



TÜRKİYE CUMHURİYETİ
MARMARA ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**EGZERSİZ ESNASINDA TOPLANAN FOTOPLETİSMOGRAFİ
SİNYALLERİNDEN KALP ATIM HIZI VE VENTİLASYON HIZI
DEĞİŞKENLERİNİN AYRIŞTIRILMASI**

BERKANT AYDEMİR
YÜKSEK LİSANS TEZİ

SPOR BİLİMLERİ FAKÜLTESİ

DANIŞMAN

Doç. Dr. Adil Deniz DURU

2019-İSTANBUL



TÜRKİYE CUMHURİYETİ
MARMARA ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**EGZERSİZ ESNASINDA TOPLANAN FOTOPLETİSMOGRAFİ
SİNYALLERİNDEN KALP ATIM HIZI VE VENTİLASYON HIZI
DEĞİŞKENLERİNİN AYRIŞTIRILMASI**

BERKANT AYDEMİR
YÜKSEK LİSANS TEZİ

SPOR BİLİMLERİ FAKÜLTESİ

DANIŞMAN

Doç. Dr. Üyesi Adil Deniz DURU

TEZ ONAY FORMU

Kurum : Marmara Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü
Program türü : Yüksek Lisans
Anabilim Dalı : Sağlık Bilimleri Enstitüsü Beden Eğitimi ve Spor
Tez Sahibi : Berkant Aydemir
Sınav Tarihi ve Saati : 22.11.2019 , 11:00
Tez Başlığı : Egzersiz Esnasında Toplanan Fotopletizmografi
Sinyallerinden Kalp Atım Hızı ve Ventilasyon Hızı Değişkenlerinin Ayrıştırılması

Bu çalışma, içerik ve kalite bakımından Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

	Unvan, Adı-Soyadı (Kurum Adı)	İmza
Danışman	Doç. Dr. Adil Deniz DURU Marmara Üniversitesi	
Üye	Prof. Dr. H. Birol ÇOTUK Marmara Üniversitesi	
Üye	Prof. Dr. İlhan TOKSÖZ Trakya Üniversitesi	

ONAY

Bu tez, yukarıda isimleri bulunan jüri üyeleri tarafından "Marmara Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Öğretim ve Sınav Yönetmeliği" nin ilgili maddeleri uyarınca kabul edilmiş ve Enstitü Yönetim Kurulu'nun11.12.2019.....tarih ve11.....sayılı kararı ile onaylanmıştır.


Prof. Dr. Feyza ARICIOĞLU
Sağlık Bilimleri Enstitüsü Müdürü

BEYAN

Bu tez çalışmasının kendi çalışmam olduğunu, tezin planlanmasından yazımına kadar bütün safhalarda etik dışı davranışımın olmadığını, bu tezdeki bütün bilgileri akademik ve etik kurallar içinde elde ettiğimi, bu tez çalışmayla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları da kaynaklar listesine aldığımı, yine bu tezin çalışılması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığı beyan ederim.

Berkant Aydemir



TEŐEKKÜR

Bu tezin yazılması aŐamasında, alıŐmamı sahiplenerek titizlikle takip eden danıŐmanım Do. Dr. Üyesi Adil Deniz Duru ve Hasan Birol OTUK'a deđerli katkı ve emekleri için iten teŐekkürlerimi ve saygılarımı sunarım. Bu vesileyle tüm hocalarıma teŐekkürlerimi bor bilirim. Son olarak bu günlere ulaşmamda emeklerini hiçbir zaman ödeyemeyeceđim annem Seyide AYDEMİR ve babam Yavuz AYDEMİR'e Őükranlarımı sunarım. Ayrıca bu alıŐma Marmara Üniversitesi Bilimsel AraŐtırma Projeleri Birimi tarafından SAG-C-YLP-131217-0661 numaralı proje olarak desteklenmiŐtir.

Berkant Aydemir

KISALTMALAR

AC	: Alternating Current
BSS	: Blind Source Separation
DC	: Direct Current
EKG	: Elektrokardiyogram
ICA	: Independent Component Analysis
KKA	: K�r Kaynak Ayrıştırması
LED	: Laser Emitted Diode
PCA	: Principal Component Analysis
PD	: Photo Diode
PPG	: Photoplethysmograph
TBA	: Temel Bileşen Analizi
ESA	: Evrişimsel Sinir Ağları

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1:EKG ve PPG yöntemleri ile elde edilmiş sinyal örnekleri.....	10
Şekil 2:İletimli ve yansımali sensörlerin şematik gösterimi (Tamura ve ark., 2014: 285)	12
Şekil 3: Kulak memesinden PPG ölçümü yapabilen kablosuz bir cihaz (http://www.zincsoftware.com/howitworks.html , Erişim Tarihi: 28.06.2018).....	13
Şekil 4: Farklı dalga boylarında ışığın deriden geçme derinliği (Ruggiero, 2016). ...	15
Şekil 5: Temel Bileşenler Analizi iki boyutlu gösterim (http://www.sthda.com/english/articles/31-principal-component-methods-in-r-practical-guide/112-pca-principal-component-analysis-essentials/ Erişim Tarihi: 7.07.2018).....	19
Şekil 6:Kör kaynak ayrıştırma ve kokteyl parti problemi (İlgin, 2013: 4).....	20
Şekil 7: PCA ve ICA yöntemlerinin karşılaştırılması (http://compneurosci.com/wiki/images/4/42/Intro_to_PCA_and_ICA.pdf . Erişim Tarihi: 10.07.2018).....	21
Şekil 8: NMF ile veri matrisinin çarpan halinde iki matrise ayrıştırılması.....	22
Şekil 9: Evrimsel sinir ağının genel mimarisi(WILDML 2016).....	24
Şekil 10: Filtrenin iki kere kaydırılmasıyla oluşan öznitelikler (Işık ve Artuner,2016)	26
Şekil 11:Havuz Katmanı (Convolutional Neural Networks for Visual Recognition, B.T)).....	27
Şekil 12: Standart bir ESA ağına DropOut katmanın uygulanması	28
Şekil 13:Akıllı telefon kamerası ve PPG aygıtı deney kurulumu.....	29
Şekil 14:Ham veri. PPG sinyalleri alının sağ ve sol tarafları için aynı anda kaydedilmiştir. Bu uyum, akıllı telefonların video kayıt işlemi için iki PPG sensörü arasında dikdörtgen alan seçilmesine neden olur.	30
Şekil 15: PPG aygıtı ve altına yerleştirilen 2 adet sensör	31
Şekil 16 :acA640-750uc - Basler ace hızlı kamera.....	32
Şekil 17 Deney2 kurulumu.....	33
Şekil 18:Deney 1 MATLAB kodu.....	34
Şekil 19:Deney 2 MATLAB kodu.....	36
Şekil 20:Deney 2 Python kodu.....	39

Şekil 21:Deney1 Akıllı telefonun RGB ışık bileşeni Dalgacık Zaman Frekansı Spektrum Analizi	40
Şekil 22:PG sinyalinin Dalgacık Zaman Frekansı Spektrum Analizi.....	41
Şekil 23:Sınıf İçi Korelasyon PPG ve Kamera RGB Bileşen	41
Şekil 24 Denek 1 için sınıflandırma sonuçları	42
Şekil 25 Denek 2 için sınıflandırma sonuçları	43
Şekil 26:Denek 1 için sınıflandırma sonuçları	43



İÇİNDEKİLER

KISALTMALAR	iii
ŞEKİL LİSTESİ	iii
İÇİNDEKİLER	v
GİRİŞ	5
1. BÖLÜM GENEL BİLGİLER	8
1.1 PPG sinyali.....	8
1.1.1 PPG Sinyali Oluşumu.....	8
1.1.2 PPG Sinyallerinin Kullanıldığı Alanlar.....	10
1.1.3 PPG Sinyallerinin Türleri ve Elde Edilişleri	12
1.2 rPPG SİNYALİNİN İŞLENMESİ ve ÖZNİTELİKLERİN ELDE EDİLMESİ	15
1.2.1 rPPG Sinyalinin Özellikleri	15
1.2.2 rPPG Sinyalinde Ön İşleme	16
1.2.3 rPPG Sinyalinden Özniteliklerin Çıkarılması ve Seçilmesi	18
1.2.3.1 Principal Component Analysis (PCA).....	18
1.2.3.2 Blind Source Separation (BSS)	19
1.2.3.3 Independent Component Analysis (ICA)	20
1.2.3.4 Non-negative Matrix Factorization (NMF).....	22
1.3 Evrimsel sinir ağları (CNN)	24
1.3.1 Ağ Mimarisi İçin Gerekli Katmanlar.....	25
1.3.1.1 Konvolüsyon Katmanı	25
1.3.1.2 Düzleştirilmiş Doğrusal Birim Katmanı (Rectified Linear UnitsLayer (ReLU))	26

1.3.1.3 Havuzlama Katmanı (Pooling Layer)	27
1.3.1.4 Tam Bağlantılı Katman (Fully Connected Layer)	27
1.3.1.5 DropOut Katmanı	28
1.3.1.6 Sınıflandırma Katmanı(Classification Layer)	28
2. METOD	29
2.1 Deney Kurulumu	29
3. ANALİZ.....	34
4. BULGULAR.....	40
5. TARTIŞMA VE SONUÇ	46
KAYNAKÇA.....	47

Egzersiz Esnasında Toplanan Fotopletismografi Sinyallerinden Kalp Atım Hızı ve Ventilasyon Hızı Değişkenlerinin Ayrıştırılması

Öğrencinin Adı: Berkant Aydemir

Danışmanı: Doç. Dr. Üyesi Adil Deniz DURU

Anabilim Dalı: Beden Eğitimi ve Spor

ÖZET

Amaç:

Kalp atım hızı değişkenliği gibi fizyolojik parametrelerin ölçülmesi ancak kişinin kullandığı nabız bantlarıyla ya da giyilebilir teknoloji ürünleriyle mümkün olmaktadır. Bu çalışmada katılımcılar üzerinde herhangi bir sensör ya da bant kullanılmadan, egzersiz sırasında kameralarda elde edilen hızlı görüntülerden yola çıkılarak ventilasyon ve kalp atım hızının kestirilmesi amaçlanmıştır.

