, 0) \quad (19)$$

Burada $z_{i,j,k}$ k'nıncı kanalda (i, j) konumundaki aktivasyon fonksiyonunun girişidir. ReLU, Şekil 3.12'de de görüldüğü üzere negatif kısmı sıfıra indirgeyen ve pozitif kısmı tutan parçalı doğrusal bir fonksiyondur. ReLU, hesaplama verimliliği ve uygulama kolaylığı nedeniyle birçok derin öğrenme ağında kullanılır. Birçok çalışmada derin sinir ağlarının eğitiminin yakınsamasını iyileştirdiği gösterilmiştir (Maas, Hannun, & Ng, 2013; Zeiler et al., 2013).



Şekil 3.12. ReLU

3.4.2.3.2. Leaky ReLU

Bir sinir ağı mimarisinde Şekil 3.13'te görüldüğü gibi öğrenmeyi negatif değerlerde de sağlayabilmek için negatif bölgede 0'a yakın çıktılar üreten bir aktivasyon fonksiyonudur. Yani ReLU'nun aksine az miktarda negatif değerlerin geçmesine izin verir ve bu sayede geleneksel ReLU işleviyle oluşabilecek “ölü nöron” sorununun çözümü hedeflenmiştir. Bu fonksiyonun genel denklemi ise:

$$a_{i,j,k} = \max(z_{i,j,k}, 0) + \lambda \min(z_{i,j,k}, 0) \quad (20)$$

Burada λ (0,1) aralığında önceden tanımlanmış bir parametredir. Bu fonksiyonun üç ana dezavantajından bahsedilebilir. Bunlardan ilki diğer aktivasyon fonksiyonlarından daha az kararlı olabilir. İkincisi girdi çok büyük veya çok küçükse “ölme” eğilimi gösterebilir. Son olarak ise diğer aktivasyon fonksiyonlarından daha yavaş yakınsayabilir (Maas et al., 2013).

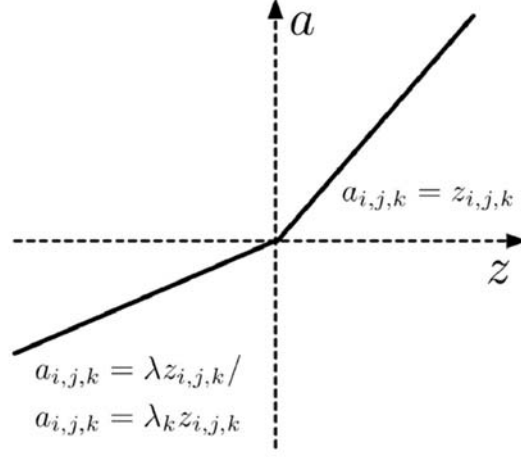
3.4.2.3.3. Parametric ReLU

Parametric ReLU (PReLU), Şekil 3.13'te görüldüğü gibi öğrenilebilir parametrelere sahip bir tür ReLU'dur. PReLU, her birim için öğrenilebilir bir α parametresine sahip olması dışında standart ReLU fonksiyonuna benzemektedir. Bu parametre, modelin hangi birimlerin negatif eğimli ve hangi birimlerin pozitif eğimli olması gerektiğini öğrenmesini sağlar. Matematiksel olarak, PReLU fonksiyonu şu şekilde tanımlanır:

$$a_{i,j,k} = \max(z_{i,j,k}, 0) + \lambda_k \min(z_{i,j,k}, 0) \quad (21)$$

Burada λ_k k'nıncı kanal için öğrenilen parametredir. PReLU yalnızca çok az sayıda ekstra parametre sunduğundan (örneğin ekstra parametre sayısı tüm ağın kanal sayısı ile aynıdır), ekstra bir overfitting riski yoktur ve ayrıca ek hesaplama maliyetleri ihmal edilebilir düzeydedir. Kısacası geri yayılım esnasında öğrenme işleminin olamayacağı yani parametrelerin güncellenemeyeceği manasına gelen, negatif değerlerde türevin sıfır olması “Dying ReLU” sorununa bir çözüm olarak geliştirilmiş olan PReLU'nun birçok uygulamada standart ReLU işlevinden daha iyi performans gösterdiği

tespit edilmiştir. Özellikle derin sinir ağlarının eğitiminde oldukça etkilidir. PReLU ayrıca gürültüye karşı oldukça dayanıklı olup, daha geniş bir giriş değer aralığını işleyebilir (K. He, Zhang, Ren, & Sun, 2015a).



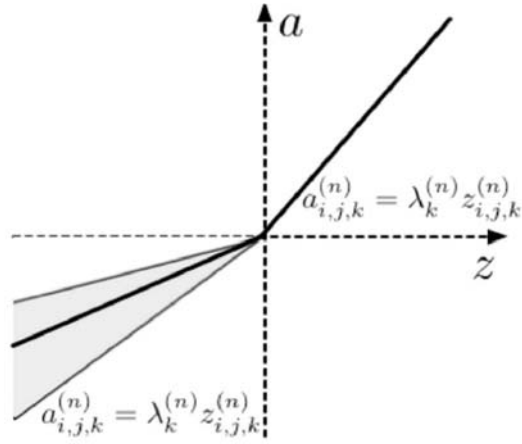
Şekil 3.13. LReLU / PReLU

3.4.2.3.4. Rastgele ReLU (Randomized ReLU)

Rastgele ReLU fonksiyonu Şekil 3.15'te de görüleceği üzere sinir ağlarında kullanılan Leaky ReLU'nun başka bir çeşidi olan bir aktivasyon fonksiyonudur. Fonksiyon, negatif değerleri rastgele sifıra ayarlaması dışında standart ReLU fonksiyonuna benzemektedir. Bu işlem, fonksiyonu aykırı değerlere karşı daha sağlam hale getirme etkisine sahiptir. Bu fonksiyonda negatif kısımların parametreleri eğitimde tekdüze bir dağılımdan rastgele örneklenir ve ardından testte sabitlenir. RReLU fonksiyonu denklemi şu şekildedir:

$$a_{i,j,k}^{(n)} = \max(z_{i,j,k}^{(n)}, 0) + \lambda_k^{(n)} \min(z_{i,j,k}^{(n)}, 0) \quad (22)$$

Burada $z_{i,j,k}^{(n)}$ n'inci örneğin k'nıncı kanalında (i, j) konumundaki aktivasyon fonksiyonunun girişini gösterir. $\lambda_k^{(n)}$ karşılık gelen örneklenmiş parametresini, $a_{i,j,k}^{(n)}$ karşılık gelen çıktısını belirtir (B. Xu, Wang, Chen, & Li, 2015).



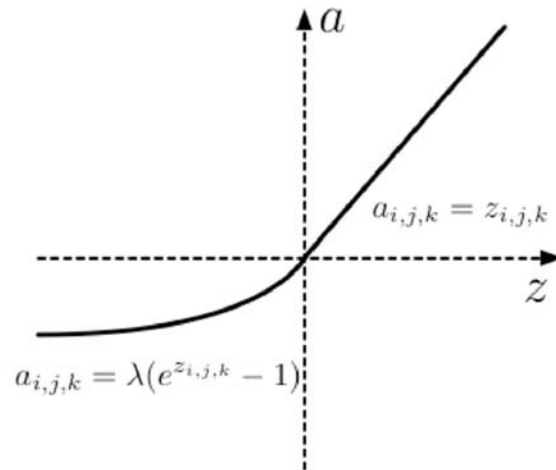
Şekil 3.14. RReLU

3.4.2.3.5. ELU

2016 yılında Clevert ve ark. (Clevert, Unterthiner, & Hochreiter, 2015), derin sinir ağlarının daha hızlı öğrenmesini sağlayan ve daha yüksek sınıflandırma doğruluklarına ulaşabilen Üstel Doğrusal Birimi (ELU) tanıtmıştır. ELU, belirli bir girişin üstel doğrusal birimini döndüren bir fonksiyondur

ELU'nun diğer aktivasyon fonksiyonlarına göre avantajları kaybolan gradyan sorununu hafifletmesi ve sinir ağlarının eğitim hızını arttırması gösterilebilir. ELU'nun en büyük dezavantajı ise bazen kararsız ağlara yol açabilmesidir. Ancak, bu daha düşük bir öğrenme oranı kullanılarak hafifletilebilir. ELU'da kullanılan denklem ise aşağıdaki gibidir:

$$a_{i,j,k} = \max(z_{i,j,k}, 0) + \min(\lambda(e^{z_{i,j,k}} - 1), 0) \quad (23)$$



Şekil 3.15. ELU

3.4.2.3.6. Maxout

Maxout (Goodfellow, Warde-Farley, Mirza, Courville, & Bengio, 2013) her bir uzamsal konumda, birden çok kanalda maksimum yanıt alan doğrusal olmayan alternatif bir fonksiyondur. ReLU fonksiyonuna benzer, ancak doğrusal olmama özelliği eklenmiştir. Maxout fonksiyonunun diğer aktivasyon fonksiyonlarına göre avantajlarından bahsetmek gerekirse ilk olarak aykırı değerlere karşı ReLU'dan daha dayanıklı olması gösterilebilir. İkinci avantajı ise Maxout fonksiyonunun sıfır değerli çıktılar üretme olasılığı ReLU fonksiyonundan daha düşüktür ve ayrıca hesaplama açısından daha verimli olup eğitilmesi de çok daha kolaydır. Özellikle Dropout'lu eğitimlerde mükemmel yakın bir uyumla çalışmaktadır (Gu et al., 2018).

Dezavantajlarından bahsetmek gerekirse 0'da türevlenebilir değildir. Sürekli değildir ve tersine çevrilemez. Ayrıca monotonikte değildir ve parametre sayısını artırdığı için ReLU'ya göre yavaş çalışmaktadırlar. Tüm bu dezavantajlara rağmen, Maxout fonksiyonu sağlamlığı ve hesaplama verimliliği nedeniyle sinir ağları için popüler bir aktivasyon fonksiyonudur.

3.4.2.3.7. Probout

Probout fonksiyonu Maxout fonksiyonunun bir tür olasılıksal çeşidi olan bir aktivasyon fonksiyonudur. Olasılıksal bir örnekleme prosedürü ile Maxout'ta yer alan maksimum işlem yer değiştirmiştir. Sigmoid fonksiyonuna benzer, ancak biraz farklı bir şekle sahiptir. Probout fonksiyonu genellikle giriş değerlerini çıkış değerlerine eşlemek için kullanılır. Çıktı değerleri 0 ile 1 arasındadır, bu da Probout fonksiyonunu sınıflandırma uygulamaları için iyi bir seçim haline getirmektedir. Probout fonksiyonu da türevlenebilirdir, bu da sinir ağlarının eğitimi için oldukça önemlidir (Springenberg & Riedmiller, 2013).

3.5. Siyam Sinir Ağları (SSA)

Geleneksel derin ağlar, sınıflandırmayı gerçekleştirmek için her sınıftan yüzlerce etiketlenmiş veriye ihtiyaç duyarlar. Örneğin arabalar, uçaklar ve kuşlar gibi veriler içeren üç etiketli bir veri kümesi ele alalım. Ağ, yalnızca bu üç sınıftaki görüntülerle eğitilirse yeni bir etikete sahip veri kümesinde (örneğin kamyonlar gibi) etkili bir şekilde

çalışamaz. Bu nedenle ağın etkinliğini korumak için veri kümesine çok sayıda kamyon görüntüsü eklenmeli ve tüm eğitim işlemleri yeniden tekrar edilmelidir. Ancak tüm bu işlemler oldukça zaman alıcı ve maliyetlidir (Fei-Fei, Fergus, & Perona). Bu nedenle, dengesiz verilerde sınıflandırma sorununu çözmek için SSA'ler geliştirilmiştir.

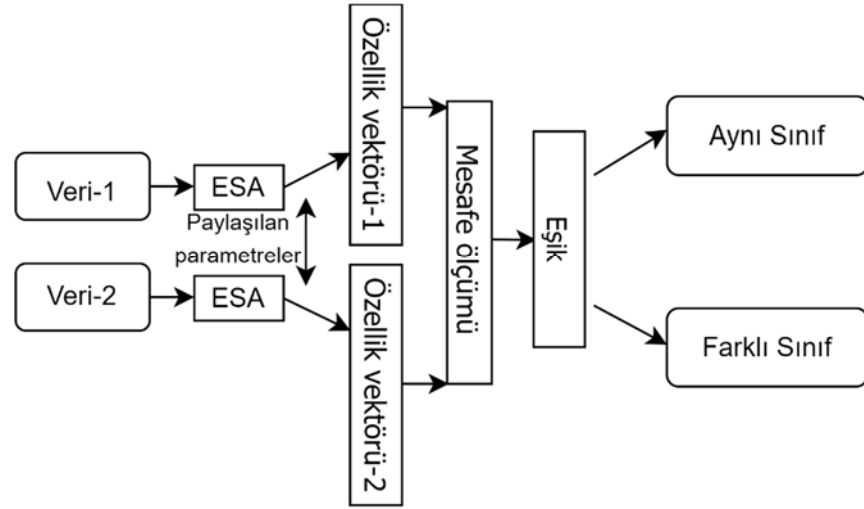
SSA, her biri bir girdi vektörünün gizli temsilini öğrenebilen iki özdeş sinir ağından oluşur (Bromley, Guyon, LeCun, Säckinger, & Shah, 1993). Tüm parametre ve ağırlıklar da dahil olmak üzere iki ağ birbiriyle tamamen aynıdır. Aynı sınıf veya iki farklı sınıfa ait veriler iki ağa verilir. Ardından SSA, iki girdi verisini daha düşük boyutlarda temsil eden iki vektör üretir. İki vektör arasındaki mesafe, bir mesafe ölçüm yöntemiyle hesaplanır. Mesafe ne kadar büyük olursa, iki giriş verisi arasındaki benzerlik o kadar az olur. Bu nedenle, karşılaştırma için tamamen ampirik bir eşik değeri belirlenir. İki özvektör arasındaki uzaklık mesafe ölçüm yöntemlerine göre değişir, çünkü her yöntemin kendine özgü bir denklemi vardır. Bu nedenle, optimum eşik değeri yani eğitim setinde en yüksek doğruluğu veren eşik, kullanılan mesafe ölçüm yöntemlerine göre değişkenlik gösterir (Zinzuvadiya et al., 2020).

Yukarıdaki tüm süreçleri uygulamak için SSA'nın ikili öğrenme yoluyla eğitilmesi gerekir. Bu nedenle, çapraz entropi kayıp fonksiyonu, karşılaştırmalı kayıp fonksiyonu ile değiştirilmelidir (De Baets, Develder, Dhaene, & Deschrijver, 2019):

$$L(y, d) = \frac{1}{2} (y \times d + (1 - y) \times \max\{m - d, 0\}) \quad (24)$$

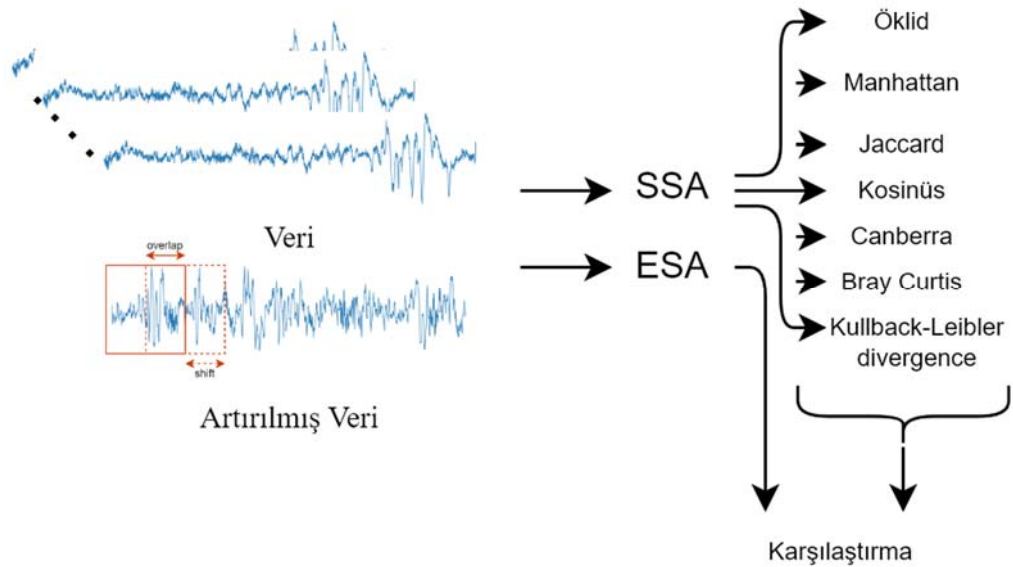
Burada d iki girdi özvektörü arasındaki mesafe; y ikili çıktı ve m (margin) ise eşik değerini temsil eder. Girdi özvektörleri farklıysa, mesafeleri m dahilinde olmadığı sürece kayıp fonksiyonuna katkıda bulunamazlar.

SSA, birçok farklı mesafe ölçüm yöntemleri üzerinde çalışabilir. Bununla birlikte, kullanılan her yöntem ağın iyi bir performans sergileyeceğini garanti etmez. Bu nedenle, belirli bir senaryoda hangi yöntemin daha iyi sonuç verdiğini bilmek ve mesafe ölçümü için en uygun yöntemi seçmek oldukça önemlidir. Örneğin, Öklid mesafe ölçüm yönteminin performansı, artan veri boyutu ile azalırken, Kosinüs mesafe ölçüm yönteminde durum tam tersi olarak gerçekleşir. Ayrıca eşik değeri seçilen yönteme göre ayarlanmalıdır. Bunun için SSA önceden eğitilmeli ve en uygun mesafe ölçüm yöntemi ile optimum eşik değeri seçilmelidir. SSA'nın mimarisi Şekil 3.16'de gösterilmektedir.



Şekil 3.16. SSA mimarisi

Bu tez çalışmasında, eğitim verilerine dayalı olarak ağ ağırlıklarının yinelemeli olarak güncellemek için Adam Optimizer seçilmiştir. Bu optimizasyon tekniği, geleneksel SSA eğitim algoritmasında yer alan stokastik gradyan iniş tekniğinin yerine seçilmiştir. Adam Optimizer, özvektörleri elde etmekten sorumlu olan iki özdeş ESA kullanır. Ayrıca, SSA'nın iki veri arasında ayırım yapma yeteneğini değerlendirmek için karşılaştırmalı kayıp fonksiyonu benimsenmiştir.



Şekil 3.17. Önerilen sistemin akış diyagramı

Şekil 3.17'de, artırılmış ve artırılmamış veriler üzerinde her bir mesafe ölçüm yöntemiyle oluşturulan SSA modeliyle ESA modelini karşılaştıran önerilen sistemin çalışma prosedürünü gösteren akış diyagramı sunulmuştur. Öncelikle SSA'da ayrı ayrı

yedi farklı mesafe ölçüm yöntemi kullanılmış ve en iyi performansa sahip yöntem belirlenmiştir. Daha sonra en iyi performans gösteren SSA modeli, aynı veri setinde ESA modeli ile karşılaştırılmıştır.

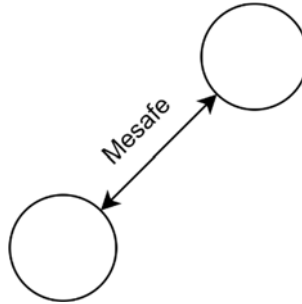
3.5.1. Mesafe ölçüm yöntemleri

3.5.1.1. Öklid mesafesi

Yapay zekada, Öklid mesafesi iki nokta arasındaki mesafenin en yaygın ölçüsüdür (Viriyavisuthisakul, Sanguansat, Charnkeitkong, & Haruechaiyasak, 2015). Şekil 3.18, Öklid mesafesinin hesaplanmasını göstermektedir. Öklid mesafesi Pisagor teoremi ile hesaplanabilir:

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (25)$$

Burada x ve y her noktanın kartezyen koordinatlarıdır.

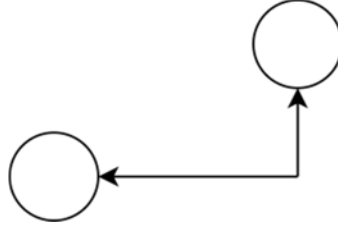


Şekil 3.18. 2 nokta arasındaki Öklid mesafesi

3.5.1.2. Manhattan mesafesi

Şekil 3.19'da gösterildiği gibi, Manhattan mesafesi, en kısa mesafeyi verme konusunda Öklid mesafesinden daha kötü bir performans gösterebilir. Ancak bazı araştırmacılar, bu tekniğin Öklid mesafesinden daha iyi bir performans gösterebileceğini buldu (Strauss & von Maltitz, 2017). Manhattan mesafesi herhangi bir diyagonal hareket olmadan hesaplanabilir:

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|} \quad (26)$$

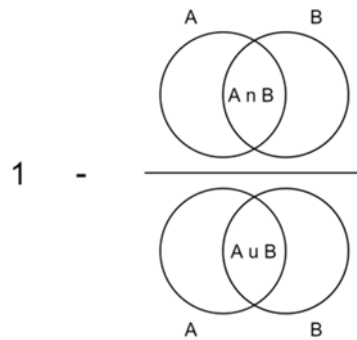


Şekil 3.19. 2 nokta arasındaki Manhattan mesafesi

3.5.1.3. Jaccard mesafesi

Jaccard mesafesi, iki küme arasındaki benzerliği istatistiksel olarak değerlendirir. Şekil 3.20'de gösterildiği gibi, iki kümenin kesişimi, toplam eleman sayısına bölünerek tanımlanabilir. İki küme aynıysa, kesişim 1'dir; iki kümenin ortak bir özelliği yoksa, kesişim 0'dır. Jaccard mesafesini hesaplamak için jaccard indeksini 1'den çıkarmak gerekir, çünkü mesafe benzerlikle ters orantılıdır. İki nokta arasındaki jaccard mesafesi şu şekilde hesaplanabilir:

$$D(A, B) = 1 - \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (27)$$



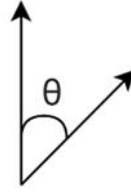
Şekil 3.20. 2 nokta arasındaki Jaccard mesafesi

3.5.1.4. Kosinüs mesafesi

Çok boyutlu bir uzayda iki vektör arasındaki kosinüs açısı, bu vektörler arasındaki benzerliğin bir ölçüsüdür. İki vektör aynı yönelime sahipse kosinüs benzerliği 1'dir; iki

vektör taban tabana zıt yönlere sahipse, kosinüs benzerliği -1'dir. Kosinüs benzerliğinde, büyüklüklerin hesaba katılmadan sadece vektörlerin yönünün dikkate alındığı önemli bir detaydır (D. Liu, Chen, & Peng, 2019). Şekil 3.21'de gösterildiği gibi, kosinüs benzerliğinden 1 çıkarılarak kosinüs mesafesi hesaplanabilir:

$$D(x, y) = 1 - \cos(\theta) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}} \quad (28)$$



Şekil 3.21. 2 nokta arasındaki Kosinüs mesafesi

3.5.1.5. Canberra mesafesi

Canberra mesafesi, bir vektör uzayında iki nokta arasındaki mesafeyi sayısal olarak ölçer. Her iki örneğin koordinatları sifıra yakınsa, Canberra mesafesi küçük değişikliklere duyarlı olacaktır (Kumar, Chhabra, & Kumar, 2014). Matematiksel olarak, bu mesafe ölçüsü şu şekilde tanımlanabilir:

$$D(x, y) = \sum_{i=1}^n \frac{|x_i - y_i|}{|x_i| + |y_i|} \quad (29)$$

3.5.1.6. Bray-Curtis mesafesi

Bray-Curtis mesafesi, üçgen eşitsizliği özelliğini sağlamadığından teknik olarak bir metrik değildir. Ancak örnekler arasındaki farkı ölçmenin yaygın bir yoludur. Her iki örneğin koordinatları sifıra yakınsa, bu ölçü anlamsızdır. Matematiksel olarak, bu mesafe ölçüsü şu şekilde tanımlanabilir:

$$D(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|}{\sum_{i=1}^n (x_i + y_i)} \quad (30)$$

3.5.1.7. Kullback-Leibler diverjans (KLD)

KLD, iki olasılık dağılımı arasındaki mesafeyi formüle eder. Bray-Curtis mesafesi gibi, KLD'de bir metrik değildir, çünkü üçgen eşitsizliği özelliğini sağlamaz. KLD ile iki dağılımın her noktada birbirine oranları alınır ve oranların logaritmalarının toplamına eşit yapılır. İki dağılım aynıysa, mesafe 0'dır; aksi halde mesafe pozitif bir gerçektek sayıdır.

$$D(p \parallel q) = \sum_{i=1}^n p(x_i) \times (\log p(x_i) - \log q(x_i)) \quad (31)$$

Burada $q(x)$ yaklaşımdır, $p(x)$ ise gerçektek dağılımdır.