Gereç ve Yöntem:

Katılımcıların oturur pozisyonda dinlenim durumunda, interval ve izometrik egzersizlerde kamera ve fotopletismografi (PPG) kullanılarak yüz görüntüleri ve PPG sinyali toplanmıştır. Yüksek (2k) ve düşük (400x180) piksel çözünürlüğünde iki farklı hızda (60 Hz ve 250 Hz) veriler alınmıştır. Altı katılımcıdan her bir durum için üçer dakika süresinde veri toplanmıştır. Video görüntülerinden alın kısmında elde edilen ortalama zaman serisine ve PPG verisine dalgacık dönüşümü uygulanmıştır. Ayrıca, alın görüntüleri iki boyutlu uzayda konvolüsyonel sinir ağlarında girdi olarak kullanılıp, egzersiz durumu kestirilmiştir.

Bulgular:

PPG ve video görüntülerine uygulanan dalgacık dönüşümü sonucunda nabız 0.5 ve 2 Hz aralığında, kameranın görüntüsünün yeşil renk bileşeni ile PPG arasında 0.9 değerinde korelasyon katsayısına ulaşıldı. Bu katsayı mavi bileşen için 0.79 ve kırmızı için ise 0.69 olarak gözlemlendi. Ayrıca, kişisel olarak gerçekleştirilen resim sınıflandırıcısında, üç sınıfın ayrışmasında %98 ortalama başarıya ulaşıldı.

PPG ve video görüntülerine uygulanan dalgacık dönüşümü sonucunda nefes ritmi, kameranın yeşil ve mavi bileşeninde tüm zamanda 0.12 Hz civarında bir güç dağılımı gözlenmektedir.

Sonuçlar:

Dalgacık dönüşümü ppg ile kamera görüntüleri kalp atış hızını net olarak ayırtmıştır, ventilasyon gerekse de nefes ritmi farklı frekans aralıklarında gözlemlenmiştir. Tüm alın görüntülerinin anlık olarak incelenmesi ile yüksek başarıya ulaşıldı.

Anahtar Sözcükler: Kalp atım hızı, dalgacık dönüşümü, Fotopleitismografi, derin öğrenme

Separation of Heart Rate and Ventilation Rate Variables from Photoplethysmography Signals Collected During Exercise

Student's name: Berkant Aydemir

Consultant: Doç. Dr. Üyesi Adil Deniz DURU

Department: Physical Education and Sports

SUMMARY

Purpose:

Measurement of physiological parameters such as heart rate variability is only possible with the use of pulse bands or wearable technology products. In this study, it was aimed to estimate ventilation and heart rate based on the rapid images obtained during the exercise without using any sensor or tape on the participants.

Materials and Methods:

Facial images and PPG signal were collected using camera and photoplethysmography (PPG) during interval and isometric exercises in the sitting position of the participants. High (2k) and low (400x180) pixel resolution data were obtained at two different speeds (60 Hz and 250 Hz). Data from six participants were collected for three minutes for each case. The wavelet transform was applied to the mean time series and PPG data obtained from the video images. In addition, forehead images were used as input in convolutional neural networks in two dimensional space and exercise status was estimated.

Findings:

As a result of the wavelet transform applied to PPG and video images, the correlation coefficient between PPG and the green component of the image of the camera was found to be 0.9 within the range of 0.5 and 2 Hz. This coefficient was 0.79 for the blue component and 0.69 for the red component. In addition, in the personalized picture classifier, 98% average success was achieved in the separation of the three classes.

As a result of wavelet transform applied to PPG and video images, the rhythm of breath and the green and blue component of the camera have a power distribution of around 0.12 Hz all the time.

Results:

With wavelet transform ppg, the camera images clearly separated the heart rate, and both ventilation and breathing rhythm observed at different frequency ranges. All of the forehead images were examined with instant success.

Key words: Heart rate, wavelet transform, photoplethysmography, deep learning

GİRİŞ

Teknoloji ilerledikçe günlük yaşantının her alanında yaşam kalitesinde bir artış ve kolaylık meydana gelmektedir. Sağlık alanında da birçok yenilik teknolojik gelişmeler sayesinde mümkün kılınmış ve hem teşhis hem de tedavi yöntemleri çok gelişmiştir. Özellikle görüntüleme teknikleri alanında yaşanan baş döndürücü ilerlemeler doktorların işini kolaylaştırdığı gibi hastaların da konforu, güvenliği gibi faktörleri oldukça iyileştirmiştir. Örneğin kalp atım sayısı, ventilasyon, tansiyon, stres durumu gibi. Fotopletizmografi (PPG) her ne kadar eski bir geçmişe sahip olsa da ortaya konan yeni kullanım alanlarıyla adından sıkça bahsedilmeye başlanmış bir yöntemdir. Özellikle kalp ritmini ölçme amacıyla sağlık sektöründe kullanılan bu yöntem ilk olarak 1938 de Hertzman tarafından bireylerin nabzını ölçmek amacıyla kullanılmış ve yöntemin geçerliliği kanıtlanmıştır (Challoner, 1979).

PPG basit olarak vücuda yönlendirilen ışığın yansımaları veya vücuttan geçmesi ile uğradığı değişimlerin ölçülmesidir. Vücutta yer alan deri, damar, kan, kas ve kemik gibi farklı dokuların ışığa verdikleri tepkiler değişiklik göstermektedir. Kalp vücuda kanı pompaladıkça damarlardaki kan miktarı değişmekte bunun yanında oksijen miktarı ve kan basıncı da değişiklik göstermektedir. Bu değişiklikler fotoelektrik yöntemler kullanılarak ölçülebilmektedir (Kavsaoğlu, 2014).

Vücut yüzeyinde meydana gelen değişimlerin ölçüldüğü yöntemlerin tümü PPG adıyla anıldığı için; parmak yüzeyinden yapılan ölçüm de kamera kaydındaki kişinin yüzünden yapılan ölçüm de iPPG olarak adlandırılmaktadır.

Kalp kanı belli aralıklarla vücuda pompalar ve bunun sonucunda nabız oluşur. PPG her ne kadar bu nabız ölçümü için önerilmiş bir yöntem olsa da çok farklı amaçlar için kullanılabilmesi fark edilmiştir. Özellikle hedeflenen biyo-sinyallerin elde edilmesindeki rahatlık ve kullanım kolaylığı gibi sebeplerle PPG alanında yapılan çalışmalar oldukça ilerlemiştir. Literatürde PPG kandaki oksijen yoğunluğu (Kyriacou, 2002), kalp hızı ve solunum (Johansson, 2013), kan basıncı (Binns,1995) gibi fizyolojik parametrelerin ölçümü için kullanılmıştır. Bunların yanında damar tıkanıklığının tespiti gibi rahatsızlıkların belirlenmesinde de kullanılmıştır (Rozi ve

ark., 2012). Sağlık dışında kimlik tespiti gibi çok farklı bir alanda da bu yöntemin kullanıldığı görülmektedir (Kavsaoğlu, 2014).

PPG sinyalleri ile yapılan araştırmalar ve elde edilen sonuçlar oldukça şaşırtıcı bir şekilde devam etmektedir. PPG sinyallerinin kullanıldığı alanlar çeşitlendiği gibi bu sinyallerin elde edildiği yöntemlerde de değişimler meydana gelmektedir. Özellikle son yıllarda akıllı telefonlarda yaşanan hızlı ilerleme bu alanda da kendini göstermeyi başarmış, kalp hızındaki değişimler gibi bazı parametrelerin akıllı telefon kameralarıyla ölçülebileceğini gösteren çalışmalar yapılmıştır (Peng ve ark., 2014).

Teknoloji de yaşanan gelişmeler ve yapılan çalışmalar PPG'nin çok farklı bilgiler içerebileceğini ve oldukça geniş bir alanda kullanılabilirliğini göstermektedir. Bu çalışmada da çok farklı alanlarda çalışan kişilere kolaylık sağlayacak bir sistem ortaya konmaya çalışılmıştır. Ancak bu çalışmada özellikle egzersiz yapan sporculara odaklanılmıştır. Sağlıklı bir yaşam için spor ve egzersiz büyük bir öneme sahiptir. Ancak istenmeyen olumsuz sonuçlara sebebiyet verilmemesi için sporun sağlıklı bir şekilde yapılması gerekir. Bu nedenle egzersiz yapan kişinin fizyolojik parametrelerinin takibi de oldukça önemlidir. Laboratuvar ortamında istenilen bir yöntemle kişinin sağlığı hakkında ki bilgiler kolaylıkla elde edilebilse de günlük hayatta bu biraz problemlidir. Bu problem giyilebilir ekipman kullanarak, sporunun kendi ortamında verilerin toplanmasıyla bir ölçüde aşılmıştır. (Kavsaoğlu, 2014). Kalp atış hızı değişkenliği gibi fizyolojik parametrelerin ölçülmesi, sporunun üzerinde taşıdığı materyallerle mümkün olmaktadır. Bu çalışmada ise bir adım daha ileri gidilerek giyilebilir ekipman veya sensör kullanmadan yani herhangi bir temas içermeyen yöntemle ölçülmesi istenen parametrelerin daha kolay elde edilmesine çalışılmıştır. Uzaktan alınan kamera görüntüleri vasıtasıyla, kalp atım hızı değişkenliği ve ventilasyon bilgisinin kestirimine yönelik bir metod geliştirilmesi amaçlanmıştır. Bu sayede egzersiz yapan bir kişinin bazı fizyolojik değerlerinin ölçümü ev, spor salonu gibi her ortamda çok rahat bir şekilde yapılabilecektir. Bu amaçla yapılması planlanan deney prosedürü vasıtasıyla kişiden altın standart metodlarla kalp atım hızı ve yorgunluk bilgileri ölçülüp, önerilen uzaktan ölçüm metodolojisinin karşılaştırılması planlanmaktadır.

Önceki çalışmamızda akıllı telefon kamerasıyla alınan görüntülerin, zaman frekans analizi ile farklı dalga boyu sensörlerinin potansiyel farklılıkları değerlendirilmiştir. Bu çalışma öncekinin devamı niteliğindedir. Bu çalışmada katılımcıların üç farklı durumdaki görüntüleri, kalp atımı ve ventilasyon parametrelerinin derin öğrenme algoritmasıyla sınıflandırılması ve analizi amaçlanmıştır.



1. BÖLÜM GENEL BİLGİLER

1.1 PPG sinyali

İnsan bedeni çok karmaşık kimyasal, fiziksel ve biyolojik olaylara ev sahipliği yapmaktadır. Bu olaylar çeşitli şekillerde takip edilmekte, vücut ve organların çalışması hakkında bilgi sahibi olunmaktadır. Günümüz gelişen teknolojisi ile insan vücudunun ürettiği çok küçük sinyaller gözlenebilmekte ve yorumlanabilmektedir. Kandaki çok küçük bileşenlerin analizi, beyin sinyallerinin elektriksel olarak alınması, manyetik ölçümlerle görüntüleme ilk akla gelen örneklerdendir. Fotopletismografi (PPG) sinyalleri de insan vücudundan farklı şekillerde alınabilen ve farklı amaçlar için kullanılabilen sinyallerdir.

1.1.1 PPG Sinyali Oluşumu

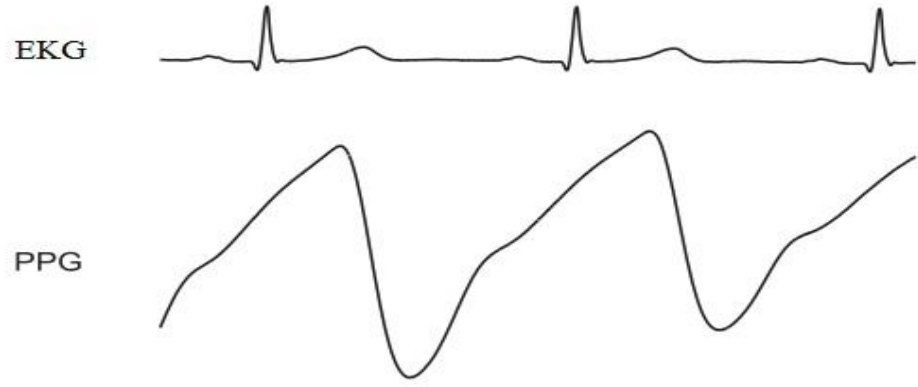
İnsan vücudunda çok çeşitli aktiviteler meydana gelmektedir. Bu olaylar tüm insanlarda aynı şekilde gerçekleşse de kimi zaman benzersiz farklılıklar da içerebilmektedir. Her insanda bir retina, bir dil, bir parmak bulunsa da bunlardan elde edilen veriler eşsiz olabilmekte ve sadece o kişiye ait bilgiler içerebilmektedir. PPG sinyalleri her insanda aynı şekilde ve aynı biyolojik olaylar sonucu oluşsa da bu bahsedilen ayrımı gerçekleştirecek bilgiler de içerebilmektedir. Bu nedenle PPG sinyalleri kimlik tespit sistemlerinde de kullanılabilir. PPG sinyallerinin hangi amaçla kullanılacağı nasıl oluştuğuna ve elde edildiğine de bağlıdır. Bu sebeple de öncelikle sinyallerin oluştuğu koşullar hakkında bilgi sahibi olmak gerekir.

PPG sinyallerinin en önemli özelliklerinden biri non-invaziv uygulamalar olmasıdır. Yani vücut içine bir girişim yapmadan istenen bilgilerin ölçülebilmesidir. Bu ise hastalar açısından konfor sağlarken, güvenlik riskini azaltmaktadır.

PPG sinyalleri, ilk olarak nabız ölçümü için vücutta meydana gelen değişimlerin ölçülmesi amacıyla elde edilmeye çalışılmıştır (Challoner, 1979). Bu nedenle nabızın nasıl oluştuğu ve bu esnada vücutta hangi değişikliklerin meydana geldiğini bilmek gerekir. Kalp atışı esnasında oluşan kan basıncı atardamarların etrafında basınca sebep olmaktadır. Bu basınç özellikle bilekte parmakla dokunulduğunda dahi hissedilebilmektedir. Bu basınç nabız olarak adlandırılmaktadır ve kalbin ritmi

hakkında en temel bilgiyi sunmaktadır. Tüm herkesin bildiği bir yöntem olarak koldan yapılan nabız ölçümü, bu iş için kullanılan yöntemlerden en basit olanıdır. Klasik PPG ile nabız hakkındaki bilgi, vücuda yollanan bir ışık dalgasında yansıma ve iletim sonucu meydana gelen değişimlerden elde edilir. Sistol (Kalbin kasılması; vücuda kan pompalanması) ve diyastol (kalbin gevşemesi) esnasında damarlarda farklı durumlar gözlenir. Sistolden hemen sonra damarlardaki kan miktarı artar ve damarlardan geçen ışık miktarı azalır, diyastol esnasında ise kan miktarı azalır ve geçen ışık miktarı artar (Elgendi, 2012).

“Bir PPG işareti, vücudun ilgili bölgesini aydınlatan ve sonrasında bu bölgeden yansıyan ya da geçen ışık ile elde edilir. Tipik bir PPG sinyali kan damarlarının içinden geçmeden deri, kas ve kemikten geçen büyük bir DC (doğru akım, 0 Hz frekansında) bileşenden, deri, kas ve kemikten ayrılarak doğrudan kan damarlarından geçen küçük bir AC (alternatif akım, >0 Hz frekansında) bileşenden oluşur. AC bileşenin sinyalde çok küçük bir etkisi bulunmaktadır. Bu yüzden etkili bir yükselteç devresi AC bileşenden istenen bilginin çıkarılmasında kritik rol oynamaktadır. Bu amaçla sinyaldeki DC kısmı azaltıp AC kısmı kuvvetlendirilerek istenilenin elde edilmesi sağlanmalıdır (Tuna ve Serhat 2016). Temel bir ölçüm bölgesinde sinyalin %99’u deri, kas ve kemikten, %0,9’u toplardamardan, %0,1’i atardamardan gelir” (Kavsaoğlu, Polat ve Bozkurt 2014). PPG sinyalinden periferik nabız, kan oksijen saturasyonu, kalp ve solunum hızı, kardiyak output ve kan basıncı gibi kardiyovasküler durum hakkında bilgiler elde edilebilir. Kullanım kolaylığı ve düşük maliyeti onu çekici bir araştırma alanı haline getirmiştir. EKG ve PPG’nin sinyal verileri farklıdır, bu sinyaller Şekil 1’de verildiği gibidir. Burada ilk gözlemlenecek durum; PPG sinyallerindeki tepe noktalarının EKG ye göre daha geç oluşmasıdır ki bu kalpten pompalanan kanın damarlara ulaşana kadar belli bir süre geçmesiyle ilgilidir.



Şekil 1:EKG ve PPG yöntemleri ile elde edilmiş sinyal örnekleri

PPG sinyallerinin ölçümünde kullanılan ışığın dalga boyu göz önüne alınması gereken önemli hususlardan biridir. Çünkü ışığın doku ve organlarla etkileşimi karmaşık olabilmektedir. Işığın yansımaları ve emilimindeki karakteristiklerin araştırılması sonucu IR dalgalarının PPG sensörlerinde ışık kaynağı olarak kullanımının uygun olduğu sonucuna ulaşılmıştır. (Tamura, 2014).

PPG sinyalinin elde edilmesinde kullanılan ışığın rengi de önemlidir. Yeşil renkli LED, oksijen taşıyan ve taşımayan hemoglobinler göz önüne alındığında infrared ışığa göre daha yüksek bir emilime sahiptir. Bu nedenle gönderilen ışıkta meydana gelen değişim daha fazla olduğundan deriye yakın noktalarda kan basıncı ölçümlerinde daha iyi neticeler elde edilebilmektedir. Ticari olarak da bu tip PPG cihazlarının üretildiği görülmektedir. Bu cihazlarla yapılan ölçümlerin %99 doğruluk oranına ulaşabildiği görülmektedir. (<https://www.mioglobal.com/en-us/Mio-ALPHA-2-Heart-Rate-Sport-Watch/Product.aspx> , Erişim Tarihi: 29.06.2018).