3.6. CoSleepNet

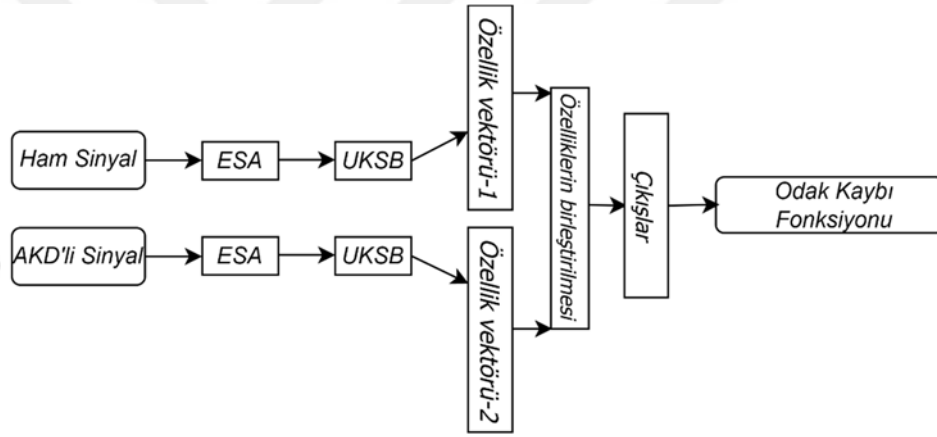
ESA'lar, en az bir katmanda matris çarpımı yerine evrişim kullanan ve özel bir doğrusal işlem türü olan basit sinir ağlarıdır (Goodfellow et al., 2016). ESA'lar, ağır karmaşık özelliklerini öğrenmek için birbiri üzerine yığılmış bloklardan oluşur ve her önceki bloğun verilerinden öznetelikler ayklanır. ESA'lar, evrişim katmanında doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonlarını kullanarak daha karmaşık öznetelikleri öğrenebilir. Ardından, havuzlama işlemi ile verilerdeki önemli bilgiler ön plana çıkarılır. Bununla birlikte, ESA'lar özellik çıkarmada oldukça iyiyken, veriler arasındaki uzun vadeli bağımlılıkları anlamada çok da iyi değillerdir. Bu nedenle, bu tip durumlarda UKSB'yi tercih etmek daha iyi bir seçim olacaktır. Ayrıca kaybolan gradyan problemi UKSB ile çözülebilir (Hochreiter, 1998).

Sonuç olarak, ESA-UKSB ağ mimarisi sayesinde, ESA'ların öznetelik çıkarma yeteneği, UKSB'lerin veriler arasındaki uzun vadeli bağımlılıkları öğrenme yeteneği ile birleştirilebilir. Ancak bu işlem tek başına veri dengesizliği probleminde performansı artırmak için yeterli değildir. Modelin optimizasyon ile kendini en iyi şekilde güncelleyebilmesi için kayıp fonksiyonunun belirlenmesi de önemlidir. Bu nedenle dengesiz veri problemini çözmek için CoSleepNet önerilmiştir. Önerilen yöntem iki farklı versiyon (CoSleepNet1, CoSleepNet2) ile test edilmiştir.

3.6.1. CoSleepNet1

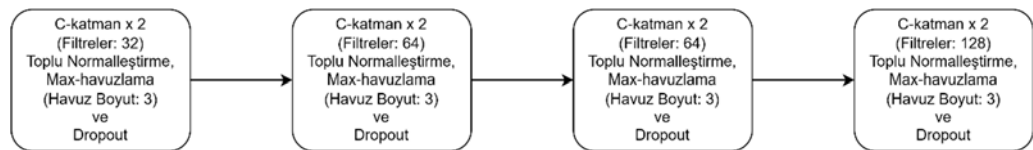
Sınıflandırma amacıyla çoklu girişe sahip bir ağ, standart bir temsil oluşturmak için paralel ağlardan öğrenilen özellikleri birleştirir. Sonuç olarak, dengeli ve geliştirilebilir bir model elde edilir (Phan et al., 2021). Literatürde bu şekilde birçok çalışma yapılmaktadır (örn. (Devuyst et al., 2005; Rao & Yip, 2014)).

CoSleepNet, kullanılan her kanal için iki özdeş ağ akışından oluşur ve her biri bir giriş vektörünün gizli temsilini öğrenebilir. Şekil 3.22'de görüldüğü gibi, bu model her ağda 21 katmanla oluşturulmuştur: 6 Evrişim katmanı, 2 UKSB katmanı, 4 maksimum havuzlama katmanı, 4 dropout katmanı, 4 toplu normalleştirme katmanı ve tek tam bağlı katman. Ağlardan birinin girişinde ham uyku sinyalleri kullanılırken, diğer ağın girişinde bu sinyallerin AKD formları kullanılır.



Şekil 3.22. CoSleepNet Mimarisi

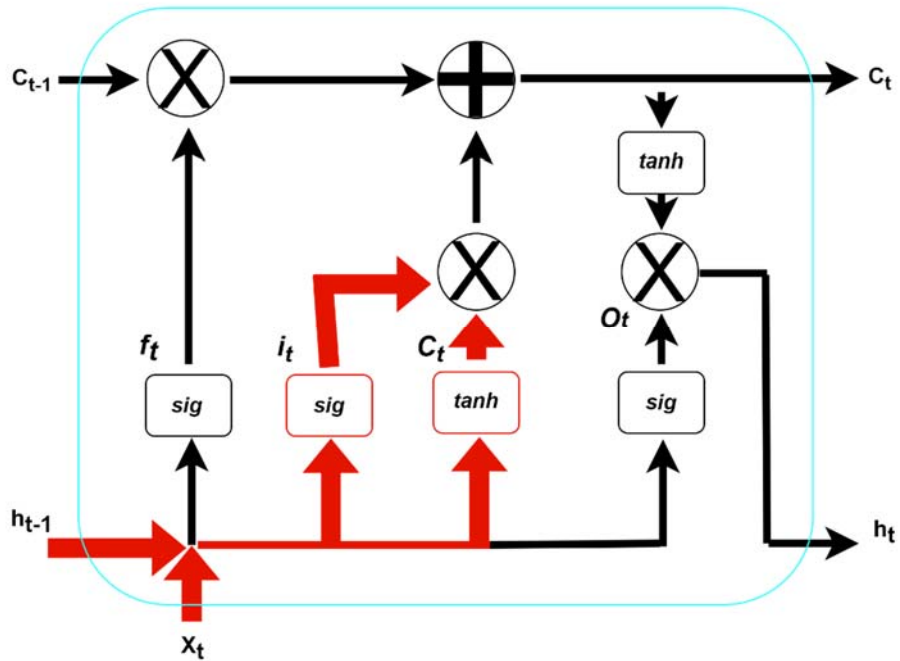
Önerilen modelin ESA kısmında (bkz Şekil 3.23), parametre sayısını azaltarak hesaplama süresini azalttığı için her iki evrişim katmanından sonra maksimum havuzlama katmanı eklenmiştir. Ayrıca oluşturulan ağ mimarilerinde seçilen aktivasyon fonksiyonu kolayca türevlenebilir olmalıdır, böylece öğrenme süreci en hızlı ve en verimli şekilde gerçekleşebilir. Bu nedenle, deneylerimizde Relu belirlendi ve ağımız için en uygun aktivasyon fonksiyonu olarak kullanıldı.



Şekil 3.23. CoSleepNet ESA kısmı

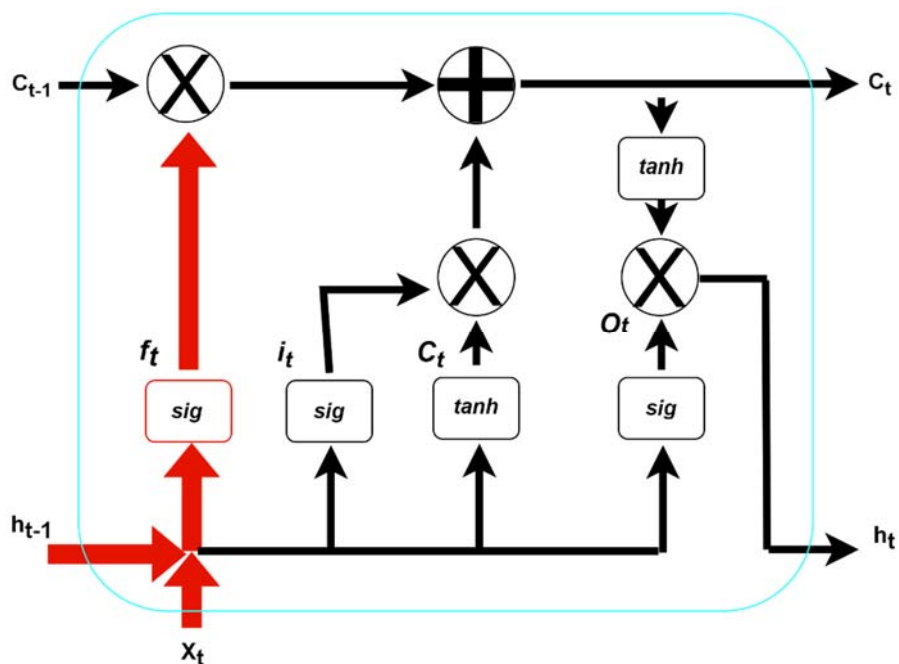
ESA modeli yerel öznitelikleri çıkarmada oldukça iyi olmasına rağmen, sıralı bilgileri öğrenmede zayıf olduğu için modele Tekrarlayan Sinir Ağlarının (TSA) gelişmiş bir versiyonu olan UKSB'ler eklenmiştir. Öncelikle TSA'lardan bahsetmek gerekirse, TSA'lar metin, ses veya video gibi veri dizileri üzerinde çalışmak üzere tasarlanmış bir tür sinir ağ mimarileridir. TSA'lar aslında geleneksel sinir ağ mimarilerine benzer, ancak sıralı veya zamanla değişen biçimdeki verileri işlemek için tasarlanmışlardır. Bu da onları dil çevirisi, konuşma tanıma ve zaman serisi tahmini gibi uygulamalar için oldukça uygun hale getirmektedir. UKSB'ler ise verilerden uzun süreler boyunca öğrenmek için tasarlanmış bir tür TSA'dır. Aynı anda tek bir veri noktasında çalışmak üzere tasarlanmış geleneksel TSA'ların aksine, UKSB'ler belirli bir süre boyunca birden fazla veri noktasında çalışacak şekilde tasarlanmışlardır. Bu durum onları resim yazısı, video sınıflandırma ve metin oluşturma gibi uygulamalar için oldukça uygun hale getirmektedir. Kısacası UKSB'ler uzun vadeli bağımlılıkları öğrenir ve bu özellikleri sırayla işler. Temel UKSB mimarisi 3 kapıdan (giriş (Eşitlik 32, Şekil 3.24), çıkış (Eşitlik 35, Şekil 3.27), unut kapısı (Eşitlik 33, Şekil 3.25)) ve hafıza hücrelerinden (Eşitlik 34, Şekil 3.26) oluşur. Bir UKSB hücresinin iç işleyişi aşağıdaki denklemlerde açıklanmıştır:

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + W_{ci}c_{t-1} + b_i), \quad \sigma = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (32)$$



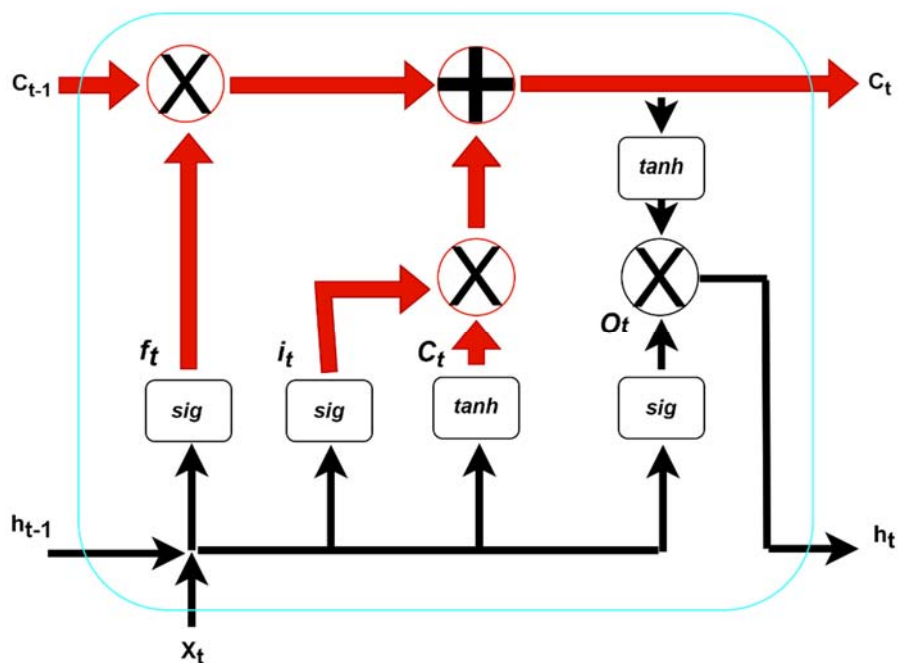
Şekil 3.24. Giriş Kapısı

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + W_{cf}c_{t-1} + b_f) \quad (33)$$



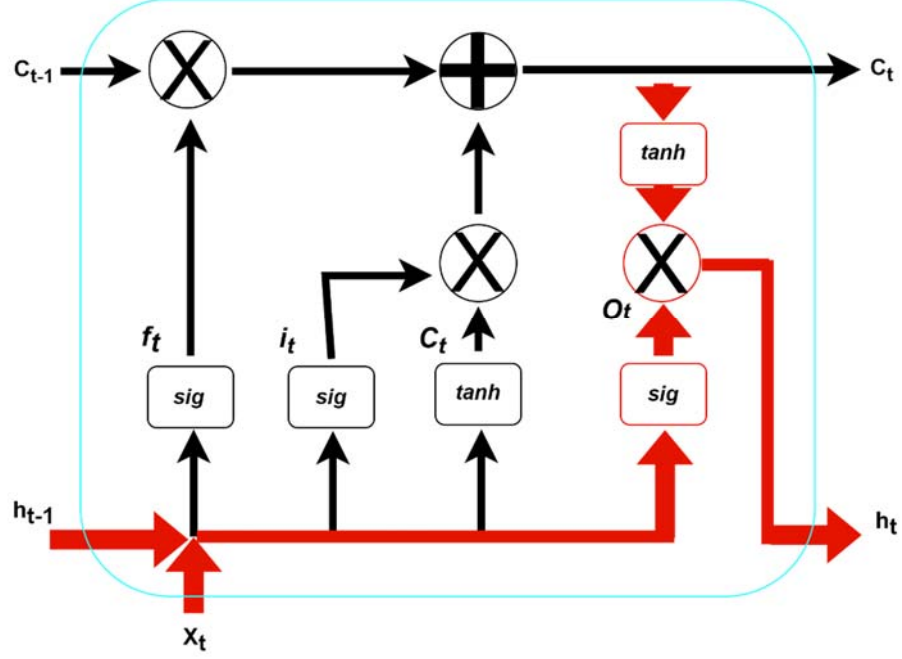
Şekil 3.25. Unut Kapağı

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tanh(w_{xc}x_t + w_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (34)$$



Şekil 3.26. Cell State

$$O_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + W_{co}c_t + b_o) \quad (35)$$



Şekil 3.27. Çıkış Kapısı

$$h_t = O_t \odot h_{ct} \quad (36)$$

“ \odot ” iki vektör veya metriğin skaler çarpımını gösterir. i , O , f , c , W terimleri giriş kapısı, çıkış kapısı, unutmaya kapısı, hücre aktivasyon vektörü ve ağırlık matrisini temsil eder. UKSB yapısındaki kapılar neyin hatırlanıp neyin unutulacağını belirler. Yani gelen girdi önemsiz ise unutulur, gerekliyse bir sonraki aşamaya aktarılır. Bunu Gate ve Cell State yardımıyla yapar.

Derin bir sinir ağı eğitilirken, gerçek çıktının eğitilmiş ağı çıktısından ne kadar uzakta olduğunu ölçmek için bir gösterge görevi gören kayıp fonksiyonu kullanılır. Genellikle çapraz entropi kaybı fonksiyonu seçilir. Ancak uyku verileri dengeli bir dağılım göstermediğinden, dengesiz verilerde daha kullanışlı olan Odak Kaybı (T.-Y. Lin, Goyal, Girshick, He, & Dollár, 2017) önerilen modelde uygulanmıştır:

$$OK = - \sum_{i=1}^M y_i (1 - \hat{y}_i)^\gamma \log(\hat{y}_i), \quad \gamma \geq 0 \quad (37)$$

Burada $(1 - \hat{y}_i)^\gamma$ modülasyon faktörü ve γ odaklama parametresidir. Odak Kaybı daha büyük sınıflara karşılık gelen ağırlık değerlerini azaltır, böylece kayıp değerine katkıları küçük olur. Bu nedenle önerilen model, geleneksel olarak sınıflandırılması zor olan daha küçük sınıflara odaklanır. Önerilen modelde, öğrenme sürecini sağlıklı bir

şekilde tamamlamak için kayıp fonksiyonunun mutlak minimum değeri bulunmalıdır. Bu işlem optimizasyon yöntemleri kullanılarak yapılır ve hata değeri (ağ tarafından üretilen çıkış değeri ile gerçek değer arasındaki fark) minimize edilir. Önerilen modelde gradyan iniş yöntemine dayalı Adam Optimizer kullanılmıştır.

Softmax katmanı giriş verilerini kullanarak, belirli bir sınıfa ait olma olasılığını çıkardığı için genellikle çok kategorili ağlarda son katman olarak tercih edilir (Bridle, 1990). Softmax, bu olasılıkları hesaplamak için aşağıdaki denklem 38'i kullanır:

$$P(x \in C_n) = \frac{e^{W_n A}}{\sum_{l=1}^N e^{W_l A}} \quad (38)$$

Yukarıdaki denklemde, kategori sayısı N 'dir. C_n , n^{th} kategorisidir ve nöronun n^{th} ağırlık vektörü W_n 'dir. n^{th} nöronun aktivasyonlarını A temsil eder. Bu katman, kategori sayısına eşit birçok nörondan oluşur. Her nöronun çıktısı belirli bir kategorinin olasılığıdır. Önerilen model beş uyku aşamasına sahip olduğundan, son katman olarak beş nöronlu softmax katmanı kullanılmıştır.

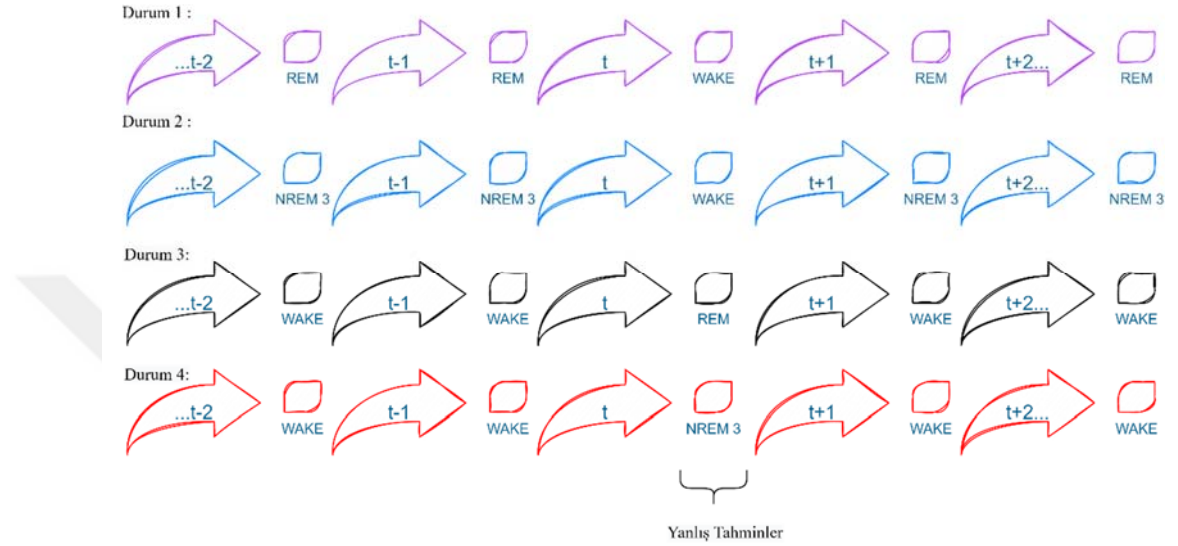
3.6.2. CoSleepNet2

Giriş bölümünde uykunun beş evresi olduğundan bahsedilmişti. Uyku sırasında bu evreler mükemmel bir düzende ortaya çıkmaz. Kesintisiz bir gece uykusu geçiren bir kişide evreler genellikle şu şekilde ilerler:

- NREM 1 uykunun ilk evresidir.
- Ardından NREM 2 evresine geçilir.
- NREM 2'den sonra NREM 3 gelir.
- NREM 2 tekrar görülür.
- Son olarak REM uykusu gerçekleşir.

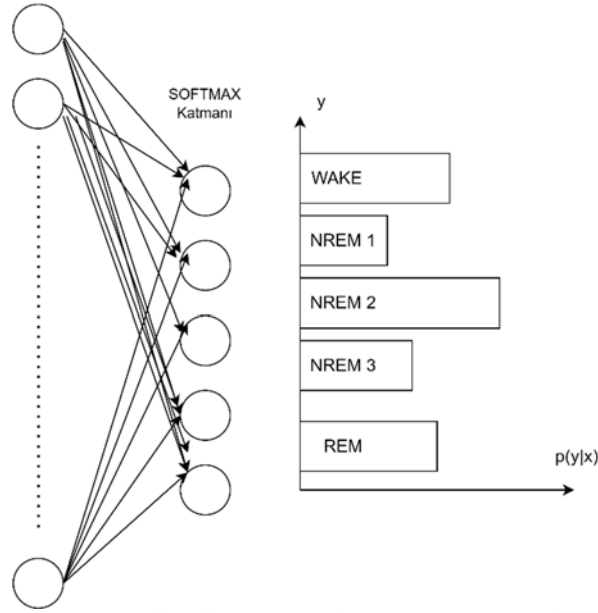
REM uykusundan sonra, vücut genellikle döngüyü yeniden başlatmadan önce NREM 2 evresine geçer. Döngü genellikle toplamda 4 veya 5 kez tekrarlanır (Hobson,

2003). Bu nedenle önerilen modelde son softmax sınıflandırıcı katmanında yapılan tahminler, tüm bu sebeplerden kaynaklı yeniden ele alınmıştır. Model, Şekil 3.28'de gösterildiği gibi yukarıdaki kriterlere uymayan tahminler ürettiyse, softmax sınıflandırıcıdan ikinci en yüksek tahminini kullanması istenmiştir. Bu işlem için aşağıda gösterilen dört durum kullanılmıştır.



Şekil 3.28. CoSleepNet2'de kullanılan 4 durum

Örneğin Şekil 3.28 incelendiğinde durum 1 için ağın yaptığı tahminler sırasıyla REM, REM, WAKE, REM ve REM'dir. Ancak, WAKE aşaması, REM aşamasından önce görülemez. Bu nedenle, model tarafından yapılan bu tahmin muhtemelen yanlıştır. Bu nedenle, CoSleepNet2'den, WAKE tahminini softmax katmanından gelen en yüksek ikinci tahminle değiştirmesi istenmiştir.



Şekil 3.29. Bir sinir ağı içinde örnek bir softmax katmanı

Şekil 3.29, softmax katmanının her sınıf için bir olasılık değeri ürettiğini gösterir. Bu değerler incelendiğinde giriş verileri için en yüksek tahmin NREM 2 evresi olarak verilmiştir. Yani model, girişi NREM 2 evresi olarak tahmin etmiştir. Ancak, ikinci en yüksek tahmin bu tahminin yerini alırsa, yeni tahmin WAKE evresi olacaktır.