1.1.2 PPG Sinyallerinin Kullanıldığı Alanlar

PPG sinyalleri tahmin edilebileceği üzere çoğunlukla klinik amaçlı elde edilmektedir. PPG cihazları parmaktan yapılan bir ölçüm tekniği olarak oldukça kolaylık sağlamaktadır. Ucuz ve güvenilir olması ayrıca öne çıkan pozitif yönleridir. Sağlıkla ilgili en temel bilgilerin PPG sinyalleri üzerinden bu kadar kolay, ucuz ve doğru bir şekilde alınabilmesi günlük hayatta da yaygınlaşmasını sağlamıştır. Bazı PPG cihazları her ne kadar sadece klinik kullanıma uygun olsa da günlük hayata

yönelik cihazlar bilgilenme ve istatistiksel verilerin tutulması amacıyla yaygın bir şekilde kullanılmaktadır.

Akıllı saatler ve bileklikler ile sadece kalp ritmi ölçülmekle kalmayıp, uyku düzenlemesi, kandaki oksijen yoğunluğunun tespiti, adım sayımı, aktivite takibi gibi birçok işlem gerçekleştirilmektedir. Bu cihazlarda PPG sinyallerinin değerlendirilmesi konusundaki ilk gelişmeler akıllı telefonların flash ve kamerası kullanarak parmaktan yapılan nabız ölçümleridir. Bunun için çeşitli telefon uygulamalarının piyasada yer aldığı da görülmektedir. Akıllı telefon, saat ve bilekliklerde yaşanan büyük ilerlemeler ile günün her anında kolaylıkla sağlığınıza hakkında bilgi almanız ve istatistiksel veriler tutarak genel bir değerlendirme yapmanız mümkün olmaktadır. Bu konuda yapılan araştırmalarda ise bu cihazlarla yapılan ölçümlerin kayda değer bir başarı sergilediği görülmektedir (Chan ve ark., 2016: 5). Oldukça pratik bir kullanım sunan akıllı saatler ve bileklikler günümüzde birçok marka tarafından farklı özelliklerde cihazlarla piyasalara sunulmaktadır.

Akıllı taşınabilir ve giyilebilir cihazlarda gerçekleşen ilerlemeler ile hastalıkların önceden tespit edilmesi mümkün olabilmektedir. Kalbin düzensiz işleyişi bu tip cihazlarla rahatlıkla tespit edilebilir. En yaygın aritmilerden olan atriyal fibrilasyonun önceden tespit edilebilmesine ve bu şekilde önlem alınmasına olanak tanıyan algoritmaların da bu amaçla kullanılabildiği görülmektedir. (Bonomi ve ark., 2016) Bu şekilde kişi rahatlıkla ve sürekli olarak üzerinde taşıyabileceği kişisel bir sağlık asistanı edinmiş olmaktadır.

Kamera görüntüsünden yola çıkarak kalp atım hızı tespiti bir başka çalışma alanını oluşturmaktadır. Kişinin tüm yüz bölgesi dikkate alınarak %4-%7, sadece alın bölgesi kullanılarak %2-3 gibi çok düşük hata oranlarıyla kalp atım hızlarının tespit edilebildiği çalışmalar bulunmaktadır (Ürer ve Yıldız, 2014). Bu şekilde temassız ölçüm yöntemleri gerek hastane ortamında temaslı ölçümün mümkün olmadığı durumlarda gerekse günlük hayatta uzaktan ölçümün yapılmasının gerektiği spor, egzersiz gibi durumlarda kullanılabilir.

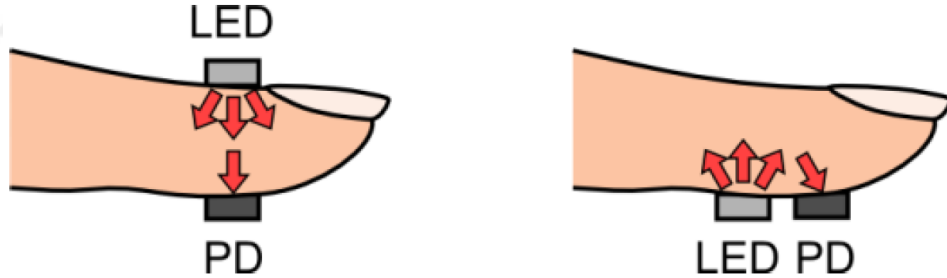
PPG sinyalleri ile kalp ritminin yanında oksijen yoğunluğu gibi diğer bazı fizyolojik parametreler de ölçülebilmektedir. Bu parametrelerin ölçümü ile de uyku

apnesi, astım, kronik bronşit, amfizem, konjestif kalp yetmezliği ve pulmoner ödemi gibi hastalıklar tespit edilebilmektedir (Ateş, 2012).

PPG sinyalleri ayrıca içerdiği bazı ayırt edici bilgiler sayesinde kişiye has bir karaktere sahip olmaktadır. Bu haliyle biyometrik tanımlama sistemlerinde de kullanılmaktadır. Bunun yanında kişilerin duyguları bazı fizyolojik değişimlere sebep olabilmektedir. Bu nedenle de duygu tespiti amaçlı bu sinyaller kullanılabilir (Sarkar, 2017).

1.1.3 PPG Sinyallerinin Türleri ve Elde Edilişleri

PPG sinyalleri ölçümün yapıldığı taraf göz önüne alınarak iki farklı mekanizma kullanılarak elde edilebilir. Şekil 1’de iki farklı metodun bu prensipten yola çıkarak kullanımını şematik olarak gösterilmiştir. İlk durum iletimli yöntem olarak adlandırılmakta ve parmağın bir tarafından ışık gönderilerek diğer tarafından geçirilen ışıktaki değişimler gözlenmekteyken yansıtımlı yöntem olarak adlandırılan ikinci durumda ise parmaktan yansıyan ışıktaki değişimler ölçülmektedir



Şekil 2: İletimli ve yansıtımlı sensörlerin şematik gösterimi (Tamura ve ark., 2014: 285)

Doku, organ ve hücreler kan ile beslenir. Bu beslenme olayı perfüzyon olarak adlandırılır. İnsan vücudunda 52 anatomik bölgenin diğer kısımlara nazaran yüksek perfüzyon değerlerine sahip olduğu bilinmektedir. Yüzük parmağı, bilek, kulak memesi, kulak kepçesi üst bölgesi PPG sinyallerinin alınabildiği bölgelerden bir kaçıdır. Bu nedenle de ticari anlamda üretilen cihazların bu bölgeler düşünülerek üretimlerinin gerçekleştirildiği görülmektedir. Özellikle kulak memesi bu anlamda en iyi değerleri sağlamaktadır. Bu özelliğinden faydalanılarak kulak memesinden PPG sinyali daha verimli bir şekilde elde edilebilmektedir. Ayrıca böyle bir yöntem

kablosuz olarak uygulandığında kişilere kullanım kolaylığı da sunmaktadır. Şekil 2 de ticari bir ürün olarak günlük hayatta kullanım için sunulmuş olan bir PPG cihazı yer almaktadır. Bunlara ek olarak gözlük tipi kablosuz cihazlarla PPG sinyallerinin toplanmasına çalışıldığı da bilinmektedir. (Tamura ve ark., 2014: 285)



Şekil 3: Kulak memesinden PPG ölçümü yapabilen kablosuz bir cihaz (<http://www.zincsoftware.com/howitworks.html>, Erişim Tarihi: 28.06.2018)

PPG sinyalleri elde edilirken değerlendirilmesi gereken bir diğer kriter ise temas yüzeyine uygulanan basınç ile alakalıdır. Yansıtmalı tip ölçümde PPG sinyali sensör üzerine uyguladığınız basınçtan etkilenmektedir. Ancak bunun nasıl etkilediği uygulanan basınca göre değişmektedir. İlimli bir miktar basınç uygulamanın PPG sinyallerini olumlu yönde etkilediği de görülmüştür. Düşük bir basınç yetersiz bir temas sağlayacaktır. Bu nedenle gerekli sinyaller alınamayabilir. Yüksek basınç ise damarlarda bir daralma ve tıkanmaya sebep olabilir. Bu da yine istenmeyen sonuçların elde edilmesine sebep olacaktır. Her ne kadar çeşitli araştırmalara optimum basınç seviyesini belirlemek için gerçekleştirilmişse de bunun için kabul edilmiş genel bir standart bulunmamaktadır (Teng ve Zhang , 2004). İletimli yöntemin kullanıldığı PPG ölçümlerinde ise yine temas yüzeyine dikkat edilmesi gereklidir. Hsiu ve ark., (2011) optimum değerleri belirlemek için yaptıkları bir çalışmada, basıncın ve sensörün yerleştirilme şeklinin alınan sonuçlarda farklılıklara yol açtığını göstermiştir.

Bir diğerk ölçüm yöntemi ise video kamera kullanılarak PPG sinyallerinin elde edilmesidir. Vücudun belli bölgelerinden elde edilen resimlerdeki kırmızı, yeşil ve mavi (RGB : red, gren,blue) değerleri kullanılarak ölçümler yapılabilir. Hemoglobinler yeşil rengi kırmızıdan daha iyi emmektedir ayrıca yeşil renk mavi renge göre dokularda daha derinlere ilerleyebilmektedir. Bu nedenle yeşil renk en güçlü PPG sinyallerini içermektedir (Tamura, 2014).