3.7. Veri Önışlem Yöntemleri

3.7.1. CWD ve WWD yöntemleri için önışleme

Kaydedilen sinyallerde belirli dalgaların ve olayların varlığı, uyku evrelerinin ayırt edilmesini mümkün kılmaktadır. Çizelge 3.2 bu dalgaları ve olayları listelemektedir. EEG spektrumu dört farklı frekans bandına ait karakteristik dalga biçimlerine sahiptir: delta (1-3 Hz), teta (4-7 Hz), alfa (8-13 Hz) ve beta (14-20 Hz). W evresinde alfa ve beta dalgaları (ağırlıklı olarak beta) görülür. N1 evresinde teta dalgaları baskındır, ancak alfa dalgaları da çok kısa bir süre için mevcuttur. N2 evresi, K-komplekslerine (0,5-1,5 Hz) ve uyku içciklerine (12-14 Hz) sahiptir. N3 evresi en derin uyku evresidir ve ağırlıklı olarak delta dalgaları görülür. Ancak uyku içcikleri ve K-kompleksleri de bu evrede ortaya çıkabilir. REM evresindeyse, yüksek frekanslı dalga formları belirgin hale gelir (Park, Oh, Jeong, & Park, 2000). Tüm bu bilgiler göz önüne alındığında uyku evrelemesi için 0-25 Hz. aralığındaki sinyallerin kullanılmasının yeterli olabileceği söylenebilir. Bu nedenle, ana sinyal ADD yöntemi kullanılarak 0-25 Hz. frekans bileşenlerine (seviye 3)

bölünmüştür. Bu şekilde, bu bileşenler WWD ve CWD gibi daha fazla rastgele erişimli bellek ve depolama gerektiren yöntemlerde kullanılabilir. Ancak, 25 Hz'nin üzerindeki beta bileşenleri kullanılmadığından sınıflandırma sonuçları beklenenden biraz daha düşük olabilir.

Çizelge 3.2. EEG sinyalindeki farklı dalgalar ve olaylar ve bunların frekans aralığı

Dalgalar ve Olaylar	Frekans Aralığı
Delta	0.5- 4 Hz
Theta	4- 8 Hz
Alpha	8- 13 Hz
Beta1	13- 22 Hz
Beta2	22- 35 Hz
Uyku içcikleri	12- 14 Hz
K-complex	0.5- 1.5 Hz

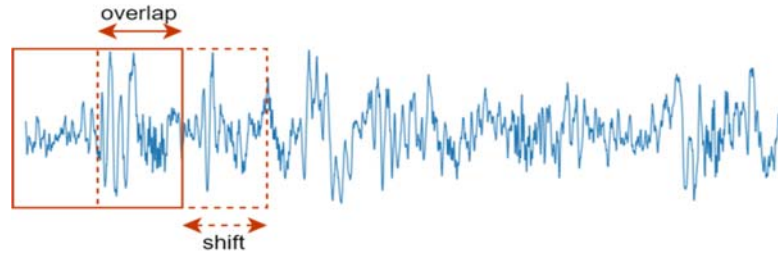
3.7.2. Veri Artırma Yöntemleri

Veri artırma yöntemlerinin amacı, modelin ezber yapmasını önleyerek genelleme yeteneğini geliştirebilmektir. FPG gibi tıbbi sinyallerle çalışılırken karşılaşılan asıl zorluk ise, üretilen sinyallerin zamansal düzeni ve orijinal sinyalin biçiminin/şeklini takip etmesini sağlamaktır. Yani tepe noktaları ve iki ardışık tepe noktası arasındaki süre aynı kalmalıdır. Bu sayede yeni oluşturulan verilerden de orijinal verilerden olduğu gibi aynı özellikler türetilir (Azar, Makhoul, Couturier, & Demerjian, 2021). Literatüre bakıldığında bu konuyla ilgili birçok yöntemin kullanıldığı görülmektedir. Bu tez çalışması kapsamında kullanılan yöntemler aşağıdaki alt başlıklarda irdelenmiştir.

3.7.2.1. Overlap tekniği

Overlap yöntemi (Z. Mousavi, Rezaii, Sheykhivand, Farzamnia, & Razavi, 2019), aşağıdaki avantajlar nedeniyle diğer stratejilere göre daha yaygın olarak tercih edilmekte ve başarılı bir şekilde uygulanmaktadır: yöntemin kullanımı ve yeniden üretim süreci oldukça kolaydır, mevcut eğitim seti her bir eğitim örneğinin boyutunun azaltılmasıyla birkaç kez genişletilebilir, sonuç olarak eğitilmiş ağ daha iyi bir öteleme değişmezliğine sahip olacaktır (Huipeng Chen, Hu, Cheng, Zhang, & Zhang, 2019; Hendriks & Dumond, 2021; Z. Mousavi et al., 2019; S. Tang, Yuan, & Zhu, 2020). Bu yöntem uygulanırken ilk olarak, aynı sınıfa ait her bir evre birleştirilir ve böylece uzun bir sinyal üretilir. Daha

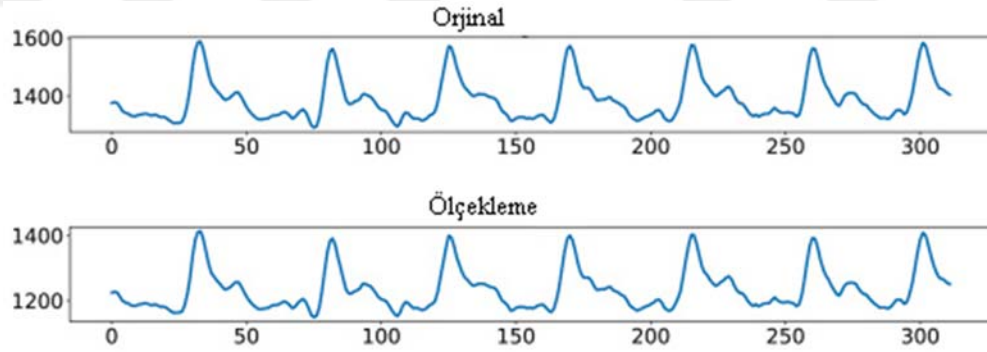
sonra elde edilen bu sinyal, belirli bir süre boyunca pencereleme yöntemiyle dilimlere ayrılır. Bu prosedür Şekil 3.30'de gösterilmektedir.



Şekil 3.30. Overlap tekniği ile veri artırımı

3.7.2.2. Ölçekleme yaklaşımı

Ölçekleme (scaling) yaklaşımı, verilerin toplu halde rastgele bir skalerle veya belirli bir referans parametreye çarpılarak büyüklüğünün ayarlanmasıdır. Bu yaklaşım kullanılırken literatürde yer alan (Um et al., 2017)'de ki çalışmadan ilham alınmıştır. FPG zaman serisine uygulanan örnek bir ölçekleme yaklaşımı sonuçları aşağıdaki şekilde gösterilmiştir.



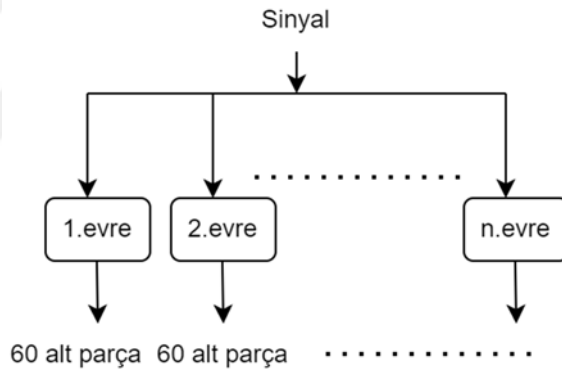
Şekil 3.31. FPG zaman serisine uygulanan örnek bir ölçekleme yaklaşımı

3.7.3. Uyku Sinyallerinde Elektrot Bağlantı Kopukluğu Tespiti

Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde, otomatik uyku evreleme sistemlerinde halen kabul edilebilir bir performansın sağlanamadığı görülmektedir (Efe & Özsen, 2021). Bunun en büyük nedenleri arasında kanallar arası parazit, elektrot bağlantı kopukluğu/temassızlık ve gürültü gibi sorunlar yer almaktadır. Özellikle, EEG sinyalleri genellikle $\pm 500\mu\text{V}$ genlik seviyelerinde ve 0-100 Hz veya 0-128 Hz frekans aralığında

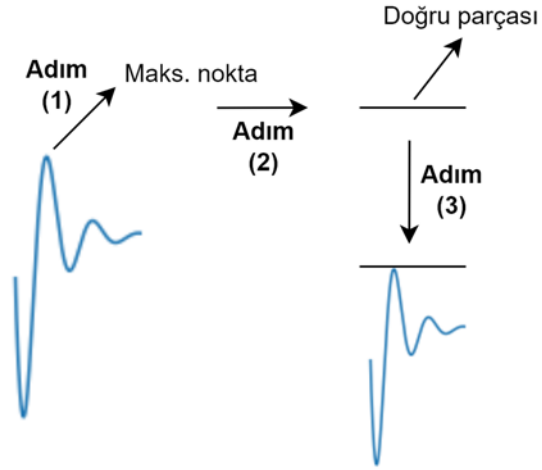
salınım yapar (Karacaođlan & Tokmakçı, 2017). Bu nedenle doğru ölçüm ve kayıt yapmak zor olduğundan bu süreci olumsuz etkileyecek bileşenlerin elimine edilmesi büyük önem taşımaktadır (Y.-H. Chen et al., 2014). Bu nedenle, bu sinyalleri kaydederken genellikle iletken jeller kullanılır, böylece temas noktasındaki iletkenlik artar. Jel kalitesi, elektrot arızası veya çevresel faktörler nedeniyle elektrot bağlantısının kesilmesi veya temassızlık meydana gelebilir.

Tez çalışması kapsamında uyku sinyallerinde elektrot bağlantı kopukluğu veya temassızlık sorununu çözmek için Öklid mesafe ölçüm yöntemine dayanan göz yöntemi adı verilen yeni bir yöntem geliştirilmiştir (Efe & Özşen, 2022). İlk olarak Şekil 3.32’de görüldüğü gibi 30 sn uzunluğundaki evrelere ayrılan sinyal, her biri normalizasyon işlemi sonrası 0.5 sn uzunluğunda 64 örnekten oluşan 60 alt parçaya bölünmüştür. Bu sayede en az 0.5 sn ve üzerinde meydana gelen elektrot kopukluklarının tespit edilmesi amaçlanmıştır.



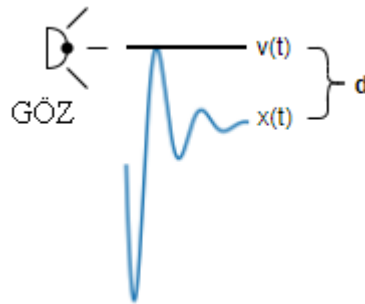
Şekil 3.32. Veri işleme aşamaları

İlk adım olarak, Şekil 3.33’te gösterildiği gibi her bir alt parçanın maksimum noktası bulunmuştur. Ardından, 2. adımda maksimum nokta, alt parça ile aynı uzunlukta bir vektörel dizi haline getirilmiştir. Bu parça, aşağıdaki 3. adımda gösterildiği gibi sinyalin maksimum noktasında olacak şekilde konumlandırılmıştır.



Şekil 3.33. Adımlar

Daha sonra maks. noktadan sanki bir gözle bakıldığı varsayılarak elektrot kopukluğu/temassızlığı tespit etmeye yönelik oluşturulan bu yöntemde vektörel bir dizi haline getirilen $v(t)$ sinyali ile alt parça sinyali $x(t)$ arasındaki mesafe ölçüm yöntemi kullanılarak mesafe bulunur ve sonuç sıfır veya sıfıra çok yakın bir seviyede ise göz ayırımı yapılamaz yani o evrede en az 0.5 sn süren bir elektrot kopukluğu olduğu söylenebilir. Şekil 3.34’te görüldüğü gibi bu mesafe d ile gösterilmiş olup eşik değeri olarak 0.001 seçilmiştir. Sistem çıktılarının değerlendirilmesi amacıyla duyarlılık ve belirlilik performans değerlendirme ölçütleri kullanılmıştır. Elektrot kopukluğu olan kısmı tespit etme oranını bulmak için duyarlılık, olmayan kısmı tespit etme oranını bulmak için ise belirlilik yöntemleri kullanılmıştır. Duyarlılık ile belirliliğin ortalaması alınarak ortalama tanıma oranı tespit edilmiştir.



Şekil 3.34. Çalışmada kullanılan Göz yöntemi

3.8. İstatistiksel Değerlendirme Yöntemleri

3.8.1. Kappa Testi

İki veya daha fazla gözlemci arasında yapılan Kappa testi, uyumun güvenilirliğini ölçen istatistiksel bir yöntemdir. Burada dikkat edilecek husus, gözlemci sayısı 2 ise ‘‘Cohen’in kappa katsayısı’’ kullanılmalıdır, gözlemci sayısı 2’den fazlaysa ‘‘Fleiss’in kappa katsayısı’’ kullanılmalıdır (Cohen, 1960; Park et al., 2000). Denklem 39’da görüldüğü üzere, Cohen’in Kappa Katsayısında kullanılan formül:

$$K = \frac{\Pr(a) - \Pr(b)}{1 - \Pr(b)} \quad (39)$$

Burada iki değerlendiricide gözlemlenen toplam uyum oranı $\Pr(a)$, bu uyumun şans eseri meydana gelme olasılığı $\Pr(b)$ ’dir. Kappa değeri (-)0.81-1 arasındaysa 2 gözlemci neredeyse tamamen birbirinin tersini değerlendirmektedir, (+)0.81-1 arasındaysa iki gözlemcinin sonuçlarının neredeyse tamamen birbiriyle uyumlu olduğu söylenebilir (Fleiss, 1971).

3.8.2. Karmaşıklık Matrisi

Model başarımını değerlendirmek için en yaygın kullanılan yöntemlerden birisi Çizelge 3.3’te görüleceği üzere Karmaşıklık Matrisi’dir. Bu yöntem sayesinde doğru sınıfa atanan örnek sayısı ve yanlış sınıfa atanan örnek sayılarından performans değerlendirmesi için doğruluk, duyarlılık ve kesinlik değerleri hesaplanabilir.

Çizelge 3.3. Karmaşıklık Matrisi

	Tahmin Sınıfı		
		Poz.	Neg.
	Asıl Sınıf	Poz.	DP
	Neg.	YP	YN

Burada Doğru Pozitif (DP), Yanlış Pozitif (YP), Yanlış Negatif (YN), Doğru Negatif (DN) değerlerini ifade etmektedir. Bu değerler aşağıda gösterilen denklem 40, 41 ve 42’de ki gibi hesaplanmaktadır.

$$Doğruluk = \frac{DP + DN}{DP + YP + YN + DN} \quad (40)$$

$$Kesinlik = \frac{DP}{DP + YP} \quad (41)$$

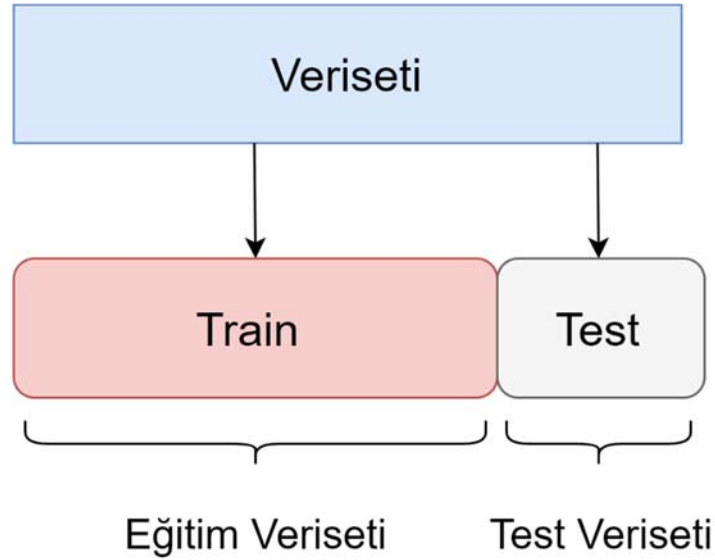
$$Duyarlılık = \frac{DP}{DP + YN} \quad (42)$$

Ayrıca özellikle eşit dağılmayan veri kümeleri için daha doğru değerlendirme yapılabilmesine olanak sağlayan F1 skor yaygın olarak kullanılan başarı kriterlerinden birisidir. Denklem 43'te gösterilen F1 skor değeri kesinlik ve duyarlılık değerlerinin harmonik ortalamasıdır. Sınıf başına düşen F1 puanlarının aritmetik ortalaması ise MF1 puanını vermektedir.

$$F_1 = 2 * \frac{kesinlik * duyarlılık}{kesinlik + duyarlılık} \quad (43)$$

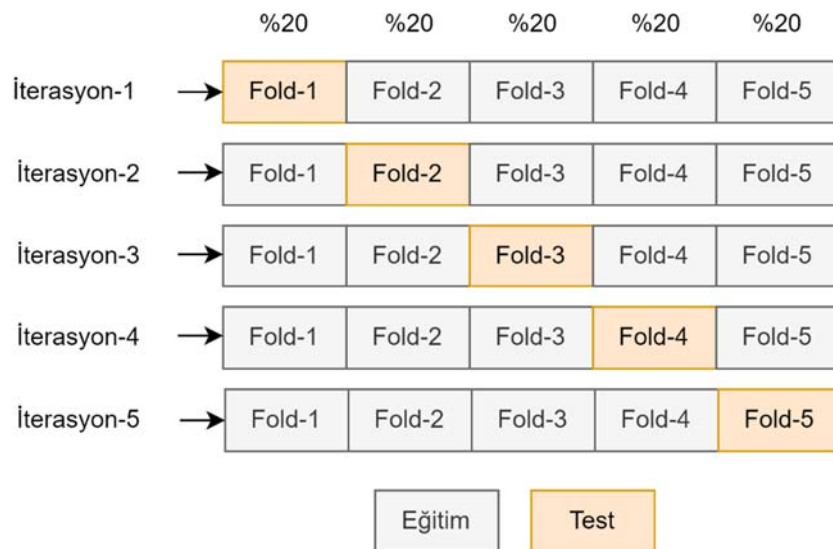
3.8.3. Hold-Out ve Çapraz-Doğrulama Yöntemleri

Otomatik uyku evreleme üzerine yapılan çalışmalarda genelde 2 yöntem kullanılmaktadır. Bunlardan birincisi Hold-Out yöntemi Şekil 3.35'te görüldüğü üzere kısaca verilerin eğitim ve test setleri olarak ikiye ayrılması işlemidir. Eğitim setiyle modelin eğitilmesi işlemi gerçekleştirilirken, daha önce eğitilmeyen test seti verileriyle de model performansı değerlendirilir. Genelde verilerin %80'i eğitim için kullanılırken, %20'si test için kullanılmaktadır ancak bu durum veri setinin boyutuna göre değişebilir.



Şekil 3.35. Hold-Out Doğrulama

Diğer yöntem olan KÇD yönteminde ise Şekil 3.36’de görüldüğü gibi veri kümesi biri test seti olmak üzere toplam rastgele ‘k’ tane gruba ayrılır. Test seti olarak ayrılan grup dışındakiler eğitim seti olarak kullanılır. KÇD yönteminde eğitim birden fazla eğitim ve test setleriyle gerçekleştirildiği için modelin görünmeyen veriler üzerinde nasıl bir performans gösterdiğiyle ilgili daha iyi fikir sağlar. Ancak veri kümesi boyutunun çok büyük olduğu durumlarda daha fazla hesaplama işlemi gerektirdiği için Hold-Out yöntemine göre yapılan işlemler oldukça fazla zaman alır. Bu nedenle iki yöntem arasında yapılacak tercih veri seti büyüklüğü dikkate alınarak yapılmalıdır.

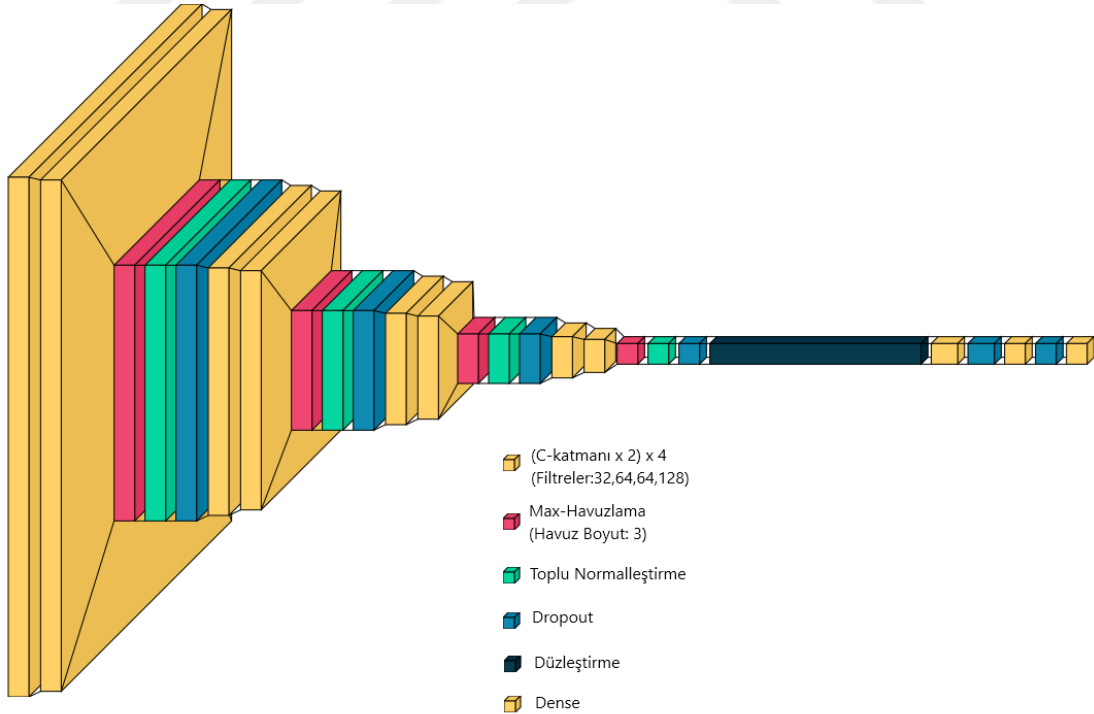


Şekil 3.36. KÇD

4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

4.1. Zaman-Frekans Yöntemlerinin Karşılaştırılması

Bu çalışmada ilk olarak otomatik uyku evreleme işlemi için Sleep-EDF veri setinde KZFD, ADD, AKD, HHD, AGD, HWHD, WWD, CWD ile elde edilen zaman frekans bileşenleri kullanılmış ve sınıflandırma işlemi Şekil 4.1’de gösterilen bir boyutlu ESA aracılığıyla gerçekleştirilmiştir. Performans değerlendirmesi için, WWD ve CWD’den elde edilen veriler oldukça büyük boyutlu olduğundan dolayı sadece bu iki dönüşümün kullanıldığı sınıflandırıcılarda her bir epok önce ADD uygulanarak 0-25Hz bileşenlerine ayrılmıştır. Daha sonra elde edilen sinyallere Hold-Out yöntemi (verilerin %80’i eğitim, %20’si test) uygulanmıştır. Diğer dönüşümlerin kullanıldığı sınıflandırıcılarda ise 5-KÇD yöntemleri uygulanmıştır. Kullanılan bu yöntemler sonucunda Doğruluk, Kappa (k), Duyarlılık, Kesinlik ve Makro F1 (MF1) Skor değerleri elde edilerek sistem performansları karşılaştırılmıştır. Tüm sonuçlar çizelge halinde verilmiş ve en yüksek değerler koyu renklerle gösterilmiştir.



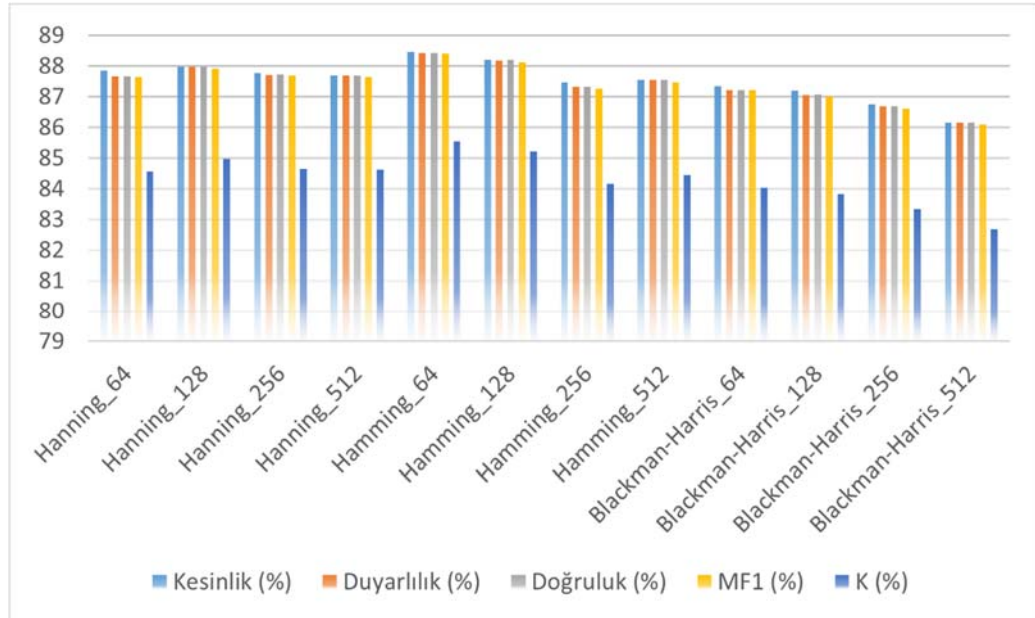
Şekil 4.1. Oluşturulan ağ mimarisi

4.1.1. KZFD-ESA Metodu Sonuçları

Bu çalışmada KZFD ile elde edilen verilere ESA uygulanmış ve elde edilen sonuçlar Çizelge 4.1’de gösterilmiştir. Ayrıca KZFD uygulanırken yaygın olarak kullanılan 3 farklı pencere fonksiyonu, 4 farklı uzunlukta seçilerek karşılaştırılmış ve sonuçlar Şekil 4.2’de gösterilmiştir. Karşılaştırma sonucu Hamming pencere fonksiyonu ve seçilen 64 birim pencere uzunluğu en yüksek performansı göstermiştir.

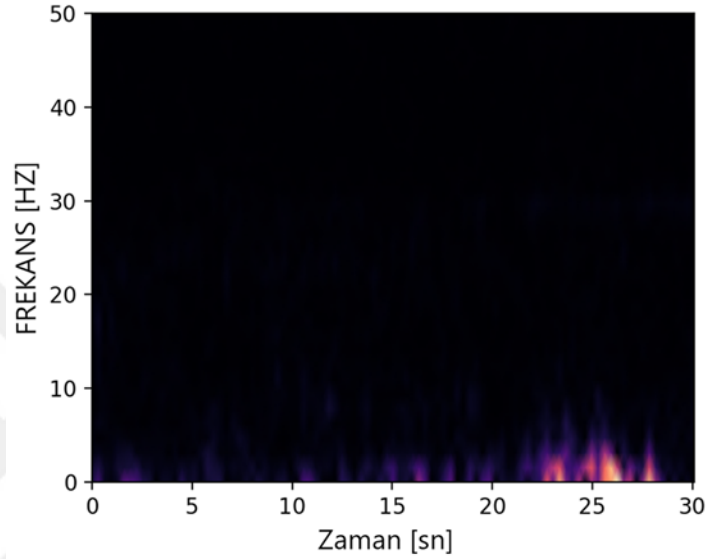
Çizelge 4.1 KZFD-ESA çalışmasında pencere fonksiyonlarının sonuçları

Pencere fonk. ve pencere uz..	Kesinlik (%)	Duyarlılık (%)	Doğruluk (%)	MF1 (%)	<i>k</i> (%)
Hanning 64	87.86	87.66	87.66 (+/- 1.88)	87.64	84.57
Hanning 128	87.98	87.98	87.98 (+/- 0.71)	87.91	84.97
Hanning 256	87.77	87.72	87.73 (+/- 0.53)	87.70	84.65
Hanning 512	87.70	87.70	87.70 (+/- 1.02)	87.64	84.62
Hamming 64	88.47	88.43	88.43 (+/- 1.45)	88.40	85.54
Hamming 128	88.20	88.18	88.19 (+/- 0.88)	88.12	85.23
Hamming 256	87.46	87.32	87.32 (+/- 0.48)	87.27	84.15
Hamming 512	87.54	87.55	87.55 (+/- 0.58)	87.47	84.44
Blackman-Harris 64	87.34	87.23	87.23 (+/- 0.85)	87.23	84.04
Blackman-Harris 128	87.20	87.06	87.07 (+/- 0.47)	87.02	83.83
Blackman-Harris 256	86.75	86.68	86.69 (+/- 0.48)	86.61	83.35
Blackman-Harris 512	86.16	86.15	86.16 (+/- 1.04)	86.09	82.70



Şekil 4.2 KZFD-ESA pencere fonksiyonlarının karşılaştırması

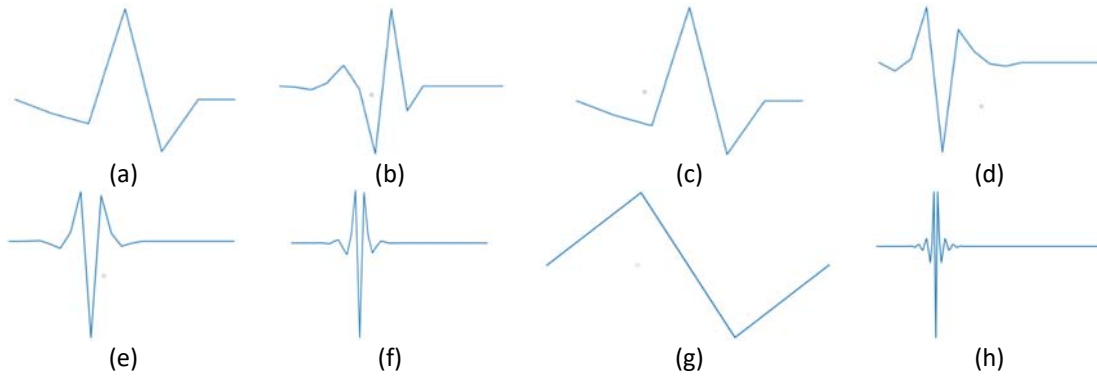
Şekil 4.3'te koyu renkler düşük güç spektral yoğunluğunu, mavi renkler orta ve sarı renkler yüksek güç spektral yoğunluğunu temsil etmektedir. Buna göre epok'un özellikle 20-30 saniyelik zaman diliminde 0-10 Hz. aralığında daha yüksek frekans yoğunluğuna sahip sinyaller gözlenmiştir. Ayrıca bunun nedeni olarak N1 evresinin genelde 2-7 Hz. frekans aralığına sahip olması (Fraiwani, Lweesy, Khasawneh, Wenz, & Dickhaus, 2012) gösterilebilir.



Şekil 4.3 KZFD'li N1 epok sinyali örneği

4.1.2. ADD-ESA Metodu Sonuçları

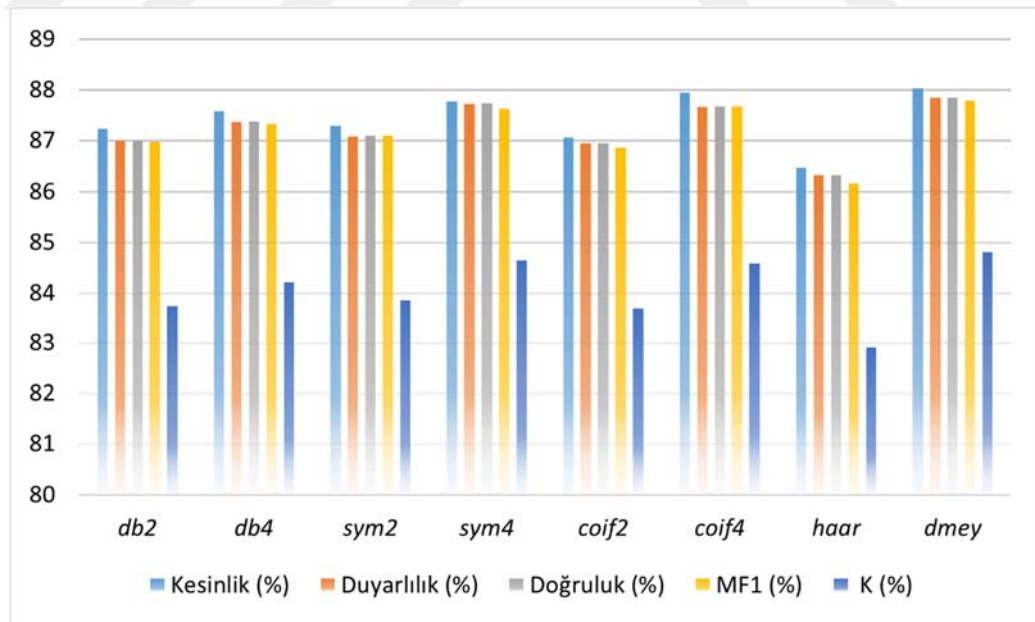
ADD ile elde edilen (2.Seviye, 0-25 Hz.) verilere ESA uygulanmış ve elde edilen sonuçlar Çizelge 4.2'de gösterilmiştir. ADD uygulanırken Şekil 4.4'te de görüldüğü üzere birçok alanda yaygın olarak kullanılan Daubechies (db), Symlets (sym), Coiflets (coif), Haar, "Discrete" FIR approximation of Meyer wavelet (dmey) olmak üzere toplamda 8 farklı pencere fonksiyonu seçilmiş ve Şekil 4.5'te karşılaştırılmıştır. Sonuçlar değerlendirildiğinde ise en iyi performansı seçilen dmey pencere fonksiyonu göstermiştir. Ayrıca Şekil 4.6'da ADD'li bir N1 epok sinyali örneği verilmiştir.



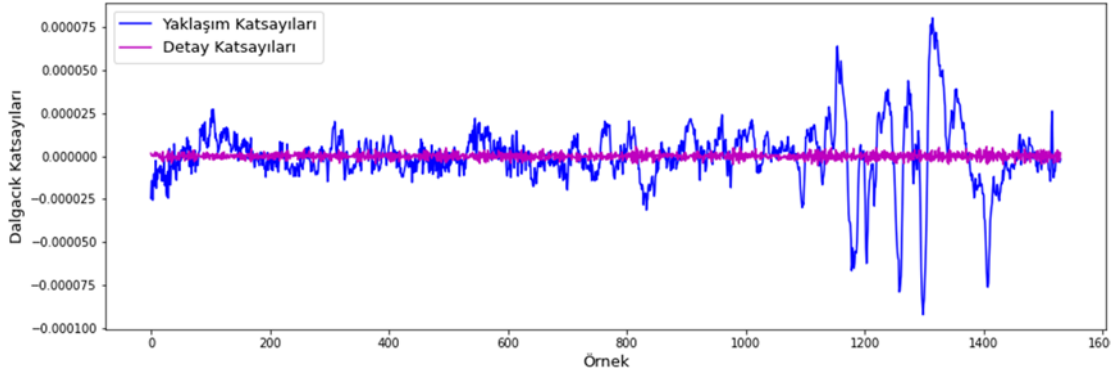
Şekil 4.4. Pencere fonksiyonları (a) db2 (b) db4 (c) sym2 (d) sym4 (e) coif2 (f) coif4 (g) haar (h) dmey

Çizelge 4.2 ADD-ESA çalışmasında pencere fonksiyonlarının sonuçları

Pencere fonk.	Kesinlik (%)	Duyarlılık (%)	Doğruluk (%)	MF1 (%)	<i>k</i> (%)
db2	87.23	86.99	86.99 (+/- 0.89)	86.97	83.74
db4	87.58	87.37	87.38 (+/- 0.77)	87.33	84.22
sym2	87.29	87.08	87.09 (+/- 1.03)	87.09	83.85
sym4	87.77	87.72	87.73 (+/- 0.85)	87.62	84.65
coif2	87.05	86.95	86.95 (+/- 1.08)	86.86	83.69
coif4	87.94	87.66	87.67 (+/- 0.95)	87.68	84.58
haar	86.48	86.33	86.33 (+/- 1.08)	86.17	82.91
dmey	88.03	87.85	87.85 (+/- 0.36)	87.78	84.81



Şekil 4.5. ADD-ESA pencere fonksiyonlarının karşılaştırması



Şekil 4.6. ADD'li N1 epok sinyali örneği

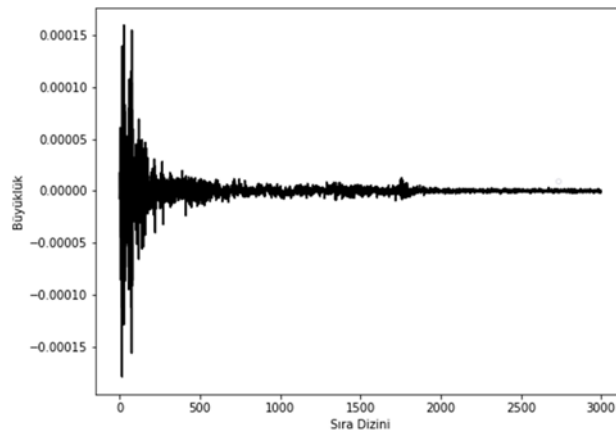
4.1.3. AKD, HHD, AGD ve HWHD-ESA Metodu Sonuçları

AKD ile her bir epok gerçel değerli kosinüs fonksiyonları kullanılarak temel frekans bileşenlerine ayrıştırılmıştır. Bu yöntem sonucu elde edilen verilere ESA uygulanmış ve sonuçlar Çizelge 4.3'te verilmiştir.

Çizelge 4.3 AKD-ESA sonuçları

Keskinlik (%)	Duyarlılık (%)	Doğruluk (%)	MF1 (%)	k (%)
89.13	89.10	89.11 (+/- 0.49)	89.06	86.38

Aşağıdaki Şekil 4.7, örnek bir sinyale uygulanan AKD'nin sonucunu gösterir. Bu şekil incelendiğinde AKD'nin ortogonal bir dönüşüm olması nedeniyle ilk katsayılar düşük frekanslı bileşenlerin yoğun, son katsayılar ise yüksek frekanslı bileşenlerin yoğun olduğu görülmektedir. Ayrıca AKD'de büyüklük, dönüşümde temsil edilen frekansların her birindeki kosinüs dalgasının genliğiyken, sıra dizini dönüşümdeki belirli bir frekans bileşeninin konumunu gösteren bir tamsayıdır.



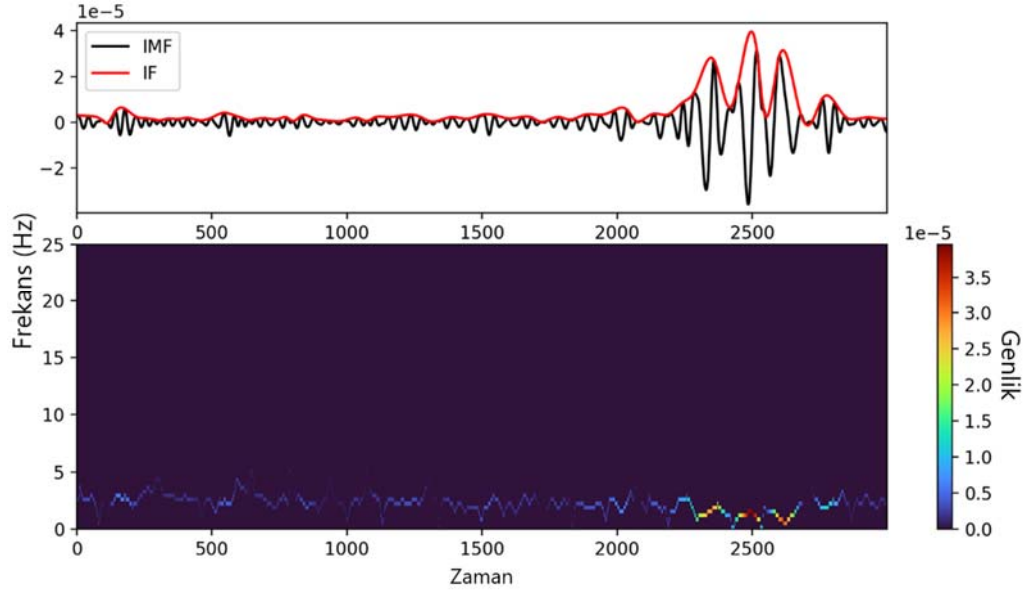
Şekil 4.7. AKD'li N1 epok sinyali örneği

HHD uygulanırken, ilk olarak sinyaller AMA metoduyla farklı frekanslardaki İMF bileşenlerine ayrıştırılmıştır. Daha sonra ilk İMF'ler sinyalin en önemli özelliklerini temsil ettikleri için elde edilen 11 İMF'den ilk 5 İMF seçilerek HD uygulanmış ve sinyalin zaman-frekans domeninde anlık genlik-frekans bileşenleri elde edilmiştir. Elde edilen bu bileşenler ESA ile sınıflandırılmış ve sonuçlar Çizelge 4.4'te gösterilmiştir.

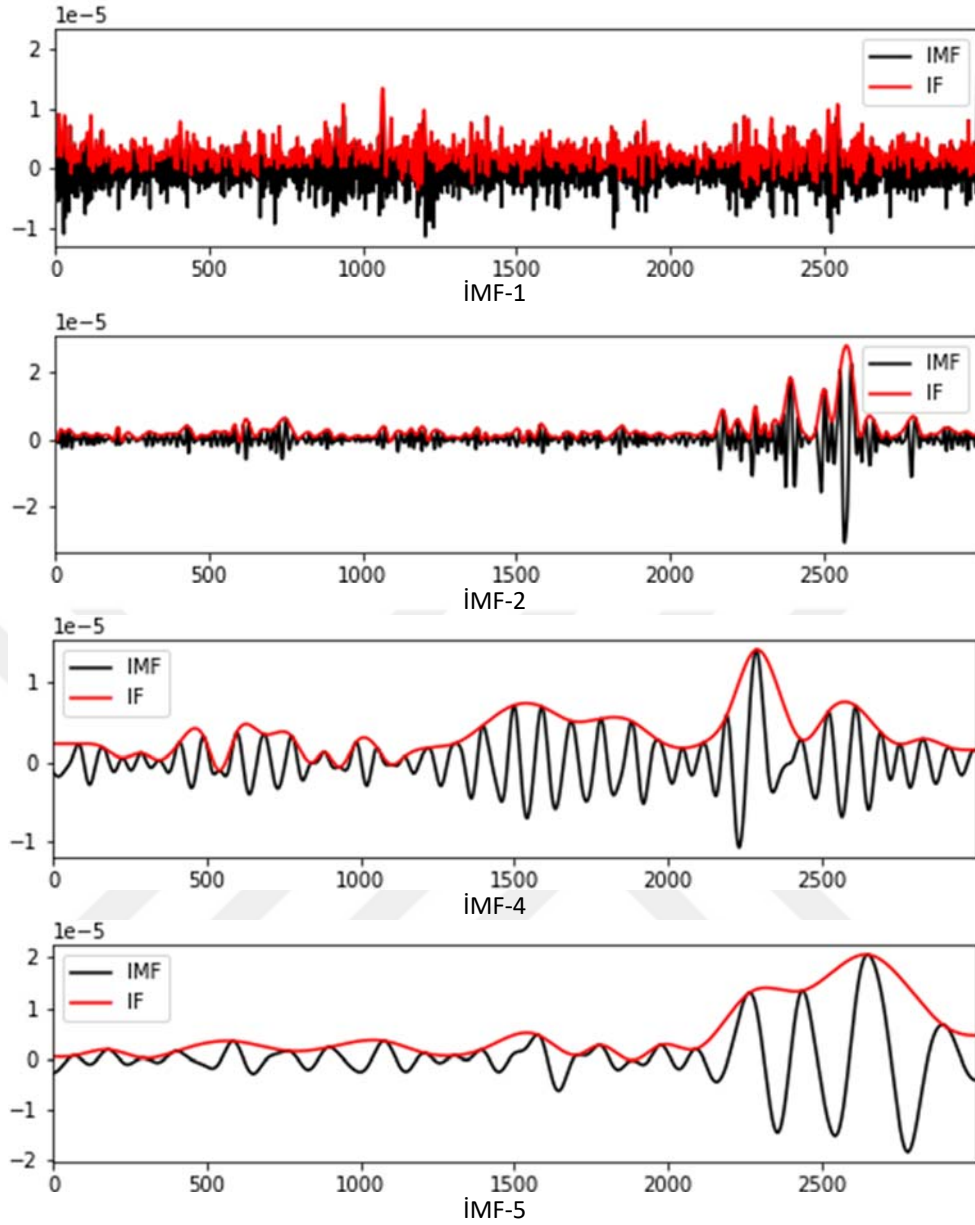
Çizelge 4.4 HHD-ESA sonuçları

Keskinlik (%)	Duyarlılık (%)	Doğruluk (%)	MF1 (%)	k (%)
84.49	84.35	84.35 (+/- 0.49)	84.14	80.44

Ayrıca Şekil 4.8 ve Şekil 4.9 incelendiğinde, örnek bir sinyale uygulanan HHD yöntemi sonucunda anlık genlik-frekans bilgisi, İMF'ler ve IF'ler (anlık frekans tahminleri dizisi) görülmektedir. Buna göre N1 evresinin genelde 2-7 Hz. frekans aralığına sahip olduğu düşünüldüğünde, bu aralıkta frekans yoğunluğuna sahip sinyaller üçüncü İMF'de mevcuttur.



Şekil 4.8. HHD'li N1 epok sinyali örneği



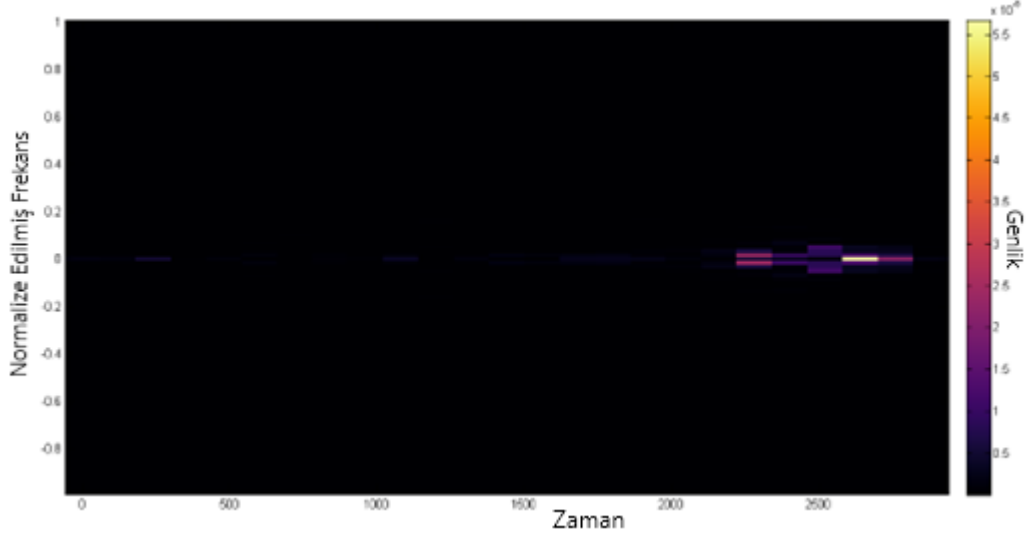
Şekil 4.9. Diğer İMF'ler

AGD yöntemi KZFD yöntemine oldukça benzer bir yöntemdir. Pencere boyutu büyüklüğüne bağlı olarak zaman ve frekans çözünürlüğü değişmektedir. AGD-ESA yönteminde AGD sonucu elde edilen zaman frekans bileşenleri ESA ile sınıflandırılmıştır. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4.5'te gösterilmiştir.

Çizelge 4.5 AGD-ESA sonuçları (Penc. Fonk: Gaussian)

Kesinlik (%)	Duyarlılık (%)	Doğruluk (%)	MF1 (%)	k (%)
85.09	85.02	85.02 (+/- 0.74)	84.91	81.27

Şekil 4.10'da koyu renkler daha düşük bir genliği temsil eder ve açık renkler daha yüksek bir genliği temsil etmektedir. Buna göre örnek epok'un 20-30 saniyelik periyodunda, daha yüksek genliğe sahip sinyaller gözlenmiştir.

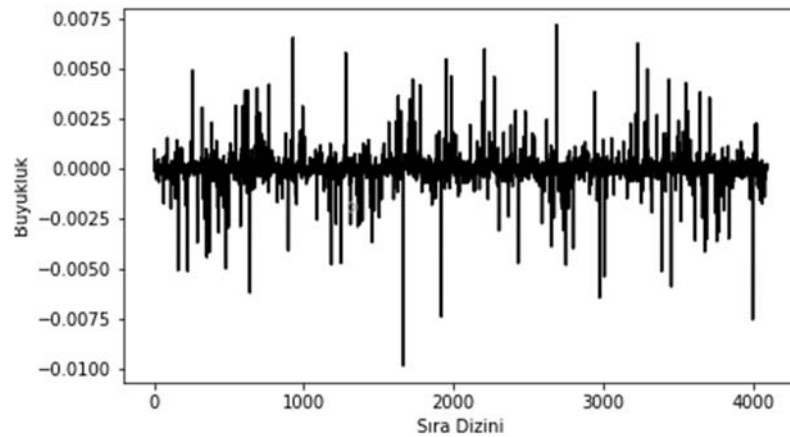


Şekil 4.10. AGD'li N1 epok sinyali örneği

Fourier Dönüşümü'nün genelleştirilmiş bir versiyonu olan HWHD sonucu elde edilen veriler ESA ile sınıflandırılmıştır. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4.6'da gösterilmiştir. Burada büyüklük katsayılarının mutlak değerlerinin toplamıdır.