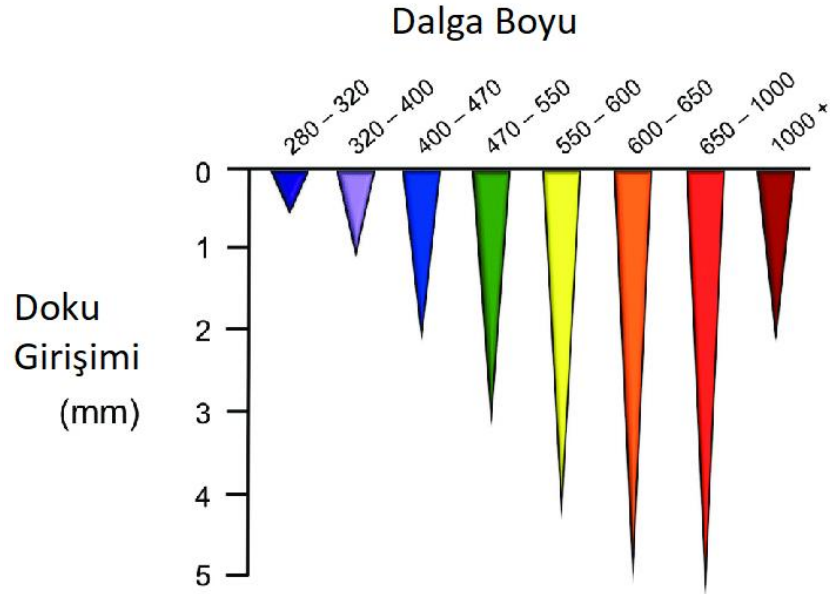
Bir video kamera PPG sinyallerinin elde edilmesinde alıcı görevi üstlenebilmektedir. Bu şekilde yapılan ölçümler iki kategoride ele alınabilir. İlki kısa mesafeden yapılan temaslı yöntemlerdir. Buna en iyi örnek akıllı telefonların kameraları üzerine parmağın yerleştirilmesi ile PPG sinyallerinin elde edilmesi gösterilebilir. Diğerk yöntem ise uzak mesafeden yapılan temassız ölçümlerdir. Bu yöntemde ise bir kamera kullanılarak elde edilen görüntüler, yani kişinin vücudundan yansıyan ışık analiz edilmeye çalışılır. Bu yöntemin avantajı ise bölgesel kan akışı hakkında bilgi verebilmesi, acil durumlarda veya spor koşulları altında yaşamsal bilgileri belirli mesafeden sağlayabilmesidir (Secerbegovic, 2016)

1.2 rPPG SİNYALİNİN İŞLENMESİ ve ÖZNİTELİKLERİN ELDE EDİLMESİ

1.2.1 rPPG Sinyalinin Özellikleri

Temaslı PPG yöntemlerinde kullanılan ışığın dalga boyu, temas yüzeyi ve basıncı gibi etkenler göz önünde bulundurulması gereken değişkenlerdir. Kamera görüntülerinden elde edilen PPG sinyallerinin (remotePPG) elde edilmesi durumunda ise ortamın aydınlanma miktarı, yakınlaştırma koşulları, kişinin deri rengi, hareket hali ve vücudun hangi bölgesi üzerinden PPG sinyallerinin alınacağı gibi değişkenlerin tek tek değerlendirilmesi gerekir.

En temel değişkenlerden biri olan ışığın dalga boyuna göre deriden geçme miktarı Şekil 4’de verilmiştir. Işık dalga boyu göz önüne alınması gereken değişkenlerden sadece biridir. Bunun dışında yukarıda sayılan etkenler de ölçümler için oldukça önemlidir. Bu nedenle rPPG sinyalinin elde edilmesinde farklı parametrelerin ilgilenilen konu ve koşullara göre çok iyi belirlenmesi gerekmektedir.



Şekil 4: Farklı dalga boylarında ışığın deriden geçme derinliği (Ruggiero, 2016).

Literatürde rPPG sinyalleri ile ilgili farklı noktalara odaklanıldığı görülmektedir. Hareket problemi, renk problemi, solunum sayısı, kalp atım hızı veya gerçek zamanlı ölçümler ilgilenilen konu başlıklarından bazılarıdır. Bu nedenle odaklanılan konunun yönlendirmesi altında farklı yöntem ve tekniklerin denendiği görülmektedir.

rPPG sinyalleri elde edilirken sinyallerin yani görüntülerin alınması için kullanılan kameranın özellikleri çok önemlidir. Burada hassaslık önemli olduğu kadar maliyet açısından da tercih edilir bir seçenek sunabilmek günlük kullanıma uygun bir ölçüm yöntemi için gereklidir. Sun ve ark., (2011) yaptığı çalışmada yüksek performans bir kamera ile web kamerası karşılaştırmış, ortam ışığının etkisi araştırmıştır. Bir web kamerası ile kandaki oksijen yoğunluğu gibi bazı ölçümler elde edilmesi mümkün olmasa da kalp ve solunum hızı ile ilgili tatminkâr sonuçlar alınabilmiştir.

Lee ve ark., (2013) hareket halinde kalp atım hızının tespiti için yaptıkları çalışmada farklı dalga boyları ve renklerde ışık kullanmıştır. Aynı zamanda SNR oranının bu değişikliklerden nasıl etkilendiğini gözlemlemeye çalışmışlardır. Buradan elde ettikleri sonuca göre de hareket halinde rPPG alınması durumunda yeşil rengin kullanılmasını önermişlerdir. Aynı zamanda 530 nm dalga boyuna sahip ışığın günlük kalp ritmini gözlemede kullanılabileceği sonucuna ulaşmışlardır.

Rubins ve ark., (2011) tarafından, rPPG sinyallerinin ölçümü için izlenecek bölgedeki sıcaklığın etkisi araştırılmıştır. Ayrıca ortam ışığının yüzeyde homojen dağılmamasının sonucu etkilediği vurgulanmıştır.

Ürer ve Yıldız (2014) çalışmalarında alın bölgesinden yapılacak ölçümlerin daha başarılı sonuçlar verdiği sonucuna ulaşmıştır.

Bal ve Bal (2015) çalışmalarında kandaki hemoglobin seviyesinin nabız kestirimine etkisi incelenmişlerdir.

1.2.2 rPPG Sinyalinde Ön İşleme

Ön işleme adımlarında sıklıkla kullanılan yöntemler bulunmaktadır. Özellikle uğraşılan veriler birer görüntü olduğundan, görüntü işlemede sıklıkla kullanılan

yöntemlere başvurulmaktadır. Ancak görüntülerden istenen sonuçların elde edilmesi için bazı ön işleme adımlarına ihtiyaç duyulmaktadır. En önemli adımlardan biri hareket kaynaklı gürültülerin yok edilmesi işlemidir. Bir diğer önemli işlem vücut üzerinde ilgilenilen bölgenin (Region of Interest) belirlenmesidir. Bunun gibi dış ortam ışığının birey üzerinde homojen dağılması ayrı bir problem teşkil edebilmektedir.

Literatürde PPG sinyallerinin ön işleminde alternatif yöntemler önerilmiştir. Dekompozisyon algoritmaları, hareketli ortalama (moving average), dalgacık dönüşümü (wavelet transform), çeşitli filtreler bunlardan bazılarıdır.

Kim ve Yoo (2006) PPG sinyallerinden gürültüyü yok etmek için çalışmalarında bağımsız bileşen analizi ve alçak geçiren filtreyi birlikte kullanmıştır.

Ram ve ark., (2011) çalışmalarında temel bileşen analizi ve dalgacık dönüşümünün bir bileşimi olan yöntemle (Multi Scale Principal Component Analysis) hareket kaynaklı bozulmaları azaltmaya çalışmıştır.

Wang ve ark., (2016) çalışmalarında gürültüden kurtulmak için butterworth , median ve notch filtrelerini kullanmıştır.

Xia ve ark., (2012) , Rubins ve ark., (2011) tarafından gerçekleştirilen çalışmalar temassız bir şekilde yapılan nabız tespit araştırmalarına örnek olarak gösterilebilir. Bu çalışmalarda kişiden hareketsiz olarak veri alınmaktadır. Fakat egzersiz sırasında hareketten kaynaklanan PPG sinyal bozulmasına duyarlıdır bu nedenle hareket kaynaklı gürültüyü gidermek için çeşitli ön işleme yöntemleri kullanılmalıdır. Wang ve ark., (2017a) hareket halindeyken alınan görüntülerdeki gürültüyü gidermek için genlikleri değerlendiren (Amplitude-selective filtering) bir yöntem önermişlerdir.

Wang ve ark., (2017b) bir diğer çalışmalarında esas darbelerin tespitinden önce renklerin karakteristik özelliklerinin kullanıldığı (Color-Distortion Filter) bir ön işlem önermiştir.

1.2.3 rPPG Sinyalinden Özniteliklerin Çıkarılması ve Seçilmesi

rPPG sinyallerinden istenen bilgilerin elde edilmesi için çeşitli teknikler kullanılmaktadır. Bu sinyallerde bozucu etkenler çok farklı olabildiği için soruna göre farklı yöntemler önerilebilmektedir. Ancak bazı tekniklerin daha sık kullanıldığı da görülmektedir. Bu yöntemlerin başında temel bileşen analizi (Principal Component Analysis - PCA) gelmektedir. Kör Kaynak Ayırıştırması başlığı altında bağımsız bileşen analizi (Independent Component Analysis - ICA), negatif olmayan matris dekompozisyonu (Non-negative Matrix Factorization - NMF) gibi yöntemler PPG sinyallerinin işlenmesinde sıklıkla kullanılmaktadır.