Çizelge 4.6 HWHD-ESA sonuçları

Keskinlik (%)	Duyarlılık (%)	Doğruluk (%)	MF1 (%)	k (%)
72.88	69.61	69.61 (+/- 2.16)	68.76	62.01



Şekil 4.11. N1 epok sinyali örneğinde HWHD katsayıları

4.1.4. WWD ve CWD – ESA Metodu Sonuçları

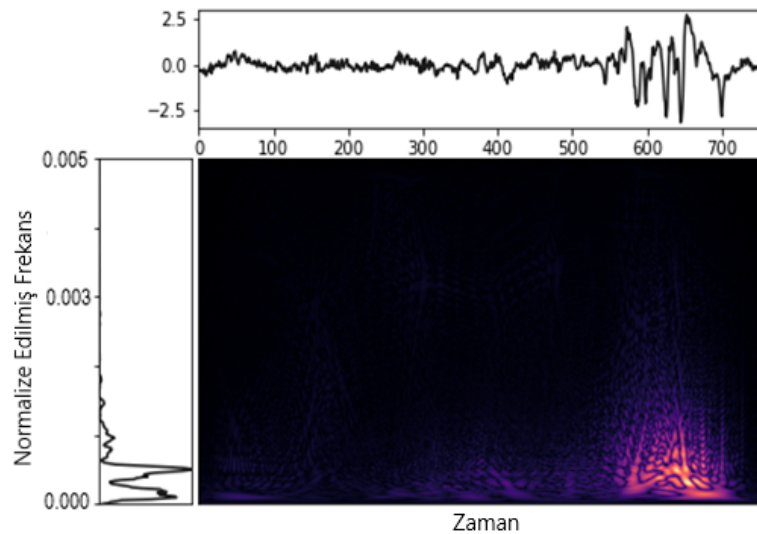
WWD ve CWD yöntemlerini kullanmadan önce, her bir epok için ADD ayrıştırma seviyesi 2 yöntemi uygulanarak 0-25 Hz. frekans bileşenleri elde edilerek veri boyutu azaltılmıştır. Bu bileşenler sayesinde WWD ve CWD dönüşümü uygulanırken gerekli olan hafıza ve Ram miktarından tasarruf edilmesi amaçlanmıştır. Ayrıca WWD ve CWD yöntemlerinin uygulama süresinden tasarruf edebilmek için sistem performans değerlendirmesi Hold-Out yöntemiyle gerçekleştirilmiştir.

Daha sonra Kuadratik zaman-frekans dağılımlarından biri olan WWD, çapraz terimleri bastırmak için lineer ve zamanla değişmeyen alçak geçiren bir filtreden geçirilmiş ve son olarak ESA ile sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4.7’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.7 WWD-ESA sonuçları

Keskinlik (%)	Duyarlılık (%)	Doğruluk (%)	MF1 (%)	k (%)
80.17	80.21	80.10	79.87	75.13

Ayrıca, örnek bir sinyale uygulanan WWD yönteminin sonucu Şekil 4.12’de gösterilmiştir (koyu renkler düşük güç spektral yoğunluğunu, mavi renkler orta güç spektral yoğunluğunu ve sarı tonlar yüksek güç spektral yoğunluğunu temsil eder). Sonuç olarak, epok’un 20-30 saniyelik periyodunda 0-10 Hz. aralığında daha yüksek frekans yoğunluğuna sahip sinyaller gözlenmiştir.



Şekil 4.12. WWD’li N1 epok sinyali örneği

Cohen sınıfı yöntemlerinden biri olan CWD, yatay ve dikey eksenlerde istenmeyen çapraz terimleri koruduğu için özellikle uzun sinyallerde daha fazla işlem yükü ve bellek gerektirir. Bu yüzden yapılan bu çalışmada CWD uygulanırken sinyalin durağan olmaması ve frekans bileşenlerinin zamanla değişmesi nedeniyle hem zaman hem de frekans ekseninde, yumuşatma pencereleri kullanılmıştır. Özellikle CWD gibi kuadratik dağılımlarda yumuşatma pencerelerinin kullanılmasının ana nedeni aykırı değerlerin etkisini azaltmaktır. Bu işlem dağılımın ortasındaki değerlere daha fazla, uçlardaki değerlere daha az ağırlık verilerek gerçekleştirilir. Bu sayede dağılım aykırı değerlerden etkilenme olasılığını azaltarak daha kararlı bir hale gelir. Elde edilen sonuçlar ESA ile sınıflandırılmış ve sonuçlar Çizelge 4.8’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.8 CWD-ESA sonuçları

Kesinlik (%)	Duyarlılık (%)	Doğruluk (%)	MF1 (%)	<i>k</i> (%)
72.26	70.71	71	70.22	63.20

4.1.1.1. Performans karşılaştırması

Bu çalışmada yapılan deneyler adil bir karşılaştırma yapabilmek için aynı CNN mimarisi kullanılarak gerçekleştirilmiş ve uygulanan yöntemlerin performans karşılaştırması Çizelge 4.9’da gösterilmiştir. Çizelge incelendiğinde 5 farklı doğrulama yönteminde de en iyi performansı AKD-ESA yöntemi göstermiştir.

Çizelge 4.9 Kullanılan yöntemlerin performans karşılaştırması

Yöntemler	Kesinlik (%)	Duyarlılık (%)	Doğruluk (%)	MF1 (%)	<i>k</i> (%)
KZFD-ESA	88.47	88.43	88.43 (+/- 1.45)	88.40	85.54
ADD-ESA	88.03	87.85	87.85 (+/- 0.36)	87.78	84.81
AKD-ESA	89.13	89.10	89.11 (+/- 0.49)	89.06	86.38
HHD-ESA	84.49	84.35	84.35 (+/- 0.49)	84.14	80.44
AGD-ESA	85.09	85.02	85.02 (+/- 0.74)	84.91	81.27
HWHD-ESA	72.88	69.61	69.61 (+/- 2.16)	68.76	62.01
WWD-ESA	80.17	80.21	80.10	79.87	75.13
CWD-ESA	72.26	70.71	71	70.22	63.20

Çizelge 4.10’da önerilen yöntemler arasında en iyi performansı sergileyen AKD-ESA yönteminin Karmaşıklık-Matrisi (KM) gösterimi verilmiştir. Bu KM herbir kat (fold)’dan elde edilen KM’lerin toplamının aritmetik ortalamasıdır. Çizelge’de belirtilen sayılar epok’ların sayısıdır. Önerilen AKD-ESA yöntemi sayesinde W sınıfı %92, N1

sınıfı %81, N2 sınıfı %90, N3 sınıfı %96 ve REM sınıfı %87 oranında doğru tahmin edilmiştir.

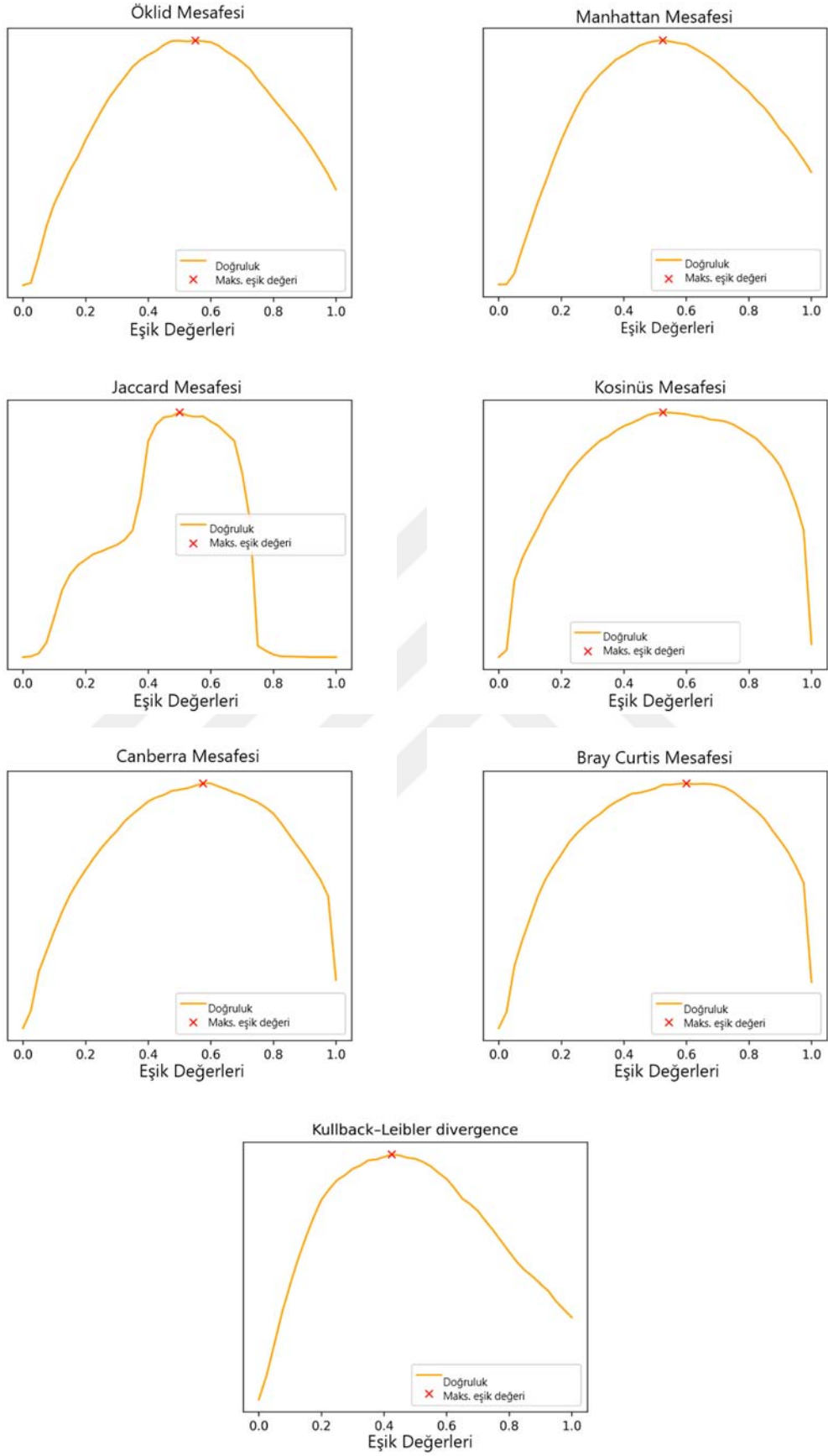
Çizelge 4.10 Fpz-Cz elektrotu kullanılarak çapraz doğrulamadan elde edilen karmaşıklık matrisi

	W (tahmin)	N1	N2	N3	REM
W (gerçek)	560	28	1	1	8
N1	40	471	22	2	64
N2	2	21	534	19	23
N3	3	1	20	571	3
REM	10	39	13	1	536

4.2. Siyam Sinir Ağlarıyla Otomatik Uyku Evreleme Sistemi

Şekil 3.7'de gösterildiği gibi, SSA'lar oluşturulmuş, giriş verileri kodlanmış ve özvektörler arasındaki mesafe, yedi farklı yöntem kullanılarak ölçülmüştür: Öklid, Manhattan, Jaccard, Kosinüs, Canberra, Bray-Curtis ve KLD. Daha sonra en yüksek sınıflandırma doğruluğunu veren optimum eşik değeri (threshold), her bir yöntem için ampirik olarak hesaplanmıştır. Spesifik olarak 0-1 aralığındaki sayılar, 0.025 aralıklı değerlerle eğitim veri seti üzerinde test edilmiş ve en yüksek doğruluğu veren değer optimal eşik olarak kabul edilmiştir. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4.11 ve Şekil 4.13'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.11 Optimum eşik değerleri	
Mesafe Ölçüm Yöntemleri	Eşik Değerleri
Öklid	0.55
Manhattan	0.525
Jaccard	0.5
Kosinüs	0.525
Canberra	0.6
Bray Curtis	0.6
KLD	0.425



Şekil 4.13. Optimum eşik değeri grafikleri

Beş farklı sınıftaki (0: W, 1: N1, 2: N2, 3: N3, 4: N4) veriler üzerinde yapılan sınıflandırma sonuçlarına (Çizelge 4.12) göre, Bray-Curtis ile SSA en iyi performansı elde etti. Bu SSA'nın sınıflandırma sonuçları Çizelge 4.13'te verilmiştir.

Çizelge 4.12 SSA'da kullanılan mesafe ölçüm yöntemlerine göre elde edilen sınıflandırma sonuçları

	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğruluk (%)
Öklid	84.83	81.16	82.89
Manhattan	84.25	77.96	80.79
Jaccard	83.43	80.72	82.02
Kosinüs	82.49	82.34	82.42
Canberra	85.37	80.97	83.03
Bray Curtis	86.02	81.35	83.52
KLD	71.15	62.32	65.57

Çizelge 4.13 Bray Curtis mesafe ölçüm yöntemi kullanılarak elde edilen ikili sınıflandırma sonuçları

Evreler	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğruluk (%)
0 vs 1	81.21	74.16	77.24
0 vs 2	86.13	95.86	90.42
0 vs 3	93.79	99.39	96.42
0 vs 4	90.05	90.57	90.31
1 vs 2	72.33	63.82	67.07
1 vs 3	88.23	96.10	91.80
1 vs 4	71.26	58.48	62.13
2 vs 3	87.07	78.75	82.38
2 vs 4	83.43	78.05	80.50
3 vs 4	93.95	98.49	96.11

Çizelge 4.13'te gösterildiği gibi, Bray-Curtis'li SSA'ya 0 ve 3 evreleri birlikte verildiğinde en iyi performansa ulaşılmıştır. Daha sonra, overlap tekniği kullanılarak veriler yaklaşık olarak iki katına çıkarılmış ve SSA'nın farklı mesafe ölçüm yöntemlerine sahip sınıflandırma sonuçları Çizelge 4.14'te gösterilmiştir. Bu durumda en iyi performans Kosinüs mesafe ölçüm yöntemiyle elde edilmiştir. SSA'nın Kosinüs mesafe ölçüm yöntemi sınıflandırma sonuçları ise Çizelge 4.15'te gösterilmiştir.

Çizelge 4.14 Artırılmış veri kümesindeki sonuçlar

	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğruluk (%)
Öklid	85.22	83.42	84.29
Manhattan	87.52	79.03	82.74
Jaccard	83.71	82.82	83.26
Kosinüs	85.65	84.25	84.94
Canberra	87.38	82.26	84.63
Bray Curtis	88.01	82.11	84.81
KLD	73.45	60.57	64.57

Çizelge 4.15 Kosinüs mesafe ölçüm yöntemi kullanılarak elde edilen ikili sınıflandırma sonuçları

Evreler	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğruluk (%)
0 vs 1	80.98	77.21	78.97
0 vs 2	84.29	96.53	89.48
0 vs 3	93.54	99.26	96.22
0 vs 4	90.06	92.36	91.18
1 vs 2	73.11	68.88	70.78
1 vs 3	87.65	97.45	91.99
1 vs 4	74.78	62.31	66.45
2 vs 3	85.23	79.62	82.18
2 vs 4	83.09	82.69	82.89
3 vs 4	94.38	98.71	96.44

Son olarak geleneksel sınıflandırma yöntemiyle SSA arasında adil bir karşılaştırma yapabilmek için, SSA'da yer alan özdeş paralel ESA'lardan birisi kullanılarak bir dizi deneyler gerçekleştirilmiştir. Geleneksel yöntem, SSA ile aynı verisetleri (artırılmış ve artırılmamış) üzerinde değerlendirilmiştir. İlk veri seti, ikinci veri setinin yaklaşık iki katı büyüklüğündedir. Çizelge 4.16'da gösterildiği gibi, artırılmış veri setindeki sınıflandırma performansı, artırılmamış veri setine göre oldukça iyidir. Ayrıca Çizelge 4.17 ve 4.18, artırılmış veri setindeki ikili sınıflandırma sonuçlarına ilişkin ayrıntıları göstermektedir.

Çizelge 4.16 ESA kullanılarak elde edilen sınıflandırma sonuçları

	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğruluk (%)
Veri seti	75.43	77.62	82.08
Artırılmış veri seti	78.89	79.32	83.8

Çizelge 4.17 ESA kullanılarak elde edilen ikili sınıflandırma sonuçları

Evreler	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğruluk (%)
0 vs 1	94.59	30.55	77.56
0 vs 2	94.59	86.70	89.84
0 vs 3	94.59	89.61	93.31
0 vs 4	94.59	75.71	87.95
1 vs 2	30.55	86.70	75.84
1 vs 3	30.55	89.61	59.49
1 vs 4	30.55	75.71	57.62
2 vs 3	86.70	89.61	88.83
2 vs 4	86.70	75.71	83.80
3 vs 4	89.61	75.71	81.15

Çizelge 4.18 Arttırılmış veri setinde ESA kullanılarak elde edilen sonuçlar

Evreler	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğruluk (%)
0 vs 1	91.43	51.04	80.74
0 vs 2	91.43	88.82	89.87
0 vs 3	91.43	88.44	90.68
0 vs 4	91.43	74.71	85.61
1 vs 2	51.04	88.82	81.44
1 vs 3	51.04	88.44	69.04
1 vs 4	51.04	74.71	65.17
2 vs 3	88.82	88.44	88.75
2 vs 4	88.82	74.71	85.09
3 vs 4	88.44	74.71	80.00

Çizelge 4.12 ve 4.14 incelendiğinde KLD ve Manhattan dışında kullanılan diğer yöntemlerin oldukça yakın sonuçlar verdiği dikkat edilmelidir. Çünkü sinir ağıları stokastik algoritmalarıdır. Yani, ağırlıkların rastgele başlatılması gibi rastgelelikten yararlanırlar. Bu, aynı ağın aynı veriler üzerinde eğitilmesine rağmen farklı sonuçlar üretebileceği anlamına gelmektedir. Kısacası sonuçlar benzer olduğu için bir tekniğin diğerine üstün olduğunu söylemek pek doğru olmayabilir; ancak fikir vermesi açısından oldukça önemlidir. Ayrıca sonuçlara bakıldığında, SSA ESA'dan daha iyi bir performans gösterse de bu, tüm ikili uyku evrelerinde daha iyi performans gösterdiği anlamına gelmemektedir. Örneğin Çizelge 4.13 ve 4.15 ile Çizelge 4.17 ve 4.18 karşılaştırıldığında, ESA'nın 0'a 1, 1'e 2, 2'ye 3 ve 2'ye 4 ikili evrelerde daha iyi bir performans sergilediği görülmektedir.

4.3. CoSleepNet

Önerilen model sonuçları KÇD (kişi bazlı) kullanılarak elde edilmiştir. Deneyler dört farklı veri kümesi (SleepEDF-20, NEUHSL, DRM-SUB ve ISRUC3) üzerinde CoSleepNet1 (CSN1) ve CoSleepNet2 (CSN2) olmak üzere iki farklı yöntemle gerçekleştirilmiştir. 20-KÇD yönteminde, her seferinde eğitim için 19 kişi ve test için bir kişi kullanılmıştır.

Otomatik uyku evrelemesi için önerilen modelin tasarlanması ve uygulanmasına yönelik tüm deneyler, Intel Xeon E5-2630 2.3 GHz CPU, 12 GB RAM ve 16 GB NVIDIA P100 GPU içeren bir bilgisayarda gerçekleştirilmiştir. İlk olarak modelin performansını değerlendirmek için karmaşıklık matrisi hesaplanmış ve ardından her evrenin MF1, duyarlılık ve kesinlik puanları Çizelge 4.19, 4.20, 4.21 ve 4.22'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.19 Tek kanallı ham EEG verileri üzerinde önerilen CSN1 ve CSN2'li sınıflandırma sonuçları

		SleepEDF-20					NEUHSL				
		W	N1	N2	N3	REM	W	N1	N2	N3	REM
CSN1	MF1	89,45	34,40	88,50	88,45	80,90	80,65	21,15	85,55	71,85	67,60
	Kesinlik	89,4	44,25	88,55	90,2	78,05	79,45	38,55	82,35	75,55	77,40
	Duyarlılık	90,7	31,75	88,5	87,3	84,5	82,50	15,70	89,15	69,30	64,05
CSN2	MF1	89,80	34,60	88,55	88,45	81,10	81,30	21,05	85,55	72,35	71,50
	Kesinlik	89,95	43,05	88,5	90,2	78,35	79,95	37,15	82,25	75,95	86,35
	Duyarlılık	90,65	32,05	88,5	87,3	84,75	83,05	15,70	89,15	69,40	65,55

Çizelge 4.20 Çok kanallı ham EEG-EOG verileri üzerinde önerilen CSN1 ve CSN2'li sınıflandırma sonuçları

		SleepEDF-20					NEUHSL				
		W	N1	N2	N3	REM	W	N1	N2	N3	REM
CSN1	MF1	90,30	44,75	89,45	88,30	85,45	81,00	22,50	86,55	74,60	69,25
	Kesinlik	88,90	55,50	88,85	89,95	84,05	78,55	35,95	84,10	78,25	72,10
	Duyarlılık	92,95	39,40	90,30	87,8	87,45	83,70	17,55	89,20	71,60	69,95
CSN2	MF1	90,85	44,80	89,45	88,45	85,70	81,55	22,30	86,35	75,15	73,35
	Kesinlik	89,60	54,40	88,80	90,00	84,45	79,15	34,75	83,90	79,20	77,35
	Duyarlılık	93,05	39,85	90,30	87,80	87,55	84,25	17,55	89,20	71,95	71,40

Çizelge 4.21 Tek kanallı ham EEG verileri üzerinde önerilen CSN1 ve CSN2'li sınıflandırma sonuçları

		DRM-SUB					ISRUC3				
		W	N1	N2	N3	REM	W	N1	N2	N3	REM
CSN1	MF1	84,95	36,00	84,85	82,95	75,35	85,70	49,30	77,90	85,00	68,00
	Kesinlik	90,40	45,45	83,90	82,65	77,20	82,00	53,20	80,00	90,90	73,30
	Duyarlılık	85,65	34,85	86,35	84,95	76,15	90,30	48,60	76,70	82,20	69,60
CSN2	MF1	85,45	35,70	84,85	83,05	75,50	85,70	49,30	77,90	85,10	68,10
	Kesinlik	91,05	44,55	83,80	82,75	77,50	82,00	53,00	79,90	91,00	73,60
	Duyarlılık	85,90	34,85	86,35	84,95	76,30	90,00	48,90	76,70	82,20	69,70

Çizelge 4.22 Çok kanallı ham EEG-EOG verileri üzerinde önerilen CSN1 ve CSN2'li sınıflandırma sonuçları

		DRM-SUB					ISRUC3				
		W	N1	N2	N3	REM	W	N1	N2	N3	REM
CSN1	MF1	88,55	37,65	86,65	86,60	80,20	83,90	47,70	77,40	86,90	72,50
	Kesinlik	89,15	46,20	85,70	86,15	77,95	78,10	51,50	77,80	90,60	75,30
	Duyarlılık	89,30	36,45	85,85	88,30	83,40	92,50	46,90	77,90	83,90	72,60
CSN2	MF1	89,15	37,50	85,65	86,60	80,75	84,20	47,70	77,30	86,90	72,90
	Kesinlik	89,90	45,50	85,70	86,15	78,60	78,70	50,80	77,70	90,60	75,70
	Duyarlılık	89,55	36,50	85,85	88,35	84,00	92,30	47,20	77,90	83,90	73,00

İkinci olarak SleepEDF-20, ISRUC3, DRM-SUB ve NEUHSL verisetlerinin kullanıldığı son güncel çalışmalar arasında bir karşılaştırma yapılmış ve Çizelge 4.23'te verilmiştir. En yüksek puanlar kalın yazı tipiyle gösterilmiştir. Ayrıca fikir vermesi açısından NEUHSL veri seti için Overlap ve Ölçekleme veri artırım teknikleri uygulanmış ve sonuçlar (NEUHSL_O, NEUHSL_S) çizelgenin en alt kısmına eklenmiştir.

Çizelge 4.23 Önerilen yöntemlerin performanslarının daha önce yayınlanmış yöntemlerle karşılaştırılması

Veri seti	Sistem	EEG					EEG-EOG				
		Acc.	K	MF1	Duy.	Öz	Acc.	K	MF1	Duy.	Öz.
SleepEDF-20	CoSleepNet1	85,08	78,95	76,30	76,54	95,94	87,00	81,66	79,67	79,57	96,44
SleepEDF-20	CoSleepNet2	85,16	79,07	76,44	76,67	95,96	87,11	81,81	79,83	79,74	96,47
SleepEDF-20	SeqSleepNet (Phan et al., 2019)	85,20	79,80	78,40	78,00	96,10	86,00	80,90	79,70	79,20	96,20
SleepEDF-20	U-time (Perslev et al., 2019)	-	-	79,00	-	-	-	-	-	-	-
SleepEDF-20	DeepSleepNet (Supratak et al., 2017)	-	-	-	-	-	82,00	76,00	76,90	-	-
SleepEDF-20	IITNet (Seo et al., 2020)	83,90	78,00	77,60	-	-	-	-	-	-	-
SleepEDF-20	XSleepNet (Phan et al., 2021)	86,30	81,30	80,60	80,20	96,40	86,40	81,30	80,90	79,90	96,20
SleepEDF-20	SingleChannelNet (D. Zhou et al., 2022)	86,20	81,10	-	-	-	-	-	-	-	-
SleepEDF-20	ResnetLSTM (Yudong Sun et al., 2018)	79,60	72,00	72,80	-	-	-	-	-	-	-
SleepEDF-20	MultitaskCNN (Phan et al., 2018)	81,90	74,00	73,80	73,90	95,00	82,30	75,00	74,70	74,30	95,10
SleepEDF-20	AttnSleep (Eldele et al., 2021)	84,40	79,00	78,10	-	-	-	-	-	-	-
SleepEDF-20	SleepEEGNet (S. Mousavi, Afghah, & Acharya, 2019)	84,26	79,00	79,66	-	-	-	-	-	-	-
SleepEDF-20	ResAttModel (W. Qu et al., 2020)	84,30	78,00	79,00	-	-	-	-	-	-	-
ISRUC3	HMM (Ghimatgar et al., 2019)	77,56	71,00	-	74,32	94,14	-	-	-	-	-
ISRUC3	CoSleepNet1	77,91	70,69	73,22	73,49	94,25	78,43	71,40	73,67	74,73	92,38
ISRUC3	CoSleepNet2	77,92	70,70	73,26	73,53	94,25	78,51	71,50	73,83	74,85	94,40
DRM-SUB	HMM (Ghimatgar et al., 2019)	80,35	73,00	-	70,90	94,48	-	-	-	-	-
DRM-SUB	CNN-HMM (Bufang Yang et al., 2021)	81,68	74,00	-	74,46	-	-	-	-	-	-
DRM-SUB	EEMD-RUSBoost (Hassan & Bhuiyan, 2017a)	74,59	73,80	-	-	-	-	-	-	-	-
DRM-SUB	CoSleepNet1	81,86	74,33	72,79	73,55	94,93	83,39	76,71	75,72	76,65	95,45
DRM-SUB	CoSleepNet2	81,92	74,42	72,86	73,64	94,95	83,55	76,93	75,93	76,85	95,49
NEUHSL	CoSleepNet1	79,00	65,35	65,40	64,13	92,89	79,90	67,10	66,75	66,43	93,35
NEUHSL	CoSleepNet2	79,15	65,61	66,32	64,57	92,92	80,10	67,40	67,64	66,91	93,37
NEUHSL_O	CoSleepNet1	83,97	74,03	74,94	74,24	94,78	84,92	74,23	76,24	76,54	95,23
NEUHSL_O	CoSleepNet2	84,08	74,20	75,70	74,78	94,80	85,04	74,41	77,01	77,09	95,36
NEUHSL_S	CoSleepNet1	78,07	66,56	68,63	69,07	93,11	79,05	67,80	69,08	69,13	93,30
NEUHSL_S	CoSleepNet2	78,13	66,65	68,70	69,12	93,12	79,14	67,91	69,18	69,20	93,31

Bunlara ek olarak literatüre bakıldığında bazı çalışmalarda (ör. (Hassan & Bhuiyan, 2017b; Rahman, Bhuiyan, & Hassan, 2018)) deneysel veri setlerinin yarısının eğitim verisi geri kalanının ise test verisi olarak kullanıldığı görülmektedir. Ayrıca bu çalışmalarda eğitim 20 kez tekrarlanmış ve ortalama performans ölçütleri rapor edilmiştir. Bu şekilde, tüm veri seti hem eğitim hem de test için kullanılabilir. Ancak, testte kullanılan veriler eğitime dahil edilmemiş ve herhangi bir fazla overfitting'e izin verilmemiştir (Hassan & Bhuiyan, 2017a). Bu nedenle tüm bu işlemler bu çalışmada da uygulanmış ve sonuçlar Çizelge 4.24'te gösterilmiştir. Benzer yöntemlerin kullanıldığı diğer çalışmalarla karşılaştırmalar ise Çizelge 4.25'te verilmiştir. Ancak bu çalışmalarda kullanılan verisetleri ile deneysel yöntemler arasında (örn. veri kümelerindeki kanal türü, dönem sayıları...vs) tam bir uyum olmadığı için adil bir karşılaştırma yapmak mümkün değildir. Ancak sonuçlar incelendiğinde önerilen yöntemin sonuçlarının literatürdeki çalışmalarla oldukça uyumlu olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.24 Tek kanallı ham EEG ve EOG verileri üzerinde önerilen CSN1 ve CSN2'li sınıflandırma sonuçları

Veri seti	Sistem	EEG					EOG				
		Acc.	K	MF1	Duy.	Öz.	Acc.	K	MF1	Duy.	Öz.
SleepEDF-20	CoSleepNet1	86,60 (+/- 0,20%)	81,60	79,64	79,24	96,37	83,30 (+/- 0,20%)	77,02	76,27	75,71	95,42
SleepEDF-20	CoSleepNet2	86,71 (+/- 0,20%)	81,76	79,83	79,46	96,40	83,54 (+/- 0,20%)	77,36	76,57	76,04	95,48
DRM-SUB	CoSleepNet1	83,18 (+/- 0,42%)	77,06	75,79	75,79	95,39	78,63 (+/- 0,72%)	70,78	71,25	71,25	94,06
DRM-SUB	CoSleepNet2	83,35 (+/- 0,42%)	77,29	76,01	76,01	95,43	78,86 (+/- 0,72%)	71,10	71,55	71,53	94,12
ISRUC	CoSleepNet1	78,39 (+/- 1,66%)	72,21	76,18	76,78	94,49	77,53 (+/- 1,22%)	71,06	75,15	75,78	94,24
ISRUC	CoSleepNet2	78,44 (+/- 1,66%)	72,28	76,26	76,86	94,50	77,58(+/- 1,22%)	71,12	75,22	75,85	94,25

Çizelge 4.25 Önerilen yöntemlerin performanslarının daha önce yayınlanmış yöntemlerle karşılaştırılması

Veritabanı	Sistem	EEG		EOG	
		Acc.	K	Acc.	K
SleepEDF-20	CoSleepNet1	86,6	81,6	83,3	77,02
SleepEDF-20	CoSleepNet2	86,71	81,76	83,54	77,36
SleepEDF	TQWT (Hassan & Bhuiyan, 2016c)	88,57	86,17	-	-
SleepEDF	RUSBoost (Hassan & Bhuiyan, 2017a)	83,49	84,05	-	-
SleepEDF	DVM (Rahman et al., 2018)	-	-	90,2	-
SleepEDF	AdaBoost (Hassan & Bhuiyan, 2016a)	90,11	-	-	-
SleepEDF	TQWT (Hassan & Bhuiyan, 2017b)	91,36	86,4	-	-
SleepEDF	Bagging (Hassan & Bhuiyan, 2016b)	90,69	-	-	-
SleepEDF	Bagging (Hassan, Bashar, & Bhuiyan, 2015b)	86,53	-	-	-
SleepEDF	AdaBoost (Hassan & Bhuiyan, 2015)	89,52	-	-	-
SleepEDF	BDT (Hassan, Bashar, & Bhuiyan, 2015a)	82,03	-	-	-
DRM-SUB	CoSleepNet1	83,18	77,06	78,63	70,78

DRM-SUB	CoSleepNet2	83,35	77,29	78,86	71,1
DRM-SUB	TQWT (Hassan & Bhuiyan, 2016c)	72,28	-	-	-
DRM-SUB	RUSBoost (Hassan & Bhuiyan, 2017a)	74,59	73,8	-	-
ISRUC	RF (Rahman et al., 2018)	-	-	86	-
ISRUC	CoSleepNet1	78,39	72,21	77,53	71,06
ISRUC	CoSleepNet2	78,44	72,28	77,58	71,12

Son olarak, SleepEdf-20 veri setinin tek bir kanal ile kullanıldığı tüm deneylerde eğitim süreci 25 epokta tamamlanmıştır ve her eğitim aşaması için en iyi ağırlıklar geri yüklenmiştir. Ortalama her bir epok süresi 19,8 saniye iken, modelin test denekler üzerindeki performans süresi yaklaşık dört saniyedir.



5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu tez çalışması kapsamında PSG cihazlarıyla uyumlu bir şekilde çalışabilecek meziyette yüksek verimli otomatik uyku evreleme sistemleri tasarlanmıştır. Bunlardan ilki giriş verilerinin en doğru temsilini bulabilmek adına KZFD, ADD, AKD, HHD, AGD, HWHD, CWD ve WWD ile elde edilen Zaman-Frekans bileşenlerinin tek kanallı EEG tabanlı gözetimli derin bir ESA'ya verilmesi ve otomatik uyku evreleme işleminin gerçekleştirilmesidir.

Kapsamlı bir literatür taramasından sonra, HWHD veya AKD gibi yöntemler kullanılarak herhangi bir özellik mühendisliği gerektirmeden uçtan uca derin öğrenme mimarileriyle yapılmış herhangi bir çalışma bulunamamıştır. Fakat ESA gibi derin öğrenme ağ mimarileri giriş verilerinden en anlamlı olan özellikleri C-katmanlar aracılığıyla otomatik olarak çıkarabilirler, bu yüzden ağa verilecek giriş verilerinin en doğru temsilini sağlamak oldukça önemlidir. Bu nedenle KZFD, ADD, AKD, HHD, AGD, HWHD, CWD ve WWD kullanılarak giriş verilerinin en doğru temsili için otomatik uyku evreleme sistem performansları karşılaştırılmıştır.

Mevcut verilerden özellikleri otomatik çıkaran derin öğrenme ağ mimarilerinden yararlanmak yerine, özellik mühendisliği yani el-yapımı özellikler kullanmak oldukça yorucu ve zahmetli bir iştir. Eğer sınıflandırıcıda doğru özellikler kullanılmazsa sistem performansı olumsuz yönde etkilenmektedir (Örneğin (W. Huang et al., 2020; Michielli, Acharya, & Molinari, 2019)'de kullanılan yöntemler). Ayrıca EEG sinyalleri kuru bir elektrot yardımı ile alından kolayca alınabildiğinden yüksek performansı ile ileride yapılacak basit ve kolay taşınabilir cihazlar için umut vericidir. Fakat mevcut verileri herhangi bir özellik mühendisliği uygulamadan kullanabilmek için, giriş verilerinin en doğru temsilini bulmak daha yüksek sistem performansına ulaşmada oldukça önemlidir. Örneğin (Fu et al., 2021a; Tsinalis et al., 2016)'de herhangi bir zaman-frekans dönüşüm yöntemi kullanılmadan tek kanallı ham EEG (Fpz-Cz) verileri ESA (Tsinalis et al., 2016) ve karmaşık hibrit derin ağlar (Fu et al., 2021a) ile sınıflandırılmış ancak bu sistemler önerilen yöntemlere kıyasla düşük bir performans göstermiştir. Ayrıca KZFD ve HHD gibi yöntemlerin kullanıldığı (Phan et al., 2018; Wei, Lin, Wang, & Ma, 2017) gibi çalışmalardan önerilen KZFD-ESA ve HHD-ESA'nın en az %5 daha performanslı olduğu görülmektedir. Yani yapılan bu çalışmada elde edilen sonuçlar incelendiğinde, güncel daha önce yapılmış birçok çalışmadan daha iyi performans elde edildiği söylenebilir.

Yapılan bu çalışmada elde edilen sonuçlar, giriş verilerinin en doğru temsili için kullanılan dönüşüm yöntemlerinin, zaman, frekans veya non-linear özelliklerin elde edildiği manuel yani el-yapımı özellik çıkarımına dayalı geleneksel yöntemlerden çok daha iyi olduğunu göstermiştir. Fakat potansiyel olarak durağan olmayan bir sinyalin spektral bileşenlerinin zamansal lokalizasyonunu gösterme yeteneğine sahip olan CWD, WWD gibi kuadratik zaman-frekans gösterimlerinde denenmiş ancak yüksek miktarda RAM ve hafıza probleminden dolayı, bu sistemde kullanılan ham EEG verilerinin ADD kullanılarak boyutu azaltılmak zorunda kalmıştır. İleride yapılacak olan çalışmalarda bu problem çözülebilirse yine herhangi bir ön işleme yapılmadan WWD-ESA ve CWD-ESA sistem performansları artırılabilir. Ayrıca bu çalışmada kullanılan yöntemlere ilave ek yöntemler denenerek sistem performansları karşılaştırılabilir.

Uyku kalitesi kişiden kişiye büyük farklılıklar gösterir, bu da uykunun her evresinden eşit sayıda dengeli veri elde etmeyi imkânsız hale getirir. İkinci yapılan çalışma temel olarak dengesiz verisetlerinde sınıflandırma problemini SSA'ların yardımıyla çözmeyi amaçlamaktadır.

Ağ tasarımı sırasında, benzerlik skorunu hesaplayabilmek için Öklid, Manhattan, Jaccard, Kosinüs, Canberra, Bray-Curtis ve Kullback-Leibler Diverjans olmak üzere yedi farklı mesafe ölçüm yöntemi seçilmiştir. Bu sayede, derin öğrenme ve SSA'lara dayalı otomatik uyku evrelemesi için yeni bir rekabetçi yöntem türetilmiştir. Bildiğimiz kadarıyla, otomatik uyku evreleme alanında ilk kez böyle bir yöntem geliştirilmiş ve önerilen SSA, geleneksel sınıflandırma yöntemleriyle karşılaştırıldığında %84,94 doğruluk, %84,25 özgüllük ve %85,65 duyarlılıkla birçok geleneksel yöntemi geride bıraktığı tespit edilmiştir. Otomatik uyku evrelemesi için bu yenilikçi yaklaşım, gelecekteki çalışmalar için oldukça umut vericidir. Ayrıca, önerilen yöntemin derin öğrenme tabanlı otomatik uyku evreleme sistemleri için uygun olduğu ve otomatik uyku evrelemesi için rekabetçi yeni bir yaklaşım sağladığı kanıtlanmıştır. Bu arada, SSA'nın yüksek RAM gereksinimlerini çözmek için hold-out yöntemi tercih edilmiştir. Bellek sorunu gelecekte çözülebilirse, sonuçlar KÇD yöntemiyle değerlendirilebilir. Ek olarak, daha fazla yaklaşım keşfedilebilir ve sistem performansı burada önerilen sistemle karşılaştırılabilir.

Son yapılan çalışmada ise ESA, UKSB, OK ve AKD'yi birleştiren CoSleepNet adlı bir uyku evreleme yöntemi önerilmiştir.

Uyku sinyallerinden gelen veriler, uykunun doğası gereği eşit olarak dağılmamaktadır. Örneğin, N1 evresi tüm uykunun yaklaşık %5'ini oluşturur. Ayrıca

NEUHSL veri setinde olduğu gibi OUAS benzeri uyku bozukluğu olan kişilerde bu dağılım daha düzensiz hale gelebilir. Bu nedenle bu çalışmada sağlıklı ve sağlıksız kişilerden oluşan birden fazla veri seti kullanılmış ve önerilen yöntem farklı dağılımlara sahip veriler üzerinde değerlendirilmiştir.

Çizelge 4.19, 4.20, 4.21, 4.22 ve 4.24 incelendiğinde SleepEdf-20 veri seti kullanılarak elde edilen sonuçların diğer verisetleri kullanılarak elde edilen sonuçlara göre çok daha iyi olduğu görülmektedir. Bunun en önemli nedenlerinden biri diğer verisetlerindeki yaş aralığının SleepEdf-20 veri setindeki yaş aralığına göre nispeten yüksek olması olabilir. Çünkü literatürdeki çalışmalara (Phan et al., 2019; Phan et al., 2021; H. Sun et al., 2017) bakıldığında veri setinde yaş aralığının artması ile performansta ciddi düşüşler olduğu görülmektedir. Diğer bir neden ise verisetlerindeki verilerin daha düzensiz bir dağılım göstermesi olabilir. Örneğin veri dağılımlarına bakıldığında SleepEdf-20 veri setindeki deneklerin derin uykuya daldıkları, NEUHSL veri setindeki deneklerin ise OUAS geçirdikleri için derin uykuya dalmakta zorlandıkları görülmektedir. Bu nedenle NEUHSL veri setinde REM uyku evrelerinin tüm evrelere oranı sadece %0,77'dir. Her ne kadar bu durum ağın performansını ciddi bir şekilde etkilemiş gibi görünsede önerilen ağın performansını yüksek veri dengesizliği problemlerinde görebilmek için bu veri setini kullanmak oldukça önemlidir.

Çizelge 4.23'te verilen performans bilgileri incelendiğinde, önerilen modelin performansının EEG-EOG sinyalleri birlikte kullanıldığında diğer çalışmalara göre çok daha iyi olduğu görülmektedir. Ancak tek bir EEG sinyali kullanıldığında durum böyle olmasa da diğer çalışmalara göre hala rekabetçi görünmektedir. Literatürdeki çalışmaların çoğunda benzeri durum gözlenmesine rağmen bazılarında gözlenmemiştir. Aslında bunun sebebi önerilen modelin yapısından kaynaklanmaktadır. Bu yüzden tasarlanan otomatik uyku evreleme sistemlerinde kullanılan kanal sayısına göre uygun model seçiminin yapılması gerektiği söylenebilir. Ayrıca bu çalışmada önerilen yöntemlerin performansları kullanılan veri setlerinde incelendiğinde CoSleepNet2'nin CoSleepNet1'den biraz daha iyi performans gösterdiği görülmektedir. CoSleepNet2'de kullanılan yöntem biraz daha sıra dışı olsa da eğitim veya test süresine herhangi bir ek maliyet getirmediği gibi uygulaması da zahmetsiz ve pratiktir.

Katman sayısı arttıkça modelin doğruluğunun artmadığı gözlemlenmiş, ek hesaplama maliyetinden dolayı eğitim ve test sürelerinin uzadığı tespit edilmiştir. Ters durumda ise eğitim ve test süreleri kısalmış ancak ciddi performans kayıpları gözlemlenmiştir. Bu nedenle kullanılan tüm katmanlar ve türler bir dizi deneyden sonra

titizlikle seçilmiştir. Son olarak SleepEdf-20 veri seti için ortalama eğitim ve test süreleri hesaplanmış ve literatürdeki çalışmalarla karşılaştırması Şekil 4.9'da gösterilmiştir. Şekil incelendiğinde önerilen modelin (8,5 dakika) diğer modellere göre çok daha hızlı olduğu görülmektedir.

Genel olarak bu çalışmanın avantajlarından bahsetmek gerekirse: Önerilen modelde kullanılan yaklaşım, çift kanallı veri setinde en iyi doğruluk, Kappa ve özgüllük puanlarını elde etmiştir. Tek kanallı veri setinde elde edilen sonuçların ise rekabetçi bir seviyede olduğu görülmektedir. Önerilen modelin genel yapısı itibariyle dengesiz veri kümeleri için faydalı olduğu söylenebilir. Ayrıca eğitim ve test süreleri literatürdeki çoğu çalışmaya göre oldukça iyidir. Öte yandan bu çalışmanın en önemli dezavantajı, önerilen modelin çok fazla RAM ve hafıza gerektiren yapısı nedeniyle yüksek teknolojiye bilgisayarlar ihtiyacı duymasındır. Mevcut çalışma, yukarıda belirtilen dezavantajdan dolayı yalnızca SleepEdf-20, ISRUC3, DRM-SUB ve NEUHSL veri setlerinde kullanılmıştır.

Sonuçlar, yöntemin literatürdeki diğer çalışmalarla karşılaştırıldığında oldukça rekabetçi olduğunu ve dengesiz uyku verilerinde performansı artırabileceğini göstermektedir. Ayrıca kullanılan NEUHSL veri seti sayesinde çalışmanın gerçek hayat uygulamaları ile tutarlılığının araştırılması literatür açısından önemlidir. Tüm bunlara ek olarak bildiğimiz kadarıyla önerilen yöntem, otomatik uyku evrelemesi için ESA ve UKSB metodolojisini Odak Kaybı ve Ayrık Kosinüs Dönüşümü ile birleştiren ilk yöntemdir. Gelecekteki çalışmalarda önerilen yönteminizin etkinliği, birçok çeşitli alanda kıyaslama amaçlı veri kümelerinde doğrulanabilir.

KAYNAKLAR

- Ahmed, N., Natarajan, T., & Rao, K. R. (1974). Discrete cosine transform. *IEEE transactions on Computers*, 100(1), 90-93.
- Alhassani, A. A., & Al-Zahrani, M. S. (2020). Is inadequate sleep a potential risk factor for periodontitis? *Plos one*, 15(6), e0234487.
- Andreotti, F., Phan, H., & De Vos, M. (2018). *Visualising convolutional neural network decisions in automatic sleep scoring*. Paper presented at the CEUR Workshop Proceedings.
- Azar, J., Makhoul, A., Couturier, R., & Demerjian, J. (2021). Deep recurrent neural network-based autoencoder for photoplethysmogram artifacts filtering. *Computers & Electrical Engineering*, 92, 107065.
- Basha, A. J., Balaji, B. S., Poornima, S., Prathilothamai, M., & Venkatachalam, K. (2021). Support vector machine and simple recurrent network based automatic sleep stage classification of fuzzy kernel. *Journal of ambient intelligence and humanized computing*, 12(6), 6189-6197.
- Benington, J. H., & Heller, H. C. (1995). Restoration of brain energy metabolism as the function of sleep. *Progress in neurobiology*, 45(4), 347-360.
- Berry, R. B., Budhiraja, R., Gottlieb, D. J., Gozal, D., Iber, C., Kapur, V. K., . . . Quan, S. F. (2012). Rules for scoring respiratory events in sleep: update of the 2007 AASM manual for the scoring of sleep and associated events: deliberations of the sleep apnea definitions task force of the American Academy of Sleep Medicine. *Journal of clinical sleep medicine*, 8(5), 597-619.
- Birvinskas, D., Jusas, V., Martisius, I., & Damasevicius, R. (2012). *EEG dataset reduction and feature extraction using discrete cosine transform*. Paper presented at the 2012 Sixth UKSim/AMSS European Symposium on Computer Modeling and Simulation.
- Biswal, S., Kulas, J., Sun, H., Goparaju, B., Westover, M. B., Bianchi, M. T., & Sun, J. (2017). SLEEPNET: automated sleep staging system via deep learning. *arXiv preprint arXiv:1707.08262*.
- Boostani, R., Karimzadeh, F., & Nami, M. (2017). A comparative review on sleep stage classification methods in patients and healthy individuals. *Computer methods and programs in biomedicine*, 140, 77-91.
- Boureau, Y.-L., Ponce, J., & LeCun, Y. (2010). *A theoretical analysis of feature pooling in visual recognition*. Paper presented at the Proceedings of the 27th international conference on machine learning (ICML-10).
- Bridle, J. S. (1990). Probabilistic interpretation of feedforward classification network outputs, with relationships to statistical pattern recognition *Neurocomputing* (pp. 227-236): Springer.
- Bromley, J., Guyon, I., LeCun, Y., Säcker, E., & Shah, R. (1993). Signature verification using a " siamese" time delay neural network. *Advances in neural information processing systems*, 6.
- Cai-Ming, Z., & Hao-Nan, C. (2020). *Preprocessing method of structured big data in human resource archives database*. Paper presented at the 2020 IEEE International Conference on Industrial Application of Artificial Intelligence (IAAI).
- Cai, H., Xu, L., Xu, B., Zhang, P., Guo, J., & Zhang, Y. (2018). A service governance mechanism based on process mining for cloud-based applications. *Enterprise Information Systems*, 12(10), 1239-1256.