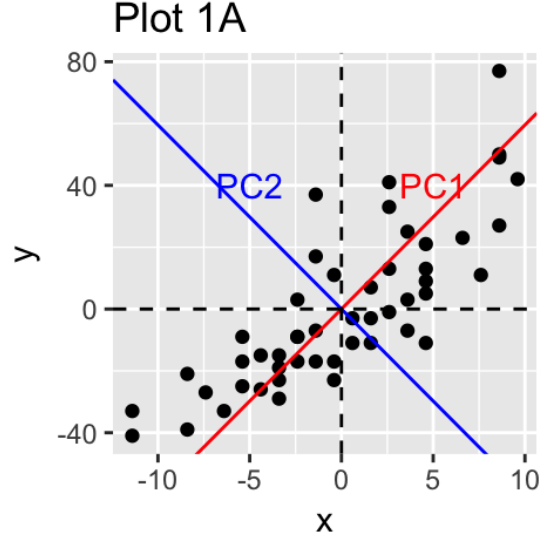
1.2.3.1 Principal Component Analysis (PCA)

Temel Bileşenler Analizi (TBA) olarak bilinen bu istatistiksel metot makine öğrenmesi ve örüntü tanıma uygulamalarında yaygın bir kullanım alanına sahiptir. Matematiksel bu yöntem ile bir veri kümesi aralarında korelasyon bulunmayan daha az sayıda değişken ile açıklanmaya çalışılır. Yani çok sayıdaki birbiri ile korelasyon halinde olan değişkenler daha az sayıda aralarında korelasyon bulunmayan “temel değişkenler” ile açıklanır. Diğer bir deyişle boyut indirgeme işlemi gerçekleştirilmiş olur. Elde edilen ilk temel bileşen veri setini en çok açıklayan değişkendir. Yine elde edilen diğer temel bileşenler sırasıyla kalan veri setini en çok açıklayanlardır (Aristodimou, 2011:5).

Temel bileşenler analizinin herhangi bir veri setine uygulanırken ulaşılmak istenen sonuç varyansın en çok olduğu, yani verinin en çok dağıldığı doğrultuyu bulmaktır. İki boyutlu gösterimde anlaşılması daha kolay olan bu yöntem, gerekli matematiksel formüllerin elde edilmesi ile daha büyük verilere de kolaylıkla uygulanabilir.

Şekil 4’de temel bileşenler analizinin anlaşılması için bir örnek yer almaktadır. Burada iki boyuta sahip veri kümesi kartezyen koordinat sisteminde gösterilmiştir. Verinin en fazla değişkenliğe sahip olduğu doğrultuda birinci temel bileşen (PC1) bulunmaktadır. Diğer temel bileşen ise (PC2) lineer bağımsızlık sebebiyle ilk temel

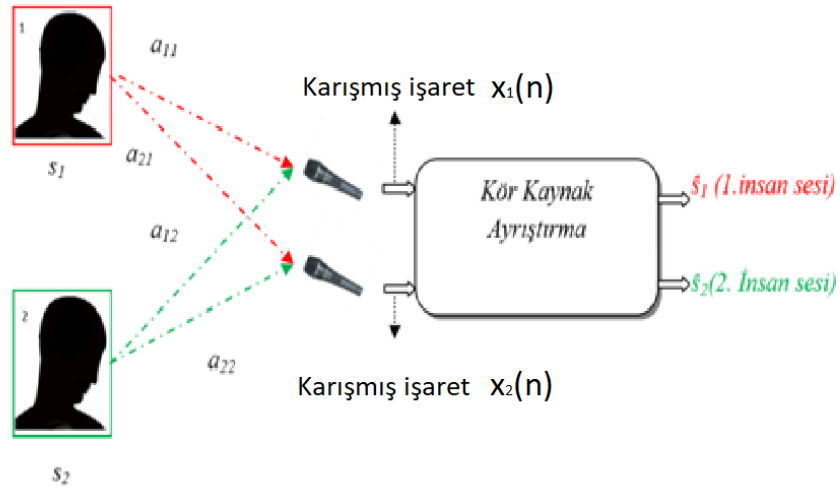
bileşene dik olacaktır. Aynı zamanda verinin geri kalan kısmını en çok açıklayan bileşen doğal olarak bu olacaktır.



Şekil 5: Temel Bileşenler Analizi iki boyutlu gösterim
(<http://www.sthda.com/english/articles/31-principal-component-methods-in-r-practical-guide/112-pca-principal-component-analysis-essentials/> Erişim Tarihi: 7.07.2018)

1.2.3.2 Blind Source Separation (BSS)

Kör Kaynak Ayırıştırması (KKA) birbirleriyle karışmış halde bulunan sinyaller üzerinden orijinal sinyallerin elde edilmesi işlemidir. Bu problemler literatürde “Kokteyl Parti Problemi (Cocktail Party Problem)” ile ifade edilmektedir. Sorunun anlaşılır olabilmesi getirilen bu örnekte; kalabalık bir parti de aynı anda konuşan insanlar göz önüne alınmaktadır. Tüm seslerin birbirine karıştığı ve kişilerin söylediği şeylerin anlaşılamadığı bir ortam bulunmaktadır. Burada farklı noktalarda mikrofonların bulunmakta ve bunlar ortamdaki karışık sesleri kaydetmektedir. Mikrofonların kaydettiği seslerden kişilerin konuşmalarının tespit edilmesi “kör kaynak ayırıştırması” olarak adlandırılmaktadır. Şekil 6'da bu durum gösterilmektedir.



Şekil 6:Kör kaynak ayırma ve kokteyl parti problemi (Ilgın, 2013: 4)

Şekil 6’da x_i karışmış sesi ve her bir s_i ise kaynak işaretini temsil etmektedir. N adet kaynağın lineer kombinasyonu şeklinde elde edilen M adet karışım işareti şu şekilde gösterilir.

$$x_i = \sum_{j=1}^p a_{ij} s_j \quad (1)$$

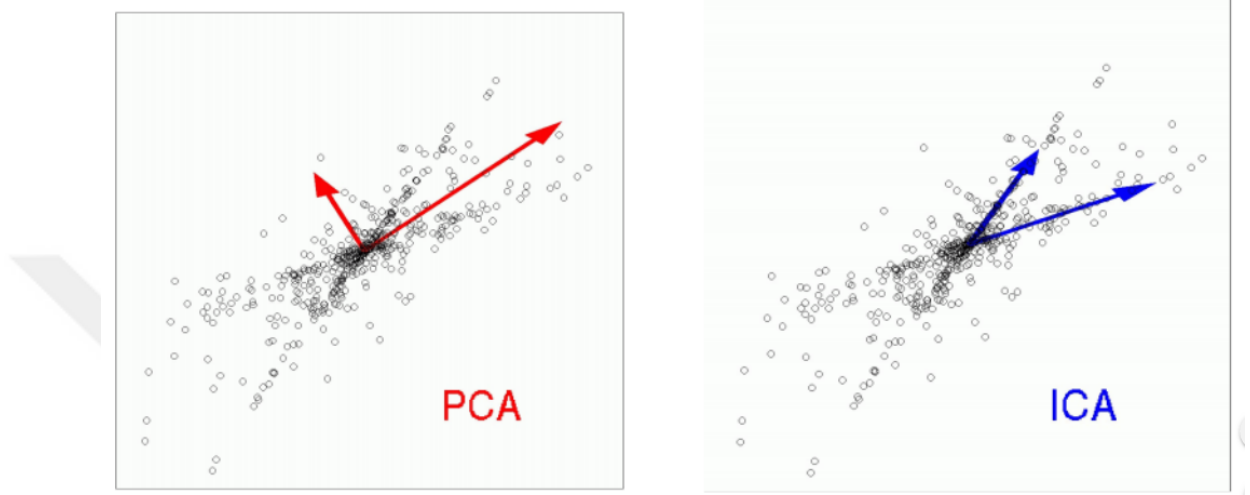
Eşitlik 1’de verilen model karışımın meydana gelme koşulları hakkında bilgi vermektedir. s_i gizli değişkenleri (hidden variables) doğrudan gözlenmemektedir. a_{ij} ise karışım katsayıları olarak adlandırılmaktadır ki yine bilinmemektedir Bilinen x_i değişkenleri ise tek gözlemlenen (observations) değişkendir. Amaç x_i işaretlerinden yola çıkarak s_i ve a_{ij} değerlerini doğru bir şekilde kestirebilmektir. Bunun için kullanılan çeşitli yöntemler bulunmaktadır.

1.2.3.3 Independent Component Analysis (ICA)

Bağımsız bileşen analizi öznelik çıkarımı, veri madenciliği, gürültü giderme gibi problemlerde sıklıkla kullanılmaktadır. Ayrıca Kör Kaynak Ayırması problemlerinde ilk akla gelen yöntemlerden biridir.