- Cao, C., Liu, X., Yang, Y., Yu, Y., Wang, J., Wang, Z., . . . Xu, W. (2015). *Look and think twice: Capturing top-down visual attention with feedback convolutional neural networks*. Paper presented at the Proceedings of the IEEE international conference on computer vision.
- Cayamcela, M. E. M., & Lim, W. (2018). *Artificial intelligence in 5G technology: A survey*. Paper presented at the 2018 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC).
- Chambon, S., Galtier, M. N., Arnal, P. J., Wainrib, G., & Gramfort, A. (2018). A deep learning architecture for temporal sleep stage classification using multivariate and multimodal time series. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 26(4), 758-769.
- Chen, H., Hu, N., Cheng, Z., Zhang, L., & Zhang, Y. (2019). A deep convolutional neural network based fusion method of two-direction vibration signal data for health state identification of planetary gearboxes. *Measurement*, 146, 268-278.
- Chen, H., Li, L., & Chen, Y. (2021). Explore success factors that impact artificial intelligence adoption on telecom industry in China. *Journal of Management Analytics*, 8(1), 36-68.
- Chen, L., Chen, P., & Lin, Z. (2020). Artificial intelligence in education: A review. *IEEE Access*, 8, 75264-75278.
- Chen, Y.-H., De Beeck, M. O., Vanderheyden, L., Carrette, E., Mihajlović, V., Vanstreels, K., . . . Van Hoof, C. (2014). Soft, comfortable polymer dry electrodes for high quality ECG and EEG recording. *Sensors*, 14(12), 23758-23780.
- Cho, S.-H., Jang, G., & Kwon, S.-H. (2009). Time-frequency analysis of power-quality disturbances via the Gabor–Wigner transform. *IEEE transactions on power delivery*, 25(1), 494-499.
- Choi, H.-I., & Williams, W. J. (1989). Improved time-frequency representation of multicomponent signals using exponential kernels. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 37(6), 862-871.
- Chriskos, P., Kaitalidou, D. S., Karakasis, G., Frantzidis, C., Gkivogkli, P. T., Bamidis, P., & Kourtidou-Papadeli, C. (2017). *Automatic sleep stage classification applying machine learning algorithms on EEG recordings*. Paper presented at the 2017 IEEE 30th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS).
- Clevert, D.-A., Unterthiner, T., & Hochreiter, S. (2015). Fast and accurate deep network learning by exponential linear units (elus). *arXiv preprint arXiv:1511.07289*.
- Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and psychological measurement*, 20(1), 37-46.
- Da Silva, A. A., de Mello, R. G. B., Schaan, C. W., Fuchs, F. D., Redline, S., & Fuchs, S. C. (2016). Sleep duration and mortality in the elderly: a systematic review with meta-analysis. *BMJ open*, 6(2), e008119.
- Da Xu, L., Lu, Y., & Li, L. (2021). Embedding blockchain technology into IoT for security: A survey. *IEEE Internet of Things Journal*, 8(13), 10452-10473.
- Das, A., Agrawal, H., Zitnick, L., Parikh, D., & Batra, D. (2017). Human attention in visual question answering: Do humans and deep networks look at the same regions? *Computer Vision and Image Understanding*, 163, 90-100.
- De Baets, L., Develder, C., Dhaene, T., & Deschrijver, D. (2019). Detection of unidentified appliances in non-intrusive load monitoring using siamese neural networks. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 104, 645-653.

- Devuyst, S., Dutoit, T., & Kerkhofs, M. (2005). The DREAMS databases and assessment algorithm. *Zenodo, Genève*.
- Ding, R.-X., Palomares, I., Wang, X., Yang, G.-R., Liu, B., Dong, Y., . . . Herrera, F. (2020). Large-Scale decision-making: Characterization, taxonomy, challenges and future directions from an Artificial Intelligence and applications perspective. *Information Fusion, 59*, 84-102.
- Dong, C., Loy, C. C., He, K., & Tang, X. (2015). Image super-resolution using deep convolutional networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 38*(2), 295-307.
- Dong, H., Supratak, A., Pan, W., Wu, C., Matthews, P. M., & Guo, Y. (2017). Mixed neural network approach for temporal sleep stage classification. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 26*(2), 324-333.
- Došilović, F. K., Brčić, M., & Hlupić, N. (2018). *Explainable artificial intelligence: A survey*. Paper presented at the 2018 41st International convention on information and communication technology, electronics and microelectronics (MIPRO).
- Du-Yan, G., Jia-Xing, W., Yan, W., & Xuan-Yu, L. (2022). Convolutional neural network is a good technique for sleep staging based on HRV: A comparative analysis. *Neuroscience Letters, 779*, 136550.
- Duan, L., & Da Xu, L. (2012). Business intelligence for enterprise systems: A survey. *IEEE Transactions on Industrial Informatics, 8*(3), 679-687.
- Duan, L., Xu, L., Liu, Y., & Lee, J. (2009). Cluster-based outlier detection. *Annals of Operations Research, 168*(1), 151-168.
- Duan, N., Liu, L.-Z., Yu, X.-J., Li, Q., & Yeh, S.-C. (2019). Classification of multichannel surface-electromyography signals based on convolutional neural networks. *Journal of Industrial Information Integration, 15*, 201-206.
- Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data—evolution, challenges and research agenda. *International journal of information management, 48*, 63-71.
- Eaton, D. K., McKnight-Eily, L. R., Lowry, R., Perry, G. S., Presley-Cantrell, L., & Croft, J. B. (2010). Prevalence of insufficient, borderline, and optimal hours of sleep among high school students—United States, 2007. *Journal of Adolescent Health, 46*(4), 399-401.
- Efe, E., & Özsen, S. (2021). A New Approach for Automatic Sleep Staging: Siamese Neural Networks. *Traitement du Signal*.
- Efe, E., & Özşen, S. (2022). EYE: A New Method for Detection of Electrode Disconnection in Sleep Signals. *The European Journal of Research and Development, 2*(2), 13-22.
- Eldele, E., Chen, Z., Liu, C., Wu, M., Kwoh, C.-K., Li, X., & Guan, C. (2021). An attention-based deep learning approach for sleep stage classification with single-channel eeg. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 29*, 809-818.
- Erokhin, S. (2019). A review of scientific research on artificial intelligence. *2019 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications, 1-4*.
- Esteva, A., Robicquet, A., Ramsundar, B., Kuleshov, V., DePristo, M., Chou, K., . . . Dean, J. (2019). A guide to deep learning in healthcare. *Nature medicine, 25*(1), 24-29.
- Fang, Y., Xia, Y., Chen, P., Zhang, J., & Zhang, Y. (2023). A dual-stream deep neural network integrated with adaptive boosting for sleep staging. *Biomedical Signal Processing and Control, 79*, 104150.

- Farivar, F., Haghghi, M. S., Jolfaei, A., & Alazab, M. (2019). Artificial intelligence for detection, estimation, and compensation of malicious attacks in nonlinear cyber-physical systems and industrial IoT. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, *16*(4), 2716-2725.
- Fei-Fei, L., Fergus, R., & Perona, P. One-Shot learning of object categories. *IEEE Trans. Pattern Recognition and Machine Intelligence*.
- Feng, S., Li, L. X., & Cen, L. (2001). An object-oriented intelligent design tool to aid the design of manufacturing systems. *Knowledge-based systems*, *14*(5-6), 225-232.
- Fernández-Varela, I., Hernández-Pereira, E., Alvarez-Estevéz, D., & Moret-Bonillo, V. (2019). A convolutional network for sleep stages classification. *arXiv preprint arXiv:1902.05748*.
- Finogeev, A., Finogeev, A., Fionova, L., Lyapin, A., & Lychagin, K. A. (2019). Intelligent monitoring system for smart road environment. *Journal of Industrial Information Integration*, *15*, 15-20.
- Fleiss, J. L. (1971). Measuring nominal scale agreement among many raters. *Psychological bulletin*, *76*(5), 378.
- Fraiwan, L., Lweesy, K., Khasawneh, N., Wenz, H., & Dickhaus, H. (2012). Automated sleep stage identification system based on time–frequency analysis of a single EEG channel and random forest classifier. *Computer methods and programs in biomedicine*, *108*(1), 10-19.
- Fu, M., Wang, Y., Chen, Z., Li, J., Xu, F., Liu, X., & Hou, F. (2021a). Deep Learning in Automatic Sleep Staging With a Single Channel Electroencephalography. *Frontiers in Physiology*, *12*(179). doi:10.3389/fphys.2021.628502
- Fu, M., Wang, Y., Chen, Z., Li, J., Xu, F., Liu, X., & Hou, F. (2021b). Deep learning in automatic sleep staging with a single channel electroencephalography. *Frontiers in Physiology*, *12*, 628502.
- Ghahramani, Z. (2015). Probabilistic machine learning and artificial intelligence. *Nature*, *521*(7553), 452-459.
- Gharbali, A. A., Najdi, S., & Fonseca, J. M. (2018). Investigating the contribution of distance-based features to automatic sleep stage classification. *Computers in biology and medicine*, *96*, 8-23.
- Ghimatgar, H., Kazemi, K., Helfroush, M. S., & Aarabi, A. (2019). An automatic single-channel EEG-based sleep stage scoring method based on hidden Markov Model. *Journal of neuroscience methods*, *324*, 108320.
- Goksu, Ö., SULTANOV, R., Yunus, Ö., & GÜNEŞ, Z. Y. (2020). A Convolutional Neural Network Based on Raw Single Channel EEG for Automatic Sleep Staging. *Sakarya University Journal of Computer and Information Sciences*, *3*(2), 149-158.
- Goldberger, A. L., Amaral, L. A., Glass, L., Hausdorff, J. M., Ivanov, P. C., Mark, R. G., . . . Stanley, H. E. (2000). PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals. *circulation*, *101*(23), e215-e220.
- Gong, Y., Wang, L., Guo, R., & Lazebnik, S. (2014). *Multi-scale orderless pooling of deep convolutional activation features*. Paper presented at the European conference on computer vision.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*: MIT press.
- Goodfellow, I., Warde-Farley, D., Mirza, M., Courville, A., & Bengio, Y. (2013). *Maxout networks*. Paper presented at the International conference on machine learning.
- Gu, J., Wang, Z., Kuen, J., Ma, L., Shahroudy, A., Shuai, B., . . . Cai, J. (2018). Recent advances in convolutional neural networks. *Pattern recognition*, *77*, 354-377.

- Guo, C., Lu, F., Liu, S., & Xu, W. (2015). *Sleep EEG staging based on Hilbert-Huang transform and sample Entropy*. Paper presented at the 2015 International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN).
- Gülhan, G., Balçık, İ., Kantar, T., & Erdamar, A. (2018). *Development of decision support system for automatic sleep stage scoring*. Paper presented at the 2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU).
- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. *California Management Review*, 61(4), 5-14.
- Hamet, P., & Tremblay, J. (2017). Artificial intelligence in medicine. *Metabolism*, 69, S36-S40.
- Hassan, A. R., Bashar, S. K., & Bhuiyan, M. I. H. (2015a). *Automatic classification of sleep stages from single-channel electroencephalogram*. Paper presented at the 2015 annual IEEE India conference (INDICON).
- Hassan, A. R., Bashar, S. K., & Bhuiyan, M. I. H. (2015b). *On the classification of sleep states by means of statistical and spectral features from single channel electroencephalogram*. Paper presented at the 2015 International conference on advances in computing, communications and informatics (ICACCI).
- Hassan, A. R., & Bhuiyan, M. I. H. (2015). *Automatic sleep stage classification*. Paper presented at the 2015 2nd International Conference on Electrical Information and Communication Technologies (EICT).
- Hassan, A. R., & Bhuiyan, M. I. H. (2016a). Automatic sleep scoring using statistical features in the EMD domain and ensemble methods. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 36(1), 248-255.
- Hassan, A. R., & Bhuiyan, M. I. H. (2016b). Computer-aided sleep staging using complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and bootstrap aggregating. *Biomedical Signal Processing and Control*, 24, 1-10.
- Hassan, A. R., & Bhuiyan, M. I. H. (2016c). A decision support system for automatic sleep staging from EEG signals using tunable Q-factor wavelet transform and spectral features. *Journal of neuroscience methods*, 271, 107-118.
- Hassan, A. R., & Bhuiyan, M. I. H. (2017a). Automated identification of sleep states from EEG signals by means of ensemble empirical mode decomposition and random under sampling boosting. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 140, 201-210.
- Hassan, A. R., & Bhuiyan, M. I. H. (2017b). An automated method for sleep staging from EEG signals using normal inverse Gaussian parameters and adaptive boosting. *Neurocomputing*, 219, 76-87.
- Haut, J. M., Paoletti, M. E., Plaza, J., Plaza, A., & Li, J. (2019). Hyperspectral image classification using random occlusion data augmentation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(11), 1751-1755.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2015a). *Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on imagenet classification*. Paper presented at the Proceedings of the IEEE international conference on computer vision.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2015b). Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 37(9), 1904-1916.
- He, Z., Du, L., Wang, P., Xia, P., Liu, Z., Song, Y., . . . Fang, Z. (2022). Single-channel EEG sleep staging based on data augmentation and cross-subject discrepancy alleviation. *Computers in biology and medicine*, 149, 106044.

- Hendriks, J., & Dumond, P. (2021). Exploring the Relationship between Preprocessing and Hyperparameter Tuning for Vibration-Based Machine Fault Diagnosis Using CNNs. *Vibration*, 4(2), 284-309.
- 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*.
- Hlawatsch, F., & Boudreaux-Bartels, G. F. (1992). Linear and quadratic time-frequency signal representations. *IEEE signal processing magazine*, 9(2), 21-67.
- Hobson, J. A. (2003). *Dreaming: An introduction to the science of sleep*: Oxford University Press, USA.
- Hochreiter, S. (1998). The vanishing gradient problem during learning recurrent neural nets and problem solutions. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 6(02), 107-116.
- Hu, S., Liang, Y.-C., Xiong, Z., & Niyato, D. (2021). Blockchain and artificial intelligence for dynamic resource sharing in 6G and beyond. *IEEE Wireless Communications*, 28(4), 145-151.
- Huang, B., Huan, Y., Xu, L. D., Zheng, L., & Zou, Z. (2019). Automated trading systems statistical and machine learning methods and hardware implementation: a survey. *Enterprise Information Systems*, 13(1), 132-144.
- Huang, C., Cai, H., Xu, L., Xu, B., Gu, Y., & Jiang, L. (2019). Data-driven ontology generation and evolution towards intelligent service in manufacturing systems. *Future Generation Computer Systems*, 101, 197-207.
- Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Shih, H. H., Zheng, Q., . . . Liu, H. H. (1998). The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: mathematical, physical and engineering sciences*, 454(1971), 903-995.
- Huang, W., Guo, B., Shen, Y., Tang, X., Zhang, T., Li, D., & Jiang, Z. (2020). Sleep staging algorithm based on multichannel data adding and multifeature screening. *Computer methods and programs in biomedicine*, 187, 105253.
- Iikura, R., Okada, M., & Mori, N. (2020). *Improving bert with focal loss for paragraph segmentation of novels*. Paper presented at the International Symposium on Distributed Computing and Artificial Intelligence.
- Ioffe, S., & Szegedy, C. (2015). *Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift*. Paper presented at the International conference on machine learning.
- Irwin, M. R. (2015). Why sleep is important for health: a psychoneuroimmunology perspective. *Annual review of psychology*, 66, 143.
- Jayathilake, A., Perera, A., & Chamikara, M. (2013). Discrete Walsh-Hadamard transform in signal processing. *IJRIT Int. J. Res. Inf. Technol*, 1, 80-89.
- Jindal, S., Gupta, G., Yadav, M., Sharma, M., & Vig, L. (2017). *Siamese networks for chromosome classification*. Paper presented at the Proceedings of the IEEE international conference on computer vision workshops.
- Kalchbrenner, N., Espeholt, L., Simonyan, K., Oord, A. v. d., Graves, A., & Kavukcuoglu, K. (2016). Neural machine translation in linear time. *arXiv preprint arXiv:1610.10099*.
- Karacaođlan, E., & Tokmakçı, M. (2017). *The design of silver active dry with pin electrodes for EEG measurements*. Paper presented at the 2017 Medical Technologies National Congress (TIPTEKNO).

- Khalaf, B. A., Mostafa, S. A., Mustapha, A., Mohammed, M. A., & Abdulllah, W. M. (2019). Comprehensive review of artificial intelligence and statistical approaches in distributed denial of service attack and defense methods. *IEEE Access*, 7, 51691-51713.
- Khalighi, S., Sousa, T., Oliveira, D., Pires, G., & Nunes, U. (2011). *Efficient feature selection for sleep staging based on maximal overlap discrete wavelet transform and SVM*. Paper presented at the 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.
- Khalighi, S., Sousa, T., Santos, J. M., & Nunes, U. (2016). ISRUC-Sleep: A comprehensive public dataset for sleep researchers. *Computer methods and programs in biomedicine*, 124, 180-192.
- Kıymık, M. K., Güler, İ., Dizibüyük, A., & Akın, M. (2005). Comparison of STFT and wavelet transform methods in determining epileptic seizure activity in EEG signals for real-time application. *Computers in biology and medicine*, 35(7), 603-616.
- Kizhner, S., Flatley, T. P., Huang, N. E., Blank, K., & Conwell, E. (2004). *On the Hilbert-Huang transform data processing system development*. Paper presented at the 2004 IEEE Aerospace Conference Proceedings (IEEE Cat. No. 04TH8720).
- Kökerer, S. T., Çelik, E. Ö., Kantar, T., & Erdamar, A. (2018). *Automatic detection of sleep spindles with quadratic discriminant analysis*. Paper presented at the 2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU).
- Köktürk, O. (2013). Uyku kayıtlarının skorlanması. *Türk Solunum Araştırma Derneği, Solunum*, 15, 14-29.
- Krakovská, A., & Mezeiová, K. (2011). Automatic sleep scoring: A search for an optimal combination of measures. *Artificial intelligence in medicine*, 53(1), 25-33.
- Kullaya Swamy, A., & Sarojamma, B. (2020). Bank transaction data modeling by optimized hybrid machine learning merged with ARIMA. *Journal of Management Analytics*, 7(4), 624-648.
- Kumar, V., Chhabra, J. K., & Kumar, D. (2014). Performance evaluation of distance metrics in the clustering algorithms. *INFOCOMP Journal of Computer Science*, 13(1), 38-52.
- Kumthekar, A., & Reddy, G. R. (2021). An integrated deep learning framework of U-Net and inception module for cloud detection of remote sensing images. *Arabian Journal of Geosciences*, 14(18), 1-13.
- Labate, D., La Foresta, F., Occhiuto, G., Morabito, F. C., Lay-Ekuakille, A., & Vergallo, P. (2013). Empirical mode decomposition vs. wavelet decomposition for the extraction of respiratory signal from single-channel ECG: A comparison. *IEEE Sensors Journal*, 13(7), 2666-2674.
- Lajnef, T., Chaibi, S., Ruby, P., Aguera, P.-E., Eichenlaub, J.-B., Samet, M., . . . Jerbi, K. (2015). Learning machines and sleeping brains: automatic sleep stage classification using decision-tree multi-class support vector machines. *Journal of neuroscience methods*, 250, 94-105.
- Lazorenko, O. (2009). The use of atomic functions in the Choi-Williams analysis of ultrawideband signals. *Radioelectronics and Communications Systems*, 52(8), 397-404.
- LeCun, Y. A., Bottou, L., Orr, G. B., & Müller, K.-R. (2012). *Efficient backprop Neural networks: Tricks of the trade* (pp. 9-48): Springer.
- Li, D., & Du, Y. (2017). *Artificial intelligence with uncertainty*: CRC press.
- Li, H.-X., Li, L.-X., & Wang, J.-Y. (2003). Interpolation representation of feedforward neural networks. *Mathematical and computer modelling*, 37(7-8), 829-847.

- Li, H. X., & Xu, L. D. (2001). Feature space theory—a mathematical foundation for data mining. *Knowledge-based systems*, 14(5-6), 253-257.
- Li, M., Zhao, W., & Jia, W. (1999). The Profile of Kernels in Time Frequency Distributions. *Journal of Ship Mechanics*, 3(6), 49.
- Li, T., Zhang, B., Lv, H., Hu, S., Xu, Z., & Tuerhong, Y. (2022). CAttSleepNet: Automatic End-to-End Sleep Staging Using Attention-Based Deep Neural Networks on Single-Channel EEG. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(9), 5199.
- Li, Y., Yingle, F., Gu, L., & Qinye, T. (2009). *Sleep stage classification based on EEG Hilbert-Huang transform*. Paper presented at the 2009 4th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications.
- Liao, Y., Zhang, M., Wang, Z., & Xie, X. (2020). *Tri-featurenet: An adversarial learning-based invariant feature extraction for sleep staging using single-channel EEG*. Paper presented at the 2020 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS).
- Lin, M., Chen, Q., & Yan, S. (2013). Network in network. *arXiv preprint arXiv:1312.4400*.
- Lin, T.-Y., Goyal, P., Girshick, R., He, K., & Dollár, P. (2017). *Focal loss for dense object detection*. Paper presented at the Proceedings of the IEEE international conference on computer vision.
- Litjens, G., Kooi, T., Bejnordi, B. E., Setio, A. A. A., Ciompi, F., Ghafoorian, M., . . . Sánchez, C. I. (2017). A survey on deep learning in medical image analysis. *Medical image analysis*, 42, 60-88.
- Liu, D., Chen, X., & Peng, D. (2019). Some cosine similarity measures and distance measures between q-rung orthopair fuzzy sets. *International Journal of Intelligent Systems*, 34(7), 1572-1587.
- Liu, J., Kong, X., Xia, F., Bai, X., Wang, L., Qing, Q., & Lee, I. (2018). Artificial intelligence in the 21st century. *IEEE Access*, 6, 34403-34421.
- Liu, L., Ouyang, W., Wang, X., Fieguth, P., Chen, J., Liu, X., & Pietikäinen, M. (2020). Deep learning for generic object detection: A survey. *International journal of computer vision*, 128(2), 261-318.
- Liu, Y., Yan, L., Zeng, B., & Wang, W. (2010). *Automatic sleep stage scoring using Hilbert-Huang transform with BP neural network*. Paper presented at the 2010 4th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering.
- Liu, Z., Luo, P., Wang, X., & Tang, X. (2015). *Deep learning face attributes in the wild*. Paper presented at the Proceedings of the IEEE international conference on computer vision.
- Long, J., Shelhamer, E., & Darrell, T. (2015). *Fully convolutional networks for semantic segmentation*. Paper presented at the Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition.
- Lu, F., Yamamoto, K., Nomura, L. H., Mizuno, S., Lee, Y., & Thawonmas, R. (2013). *Fighting game artificial intelligence competition platform*. Paper presented at the 2013 IEEE 2nd Global Conference on Consumer Electronics (GCCE).
- Lu, L., Xu, L., Xu, B., Li, G., & Cai, H. (2018). Fog computing approach for music cognition system based on machine learning algorithm. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 5(4), 1142-1151.
- Maas, A. L., Hannun, A. Y., & Ng, A. Y. (2013). *Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models*. Paper presented at the Proc. icml.

- Madjarov, G., Kocev, D., Gjorgjevikj, D., & Džeroski, S. (2012). An extensive experimental comparison of methods for multi-label learning. *Pattern recognition*, 45(9), 3084-3104.
- Mallat, S. G. (1989). A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7), 674-693.
- Melek, M. (2021). *Automatic Sleep Scoring System Based On Autoregressive Model*. Paper presented at the 2021 Medical Technologies Congress (TIPTEKNO).
- Michielli, N., Acharya, U. R., & Molinari, F. (2019). Cascaded LSTM recurrent neural network for automated sleep stage classification using single-channel EEG signals. *Computers in biology and medicine*, 106, 71-81.
- Mikkelsen, K., & De Vos, M. (2018). Personalizing deep learning models for automatic sleep staging. *arXiv preprint arXiv:1801.02645*.
- Miotto, R., Wang, F., Wang, S., Jiang, X., & Dudley, J. T. (2018). Deep learning for healthcare: review, opportunities and challenges. *Briefings in bioinformatics*, 19(6), 1236-1246.
- Misra, N., Dixit, Y., Al-Mallahi, A., Bhullar, M. S., Upadhyay, R., & Martynenko, A. (2020). IoT, big data and artificial intelligence in agriculture and food industry. *IEEE Internet of Things Journal*.
- Mousavi, S., Afghah, F., & Acharya, U. R. (2019). SleepEEGNet: Automated sleep stage scoring with sequence to sequence deep learning approach. *PloS one*, 14(5), e0216456.
- Mousavi, Z., Rezaii, T. Y., Sheykhivand, S., Farzamnia, A., & Razavi, S. (2019). Deep convolutional neural network for classification of sleep stages from single-channel EEG signals. *Journal of neuroscience methods*, 324, 108312.
- Nair, V., & Hinton, G. E. (2010). *Rectified linear units improve restricted boltzmann machines*. Paper presented at the Icml.
- Nasiri, S., & Clifford, G. D. (2020). *Attentive adversarial network for large-scale sleep staging*. Paper presented at the Machine Learning for Healthcare Conference.
- Noh, H., Hong, S., & Han, B. (2015). *Learning deconvolution network for semantic segmentation*. Paper presented at the Proceedings of the IEEE international conference on computer vision.
- Nunavath, V., & Goodwin, M. (2018). *The role of artificial intelligence in social media big data analytics for disaster management-initial results of a systematic literature review*. Paper presented at the 2018 5th International Conference on information and communication technologies for disaster management (ICT-DM).
- Oord, A. v. d., Dieleman, S., Zen, H., Simonyan, K., Vinyals, O., Graves, A., . . . Kavukcuoglu, K. (2016). Wavenet: A generative model for raw audio. *arXiv preprint arXiv:1609.03499*.
- Özşen, S., Yücelbaş, C., Yücelbaş, Ş., Tezel, G., Yosunkaya, Ş., & Küçüktürk, S. (2016). *Elimination of EMG artifacts from EEG signal in sleep staging*. Paper presented at the 2016 24th Signal Processing and Communication Application Conference (SIU).
- Park, H.-J., Oh, J.-S., Jeong, D.-U., & Park, K.-S. (2000). Automated sleep stage scoring using hybrid rule-and case-based reasoning. *Computers and Biomedical Research*, 33(5), 330-349.
- Peng, Z., Peter, W. T., & Chu, F. (2005). An improved Hilbert–Huang transform and its application in vibration signal analysis. *Journal of sound and vibration*, 286(1-2), 187-205.

- Perslev, M., Jensen, M., Darkner, S., Jennum, P. J., & Igel, C. (2019). U-time: A fully convolutional network for time series segmentation applied to sleep staging. *Advances in neural information processing systems*, 32.
- Phan, H., Andreotti, F., Cooray, N., Chén, O. Y., & De Vos, M. (2018). Joint classification and prediction CNN framework for automatic sleep stage classification. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 66(5), 1285-1296.
- Phan, H., Andreotti, F., Cooray, N., Chén, O. Y., & De Vos, M. (2019). SeqSleepNet: end-to-end hierarchical recurrent neural network for sequence-to-sequence automatic sleep staging. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 27(3), 400-410.
- Phan, H., Chén, O. Y., Tran, M. C., Koch, P., Mertins, A., & De Vos, M. (2021). XSleepNet: Multi-view sequential model for automatic sleep staging. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.
- Pouyanfar, S., Sadiq, S., Yan, Y., Tian, H., Tao, Y., Reyes, M. P., . . . Iyengar, S. S. (2018). A survey on deep learning: Algorithms, techniques, and applications. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 51(5), 1-36.
- Qela, B., & Mouftah, H. T. (2012). Observe, learn, and adapt (OLA)—An algorithm for energy management in smart homes using wireless sensors and artificial intelligence. *IEEE transactions on smart grid*, 3(4), 2262-2272.
- Qian, S., & Chen, D. (1993). Discrete gabor transform. *IEEE transactions on signal processing*, 41(7), 2429-2438.
- Qu, N., Li, Z., Zuo, J., & Chen, J. (2020). Fault detection on insulated overhead conductors based on DWT-LSTM and partial discharge. *IEEE Access*, 8, 87060-87070.
- Qu, W., Wang, Z., Hong, H., Chi, Z., Feng, D. D., Grunstein, R., & Gordon, C. (2020). A residual based attention model for eeg based sleep staging. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 24(10), 2833-2843.
- Radha, M., Garcia-Molina, G., Poel, M., & Tononi, G. (2014). *Comparison of feature and classifier algorithms for online automatic sleep staging based on a single EEG signal*. Paper presented at the 2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.
- Rahman, M. M., Bhuiyan, M. I. H., & Hassan, A. R. (2018). Sleep stage classification using single-channel EOG. *Computers in Biology and Medicine*, 102, 211-220.
- Rajkomar, A., Oren, E., Chen, K., Dai, A. M., Hajaj, N., Hardt, M., . . . Sun, M. (2018). Scalable and accurate deep learning with electronic health records. *NPJ digital medicine*, 1(1), 1-10.
- Ramkumar, S., SatheshKumar, K., & Emayavaramban, G. (2016). EOG signal classification using neural network for human computer interaction. *International Journal of Computer Theory and Applications*, 9(24), 223-231.
- Rao, K. R., & Yip, P. (2014). *Discrete cosine transform: algorithms, advantages, applications*: Academic press.
- Ravi, D., Wong, C., Deligianni, F., Berthelot, M., Andreu-Perez, J., Lo, B., & Yang, G.-Z. (2016). Deep learning for health informatics. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 21(1), 4-21.
- Reardon, S. (2016). Worldwide brain-mapping project sparks excitement-and concern. *Nature*, 537(7622).
- Redline, S., Kirchner, H. L., Quan, S. F., Gottlieb, D. J., Kapur, V., & Newman, A. (2004). The effects of age, sex, ethnicity, and sleep-disordered breathing on sleep architecture. *Archives of internal medicine*, 164(4), 406-418.

- Redmond, S. J., & Heneghan, C. (2006). Cardiorespiratory-based sleep staging in subjects with obstructive sleep apnea. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53(3), 485-496.
- Reichstein, M., Camps-Valls, G., Stevens, B., Jung, M., Denzler, J., & Carvalhais, N. (2019). Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science. *Nature*, 566(7743), 195-204.
- Rilling, G., Flandrin, P., & Goncalves, P. (2003). *On empirical mode decomposition and its algorithms*. Paper presented at the IEEE-EURASIP workshop on nonlinear signal and image processing.
- Rippel, O., Snoek, J., & Adams, R. P. (2015). Spectral representations for convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 28.
- Roffwarg, H. P., Muzio, J. N., & Dement, W. C. (1966). Ontogenetic Development of the Human Sleep-Dream Cycle: The prime role of "dreaming sleep" in early life may be in the development of the central nervous system. *Science*, 152(3722), 604-619.
- Romdhane, T. F., & Pr, M. A. (2020). Electrocardiogram heartbeat classification based on a deep convolutional neural network and focal loss. *Computers in biology and medicine*, 123, 103866.
- Rosenberg, R. S., & Van Hout, S. (2013). The American Academy of Sleep Medicine inter-scoring reliability program: sleep stage scoring. *Journal of clinical sleep medicine*, 9(1), 81-87.
- Rouhani, S., & Lecic, D. M. (2018). Business intelligence impacts on design of enterprise systems *Encyclopedia of Information Science and Technology, Fourth Edition* (pp. 2932-2942): IGI Global.
- Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., . . . Bernstein, M. (2015). Imagenet large scale visual recognition challenge. *International journal of computer vision*, 115(3), 211-252.
- Salomon, D. (2004). *Data compression: the complete reference*: Springer Science & Business Media.
- Saraiva, A. A., Castro, F. M. d. J., Nascimento, R. C., de Melo, R. T., Moura Sousa, J. V., Valente, A., & Fonseca Ferreira, N. M. (2020). Electroencephalography applied compression algorithms qualitative analysis. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization*, 8(4), 367-373.
- Satapathy, S. K., & Loganathan, D. (2021). A study of human sleep stage classification based on dual channels of EEG signal using machine learning techniques. *SN Computer Science*, 2(3), 1-16.
- Satapathy, S. K., Pattnaik, S., & Rath, R. (2022). *Automated Sleep Staging Classification System Based On Convolutional Neural Network Using Polysomnography Signals*. Paper presented at the 2022 IEEE Delhi Section Conference (DELCON).
- Savareh, B. A., Bashiri, A., Behmanesh, A., Meftahi, G. H., & Hatf, B. (2018). Performance comparison of machine learning techniques in sleep scoring based on wavelet features and neighboring component analysis. *PeerJ*, 6, e5247.
- Schölkopf, B. (2015). Learning to see and act. *Nature*, 518(7540), 486-487.
- Seo, H., Back, S., Lee, S., Park, D., Kim, T., & Lee, K. (2020). Intra-and inter-epoch temporal context network (IITNet) using sub-epoch features for automatic sleep scoring on raw single-channel EEG. *Biomedical Signal Processing and Control*, 61, 102037.
- Sercu, T., & Goel, V. (2016). Dense prediction on sequences with time-dilated convolutions for speech recognition. *arXiv preprint arXiv:1611.09288*.

- Shahin, M., Ahmed, B., Hamida, S. T.-B., Mulaffer, F. L., Glos, M., & Penzel, T. (2017). Deep learning and insomnia: assisting clinicians with their diagnosis. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 21(6), 1546-1553.
- Sharma, R., Pachori, R. B., & Upadhyay, A. (2017). Automatic sleep stages classification based on iterative filtering of electroencephalogram signals. *Neural Computing and Applications*, 28(10), 2959-2978.
- Shenoi, B. A. (2005). *Introduction to digital signal processing and filter design*: John Wiley & Sons.
- Shone, N., Ngoc, T. N., Phai, V. D., & Shi, Q. (2018). A deep learning approach to network intrusion detection. *IEEE transactions on emerging topics in computational intelligence*, 2(1), 41-50.
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*.
- Sodhro, A. H., Pirbhulal, S., & De Albuquerque, V. H. C. (2019). Artificial intelligence-driven mechanism for edge computing-based industrial applications. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(7), 4235-4243.
- Sokolovsky, M., Guerrero, F., Paisarnrisomsuk, S., Ruiz, C., & Alvarez, S. A. (2019). Deep learning for automated feature discovery and classification of sleep stages. *IEEE/ACM transactions on computational biology and bioinformatics*, 17(6), 1835-1845.
- Sors, A., Bonnet, S., Mirek, S., Vercueil, L., & Payen, J.-F. (2018). A convolutional neural network for sleep stage scoring from raw single-channel EEG. *Biomedical Signal Processing and Control*, 42, 107-114.
- Springenberg, J. T., & Riedmiller, M. (2013). Improving deep neural networks with probabilistic maxout units. *arXiv preprint arXiv:1312.6116*.
- Srivastava, S., Bisht, A., & Narayan, N. (2017). *Safety and security in smart cities using artificial intelligence—A review*. Paper presented at the 2017 7th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering-Confluence.
- Strauss, T., & von Maltitz, M. J. (2017). Generalising Ward's method for use with Manhattan distances. *Plos one*, 12(1), e0168288.
- Su, J., Liu, P., & Bao, Z. (2022). *Research on Sleep Staging Method Based on DeepStageNet*. Paper presented at the 2022 4th International Conference on Natural Language Processing (ICNLP).
- Sun, C., Shrivastava, A., Singh, S., & Gupta, A. (2017). *Revisiting unreasonable effectiveness of data in deep learning era*. Paper presented at the Proceedings of the IEEE international conference on computer vision.
- Sun, H., Jia, J., Goparaju, B., Huang, G.-B., Sourina, O., Bianchi, M. T., & Westover, M. B. (2017). Large-scale automated sleep staging. *Sleep*, 40(10).
- Sun, Y., Wang, B., Jin, J., & Wang, X. (2018). *Deep convolutional network method for automatic sleep stage classification based on neurophysiological signals*. Paper presented at the 2018 11th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI).
- Sun, Y., Wang, X., & Tang, X. (2014). *Deep learning face representation from predicting 10,000 classes*. Paper presented at the Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition.
- Supratak, A., Dong, H., Wu, C., & Guo, Y. (2017). DeepSleepNet: A model for automatic sleep stage scoring based on raw single-channel EEG. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 25(11), 1998-2008.

- Sünderhauf, N., Brock, O., Scheirer, W., Hadsell, R., Fox, D., Leitner, J., . . . Milford, M. (2018). The limits and potentials of deep learning for robotics. *The International journal of robotics research*, 37(4-5), 405-420.
- Tabar, Y. R., Mikkelsen, K. B., Rank, M. L., Hemmsen, M. C., & Kidmose, P. (2021). Investigation of low dimensional feature spaces for automatic sleep staging. *Computer methods and programs in biomedicine*, 205, 106091.
- Taigman, Y., Yang, M., Ranzato, M. A., & Wolf, L. (2014). *Deepface: Closing the gap to human-level performance in face verification*. Paper presented at the Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition.
- Tambe, P., Cappelli, P., & Yakubovich, V. (2019). Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward. *California Management Review*, 61(4), 15-42.
- Tan, W., Xu, Y., Xu, W., Xu, L., Zhao, X., Wang, L., & Fu, L. (2010). A methodology toward manufacturing grid-based virtual enterprise operation platform. *Enterprise Information Systems*, 4(3), 283-309.
- Tang, S., Yuan, S., & Zhu, Y. (2020). Data preprocessing techniques in convolutional neural network based on fault diagnosis towards rotating machinery. *IEEE Access*, 8, 149487-149496.
- Tang, Y. (2013). Deep learning using linear support vector machines. *arXiv preprint arXiv:1306.0239*.
- Taşpınar, G., Engin, M., Engin, E. Z., Ükte, A., & Polat, G. (2010). *Investigation of photic stimulation response with time-frequency based parameters*. Paper presented at the 2010 15th National Biomedical Engineering Meeting.
- Tsinalis, O., Matthews, P. M., Guo, Y., & Zafeiriou, S. (2016). Automatic sleep stage scoring with single-channel EEG using convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:1610.01683*.
- Tuna, S., Bozkurt, M. R., Uçar, M. K., & Bilgin, C. (2016). *Sleep staging using photoplethysmography signal and kNN nearest neighbor algorithm*. Paper presented at the 2016 24th Signal Processing and Communication Application Conference (SIU).
- Tung, K. (2019). AI, the internet of legal things, and lawyers. *Journal of Management Analytics*, 6(4), 390-403.
- UÇAR, M. K., BOZKURT, M. R., & BİLGİN, C. (2020). Elektrokardiyogram Sinyalinin Uyku/Uyanıklık Evreleri için İstatistiksel Olarak İncelenmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 24(2), 502-507.
- Uçar, M. K., Bozkurt, M. R., Polat, K., & Bilgin, C. (2016). *Alternatively new signal for sleep staging processing in patients with Obstructive Sleep Apnea: Photoplethysmography signal*. Paper presented at the 2016 24Th Signal Processing And Communication Application Conference (Siu).
- Um, T. T., Pfister, F. M., Pichler, D., Endo, S., Lang, M., Hirche, S., . . . Kulić, D. (2017). *Data augmentation of wearable sensor data for parkinson's disease monitoring using convolutional neural networks*. Paper presented at the Proceedings of the 19th ACM international conference on multimodal interaction.
- Viriyavisuthisakul, S., Sanguansat, P., Charnkeitkong, P., & Haruechaiyasak, C. (2015). *A comparison of similarity measures for online social media Thai text classification*. Paper presented at the 2015 12th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON).

- Visin, F., Kastner, K., Courville, A., Bengio, Y., Matteucci, M., & Cho, K. (2015). Reseg: A recurrent neural network for object segmentation. *arXiv preprint arXiv:1511.07053*.
- Vitiello, M. V. (1997). Sleep disorders and aging: understanding the causes. *The Journals of Gerontology Series A: Biological Sciences and Medical Sciences*, 52(4), M189-M191.
- Walters, A. S., Lavigne, G., Hening, W., Picchiatti, D. L., Allen, R. P., Chokroverty, S., . . . Schenck, C. H. (2007). The scoring of movements in sleep. *Journal of clinical sleep medicine*, 3(02), 155-167.
- Wang, J., Ma, Y., Zhang, L., Gao, R. X., & Wu, D. (2018). Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications. *Journal of manufacturing systems*, 48, 144-156.
- Wang, T., Wu, D. J., Coates, A., & Ng, A. Y. (2012). *End-to-end text recognition with convolutional neural networks*. Paper presented at the Proceedings of the 21st international conference on pattern recognition (ICPR2012).
- Wang, Y., Loparo, K. A., Kelly, M. R., & Kaplan, R. F. (2015). Evaluation of an automated single-channel sleep staging algorithm. *Nature and science of sleep*, 7, 101.
- Wang, Z., & Oates, T. (2015). *Encoding time series as images for visual inspection and classification using tiled convolutional neural networks*. Paper presented at the Workshops at the twenty-ninth AAAI conference on artificial intelligence.
- Wei, L., Lin, Y., Wang, J., & Ma, Y. (2017). *Time-frequency convolutional neural network for automatic sleep stage classification based on single-channel EEG*. Paper presented at the 2017 IEEE 29th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI).
- Wijnhoven, R. G., & de With, P. (2010). *Fast training of object detection using stochastic gradient descent*. Paper presented at the 2010 20th International conference on pattern recognition.
- Wisana, I., Nugraha, P. C., & Estiwidani, D. (2021). *The Effectiveness Obstructive Sleep Apnea Monitoring Using Telemedicine Smartphone System (TmSS)*. Paper presented at the Journal of Biomimetics, Biomaterials and Biomedical Engineering.
- Wu, H., Han, H., Wang, X., & Sun, S. (2020). Research on artificial intelligence enhancing internet of things security: A survey. *IEEE Access*, 8, 153826-153848.
- Xing Li, H., & Li, L. (1999). Representing diverse mathematical problems using neural networks in hybrid intelligent systems. *Expert Systems*, 16(4), 262-272.
- Xu, B., Wang, N., Chen, T., & Li, M. (2015). Empirical evaluation of rectified activations in convolutional network. *arXiv preprint arXiv:1505.00853*.
- Xu, L. D. (2013). Introduction: Systems science in industrial sectors (Vol. 30, pp. 211-213): Wiley Online Library.
- Yang, B., Li, L. X., Xie, Q., & Xu, J. (2001). Development of a KBS for managing bank loan risk. *Knowledge-based systems*, 14(5-6), 299-302.
- Yang, B., Zhu, X., Liu, Y., & Liu, H. (2021). A single-channel EEG based automatic sleep stage classification method leveraging deep one-dimensional convolutional neural network and hidden Markov model. *Biomedical Signal Processing and Control*, 68, 102581.
- Yang, G., Xie, L., Mäntysalo, M., Zhou, X., Pang, Z., Da Xu, L., . . . Zheng, L.-R. (2014). A health-IoT platform based on the integration of intelligent packaging, unobtrusive bio-sensor, and intelligent medicine box. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 10(4), 2180-2191.

- Yang, H., Wen, J., Wu, X., He, L., & Mumtaz, S. (2019). An efficient edge artificial intelligence multipedestrian tracking method with rank constraint. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(7), 4178-4188.
- Yasin, K., Özşen, S., GÖĞÜŞ, F. Z., Tezel, G., Küçüktürk, S., & Vatansev, H. (2020). Classification of Sleep Stages Using PSG Recording Signals. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 315-321.
- Yigitcanlar, T., Desouza, K. C., Butler, L., & Roozkhosh, F. (2020). Contributions and risks of artificial intelligence (AI) in building smarter cities: Insights from a systematic review of the literature. *Energies*, 13(6), 1473.
- Young, T., Hazarika, D., Poria, S., & Cambria, E. (2018). Recent trends in deep learning based natural language processing. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 13(3), 55-75.
- Yu, D., Wang, H., Chen, P., & Wei, Z. (2014). *Mixed pooling for convolutional neural networks*. Paper presented at the International conference on rough sets and knowledge technology.
- Yu, F., & Koltun, V. (2015). Multi-scale context aggregation by dilated convolutions. *arXiv preprint arXiv:1511.07122*.
- Yücelbaş, C., Yücelbaş, Ş., Özşen, S., Tezel, G., & Yosunkaya, Ş. (2017). *Effect of the Hilbert-Huang transform method on sleep staging*. Paper presented at the 2017 25th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU).
- Zappone, A., Di Renzo, M., & Debbah, M. (2019). Wireless networks design in the era of deep learning: Model-based, AI-based, or both? *IEEE Transactions on Communications*, 67(10), 7331-7376.
- Zeiler, M. D., & Fergus, R. (2013). Stochastic pooling for regularization of deep convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:1301.3557*.
- Zeiler, M. D., & Fergus, R. (2014). *Visualizing and understanding convolutional networks*. Paper presented at the European conference on computer vision.
- Zeiler, M. D., Krishnan, D., Taylor, G. W., & Fergus, R. (2010). *Deconvolutional networks*. Paper presented at the 2010 IEEE Computer Society Conference on computer vision and pattern recognition.
- Zeiler, M. D., Ranzato, M., Monga, R., Mao, M., Yang, K., Le, Q. V., . . . Dean, J. (2013). *On rectified linear units for speech processing*. Paper presented at the 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing.
- Zeiler, M. D., Taylor, G. W., & Fergus, R. (2011). *Adaptive deconvolutional networks for mid and high level feature learning*. Paper presented at the 2011 international conference on computer vision.
- Zeng, L., Li, L., & Duan, L. (2012). Business intelligence in enterprise computing environment. *Information Technology and Management*, 13(4), 297-310.
- Zeng, X., Chen, H., Luo, Y., & Ye, W. (2019). Automated diabetic retinopathy detection based on binocular siamese-like convolutional neural network. *IEEE Access*, 7, 30744-30753.
- Zhang, C. (2019). Research on the fluctuation and factors of China TFP of IT industry. *Journal of Industrial Integration and Management*, 4(04), 1950013.
- Zhang, C., & Chen, Y. (2020). A review of research relevant to the emerging industry trends: Industry 4.0, IoT, blockchain, and business analytics. *Journal of Industrial Integration and Management*, 5(01), 165-180.
- Zhang, C., Liu, W., Ma, H., & Fu, H. (2016). *Siamese neural network based gait recognition for human identification*. Paper presented at the 2016 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing (ICASSP).

- Zhang, C., & Lu, Y. (2021). Study on artificial intelligence: The state of the art and future prospects. *Journal of Industrial Information Integration*, 23, 100224.
- Zhang, H., Wang, J., Xiong, J., Ding, Y., Gan, Z., & Lin, Y. (2022). *Expert Knowledge Inspired Contrastive Learning for Sleep Staging*. Paper presented at the 2022 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN).
- Zhang, J., Bargal, S. A., Lin, Z., Brandt, J., Shen, X., & Sclaroff, S. (2018). Top-down neural attention by excitation backprop. *International journal of computer vision*, 126(10), 1084-1102.
- Zhang, J., & Wu, Y. (2021). Competition convolutional neural network for sleep stage classification. *Biomedical Signal Processing and Control*, 64, 102318.
- Zhang, Q., Yu, H., Barbiero, M., Wang, B., & Gu, M. (2019). Artificial neural networks enabled by nanophotonics. *Light: Science & Applications*, 8(1), 1-14.
- Zhang, W., Xiang, Y., Liu, X., & Zhang, P. (2019). Domain ontology development of knowledge base in cardiovascular personalized health management. *Journal of Management Analytics*, 6(4), 420-455.
- Zhang, Y., Lee, K., & Lee, H. (2016). *Augmenting supervised neural networks with unsupervised objectives for large-scale image classification*. Paper presented at the International conference on machine learning.
- Zhang, Z., Cui, P., & Zhu, W. (2020). Deep learning on graphs: A survey. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*.
- Zhou, B., Khosla, A., Lapedriza, A., Oliva, A., & Torralba, A. (2016). *Learning deep features for discriminative localization*. Paper presented at the Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition.
- Zhou, D., Wang, J., Hu, G., Zhang, J., Li, F., Yan, R., . . . Cong, F. (2022). Singlechannelnet: A model for automatic sleep stage classification with raw single-channel eeg. *Biomedical Signal Processing and Control*, 75, 103592.
- Zhu, Z., Dai, W., Hu, Y., & Li, J. (2020). Speech emotion recognition model based on Bi-GRU and Focal Loss. *Pattern Recognition Letters*, 140, 358-365.
- Zinkevich, M., Weimer, M., Li, L., & Smola, A. (2010). Parallelized stochastic gradient descent. *Advances in neural information processing systems*, 23.
- Zinzuvadiya, M., Dhameliya, V., Vaghela, S., Patki, S., Nanavati, N., & Bhavsar, A. (2020). *Co-detection in images using saliency and siamese networks*. Paper presented at the Proceedings of 3rd International Conference on Computer Vision and Image Processing.
- Zou, Y., Li, J., Chen, X., & Lan, R. (2018). Learning Siamese networks for laser vision seam tracking. *JOSA A*, 35(11), 1805-1813.