PCA ile benzer birtakım adımlar içeren bu yöntem bazı yönleri farklılık göstermektedir. Öncelikle elde edilen her bileşen birbirinden bağımsızdır. Ancak elde

edilen vektörler PCA'daki gibi birbirine dik olmak zorunda değildir. PCA'da bazı bileşenler daha önemli iken, ICA ile elde edilen tüm bileşenler aynı öneme sahiptir (http://compneurosci.com/wiki/images/4/42/Intro_to_PCA_and_ICA.pdf , Erişim Tarihi : 10.07.2018). Şekil 7'de bu iki yöntemin karşılaştırma yapılabilmesi için gösterimleri yer almaktadır.



Şekil 7: PCA ve ICA yöntemlerinin karşılaştırılması
(http://compneurosci.com/wiki/images/4/42/Intro_to_PCA_and_ICA.pdf . Erişim Tarihi: 10.07.2018)

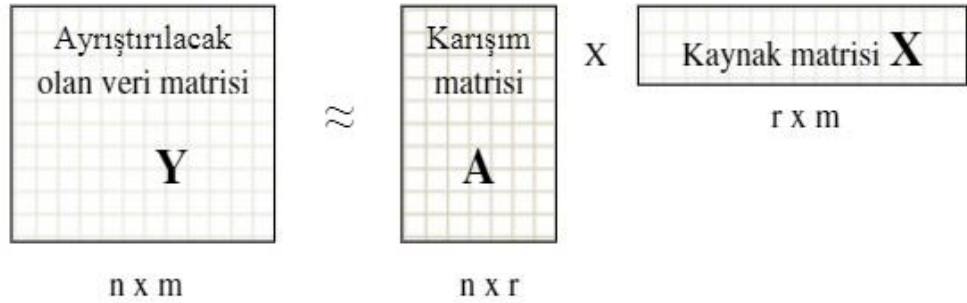
ICA yönteminin kullanımı için bazı kısıtlamalar bulunmaktadır. Bunlar maddeler halinde şu şekildedir:

- Bağımsız bileşenlerin istatistiksel olarak bağımsız oldukları varsayılır (İlgın, 2013:7). Aksi takdirde birbirinden bağımsız bileşenleri elde etmek mümkün olmayacaktır.
- Bağımsız bileşenler Gauss olmayan dağılıma sahip olmalıdır. Çünkü birden fazla Gauss dağılımına sahip bileşeni ayırtmak mümkün değildir. Bu bileşenlerin doğrusal izdüşümleri yine Gauss dağılımına sahip olacağı için kaynaklardan (s_i) en fazla bir tanesi Gauss dağılımına sahip olabilir (Güven, 2005:7).
- Gözlemlenen karışık işaret sayısı (mikrofon sayısı), bağımsız bileşen sayısından (kaynak işaret sayısından) büyük olmalıdır. Çünkü doğrusal bir denklemin tek bir çözümünün olabilmesi için eldeki denklem sayısının

değişken sayısından büyük olması gerekir (Güven, 2005:7). Aslında bu kısıtlamanın her durumda geçerli olduğu söylenemez. Bazı kör kaynak ayrıştırması çalışmalarında tek bir mikrofon kullanılarak ve bazı teknikler yardımıyla kaynak ayrıştırmasının başarıyla gerçekleştirildiği görülmüştür (Pedersen, 2005).

1.2.3.4 Non-negative Matrix Factorization (NMF)

Negatif olmayan matris dekompozisyonu, içinde negatif elemanı bulunmayan bir veri kümesinden fiziksel anlama sahip gizli bileşenleri tahmin etmek için kullanılan çok değişkenli bir yöntemdir. Bu yöntem, son yıllarda lineer matematik ve sayısal sinyal işleme alanlarında önem kazanmıştır. Nowak ve ark., (2015), Wang ve ark., (2016) yaptıkları çalışmalarda bu yöntemi kullanarak gerçek zamanlı kalp hızı izlemişlerdir. Negatif olmayan matrisi çarpanlarına ayırma orijinal veri matrisini, iki tane çarpan matrisine belirli bir yaklaşık değere ayırarak verinin boyutunu azaltmayı ve yararlı gösterimler oluşturmayı sağlar. Şekil 8’de NMF’nin veri matrisini 2 adet çarpan matrisine ayrıştırması gösterilmektedir.



Şekil 8: NMF ile veri matrisinin çarpan halinde iki matrise ayrıştırılması

Şekil 9’de 1.ses kaynağı s_1 ’in birinci mikrofonla olan uzaklığı a_{11} ve ikinci mikrofonla uzaklığı a_{21} ‘dir. Aynı şekilde 2. Ses kaynağı s_2 ’nin birinci mikrofonla uzaklığı a_{12} , ikinci mikrofonla uzaklığı a_{22} ’dir. Birinci mikrofonla kaydedilen ses karışımı y_1 ikinci mikrofonun kaydettiği ses karışımı y_2 ’ ye göre anlık karışım modeline göre matematiksel model;

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

gibi olur. NMF ile Y matrisinden A ve X matrislerini bulmak için öncelikle;

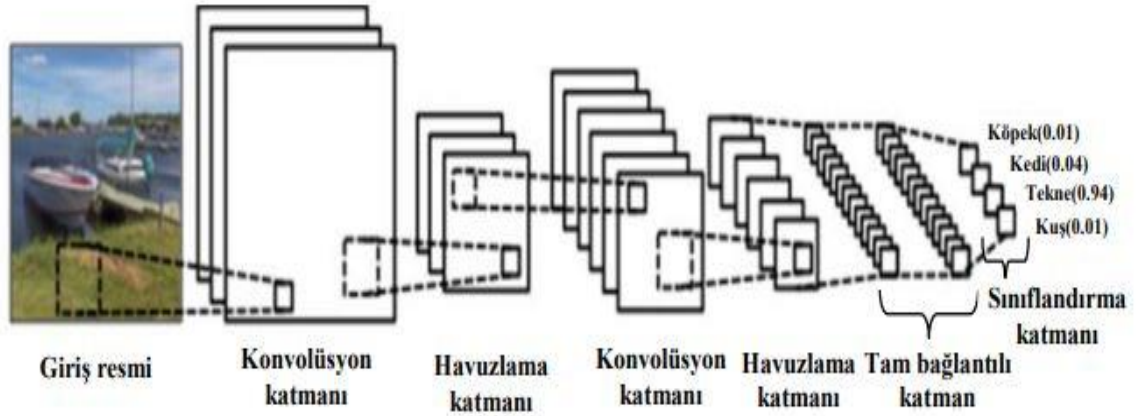
$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \quad ve \quad \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

gibi tamamen rastgele iki matris seçilir ve bu matrislerin çarpımlarınının Y matrisine ne kadar benzediği hesaplanır. Benzerlik oranı ne kadar fazla ise A ve X matrislerinin her bir elemanı o kadar doğru tahmin edildiği anlamına gelir. Çalışmada kullanılan Öklid Uzaklıklı Algoritma ise Lee ve Seung'un (2001) yapmış oldukları çalışmada NMF için çarpımsal güncelleme kuralları önermiş ve önerilen bu kurallarla NMF birçok farklı alanda kullanılmaya başlanmıştır. Aşağıda verilen Eşitlik 3'de Y matrisi ile A-X arasındaki uzaklık minimize edilmelidir. En küçük kareler yöntemini kullanarak NMF ile amaç fonksiyonu hesaplamak kullanılan en yaygın ve hesaplama maliyeti en az olan yöntemdir.

$$F = \sum_{i,j} (Y - AX)_{ij}^2 \quad (3)$$

1.3 Evrişimsel sinir ağıları (CNN)

Evrişimsel sinir ağıları, görüntü verileri için en popüler derin öğrenme algoritmalarından biridir. Genellikle iki boyutlu görsel veriler için kullanılır (LeCun, Yann, et al.1998) Geleneksel makine öğrenmesi yöntemlerine kıyasla, derin öğrenme; öznetelik çıkarımı için ham görüntüler kullanır (LeCun, Bengio et al. 2015).Evrişimsel sinir ağıları, giriş ve çıkış katmanları arasında birkaç gizli katmandan oluşur. Bu mimariye göre ilk birkaç aşama Konvolüsyon (Convulation) ve Havuzlama (Pooling) katmanlarından oluşur. Son aşama ise Tam Bağlı katmandan oluşur ve akabinde Sınıflandırma katmanı mevcuttur. Özetle ESA'lar ard arda yerleştirilmiş birden fazla eğitilebilir bölümlerden oluşur. Devamında eğitici bir sınıflandırıcı ile devam edilir. ESA'da giriş verilerini aldıktan sonra katman katman işlemler yapılarak eğitim süreci gerçekleştirilir. En sonunda doğru sonuç ile karşılaştırma yapmak için bir final çıktısı verir. Üretilen sonuç ile istenen sonucun farkı kadar bir hata oluşur. Bu hatanın bütün ağırlıklara aktarılması için geriye yayılım algoritması kullanılır. Her bir iterasyonla ağırlıkların güncellenmesi yapılarak hatanın azaltılması sağlanır (LeCun, Bengio et al. 2015)



Şekil 9: Evrişimsel sinir ağının genel mimarisi(WILDML 2016)

Görüntü ve ses analizi, kanserli hücre teşhisi, sanal gerçeklik, robotik ve gen analizleri gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Sessiz bir videoda insanların dudak hareketinden konuşma tahmininden yola çıkılarak Derin Öğrenme ile sessiz videonun seslendirilmesi yapılmıştır (Assael, Yannis M., et al, 2016). Dudak hareketini

okuyarak tahminde bulunan insanların başarısı %52 iken derin öğrenme ile yapılan bu çalışmada başarı oranı %93'tür.

Facebook ve Google gibi büyük şirketlerinde kullanmış olduğu görüntülerin etiketlenmesi, obje tanımlanması ve görüntülerin sınıflandırılması Derin Öğrenme modelleri ile gerçekleştirilmiştir (Kiros, Salakhutdinov et al. 2014, Mao)

Görüntü işleme alanında, trafik işaretleri ile yapılan bir çalışmada %98,81 doğruluk oranı ile sınıflandırılmıştır. Aynı veri setiyle insanlar üzerinde yapılan testte ise %98,84 doğruluk oranı sağlanmıştır (CLAESSON, L., & HANSSON, B 2017)

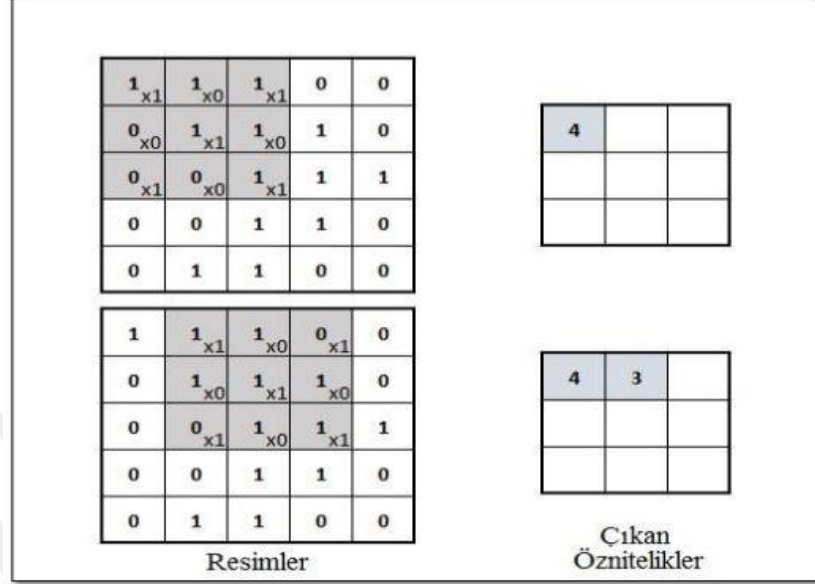
Bu çalışmada, sinir ağlarına girdi olarak katılımcılardan kaydedilen 128x128x1 boyutlarında alın görüntüleri alınmıştır. Daha sonra bu girdiler, konvolüsyon işlemi için 5x5 ve 3x3'lük filtrelerden geçirilerek öznelik karşılaştırılması yapılarak, görüntülerden veriler elde edilmiştir. Elde edilen öznelik seçimlerine göre bir model oluşturulup görüntüler sınıflandırılmıştır.

1.3.1 Ağ Mimarisi İçin Gerekli Katmanlar

1.3.1.1 Konvolüsyon Katmanı

Bu katmanda filtreler kullanılır. Filtreler görsel boyunca kaydırılır. Kaydırma sırasında görselin değerleri ile filtredeki değerler skaler olarak çarpılır ve elde edilen değerler toplanarak net sonuca gidilir. Bu işlem tüm görsele uygulandığında yeni bir

görsel elde edilmiş olur. Şekil 5’te 2 adım için evrişim işleminin görselleştirilmiş hali bulunmaktadır (CHA, Young-Jin et al., 2017)



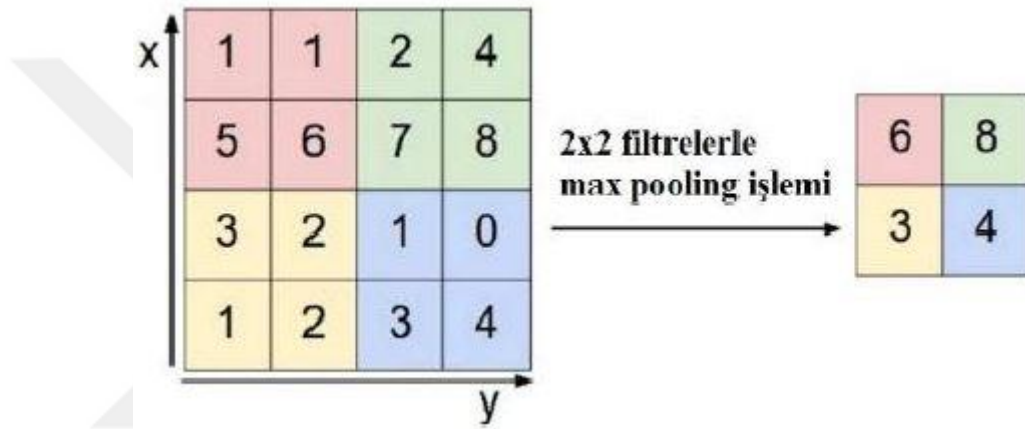
Şekil 10: Filtrenin iki kere kaydırılmasıyla oluşan öznitelikler (Işık ve Artuner,2016)

1.3.1.2 Düzleştirilmiş Doğrusal Birim Katmanı (Rectified Linear Units Layer (ReLU))

Bu katman konvolüsyon katmanlarından sonra gelir ve ESA nöronlarının çıktıları için en yaygın şekilde devreye sokulan doğrultucu birim olarak bilinir. Bu katman aynı zamanda aktifleştirme katmanı olarakta bilinir. Giriş verisine yapmış olduğu etki negatif değerleri sıfıra çekmesidir. Bu katmandan önce kullanılan konvolüsyon katmanında belirli matematiksel işlemler yapıldığı için ağ doğrusal bir yapıdadır. Bu derin ağı doğrusal olmayan bir yapıya sokmak için bu katman uygulanır. Bu katmanın kullanılması ile ağ daha hızlı öğrenir(Işık ve Artuner, 2016).

1.3.1.3 Havuzlama Katmanı (Pooling Layer)

Bu katman Evrişim katmanından sonra gelmektedir. Maksimum havuz katmanı girdi olarak verilen resmin alt örnekleme işlemini yapar (Işık ve Artuner, 2016). Belirlenen bir boyuttaki filtrenin görüntünün piksellerini dolaşırken o anki piksellerin en büyük değeri alınır. Şekil 3.6'da 2X2 boyutunda bir filtre için maksimum havuzlama işlemi yapılmıştır.



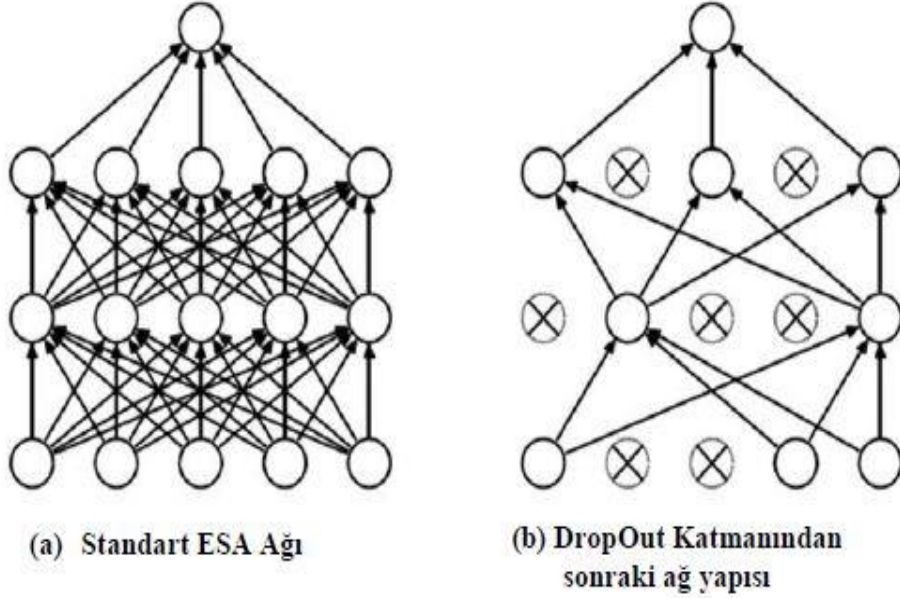
Şekil 11:Havuz Katmanı (Convolutional Neural Networks for Visual Recognition, B.T))

1.3.1.4 Tam Bağlantılı Katman (Fully Connected Layer)

ESA mimarisinde ard arda gelen konvolüsyon, ReLu ve havuzlama katmanından sonra tam bağlantılı katman gelir. Bu katman kendinden önceki katmanın tüm alanlarına bağlıdır. Farklı mimarilerde bu katmanın sayısı değişebilir. ESA mimarisinde en son katmanın üretmiş olduğu matris boyutu $25 \times 25 \times 256 = 160000 \times 1$ ve tam bağlantılı katmandaki matris boyutu 4096×1 olarak seçilirse. Toplamda 160000×4096 ağırlık matrisi oluşur. Yani her bir 160000 nöron 4096 nöron ile bağlanmaktadır. Bu sebepten dolayı bu katmana tam bağlantılı katman denilmektedir (Işık ve Artuner, 2016).

1.3.1.5 DropOut Katmanı

ESA'da büyük veriler ile eğitim işlemi yapıldığı için bazen ağ ezberleme yapar. Ağın ezberlemesinin önüne geçmek için bu katman kullanılır. (Srivastava, Hinton et al. 2014). Bu katmanda uygulanan temel mantık ağın bazı düğümlerinin kaldırılmasıdır.



Şekil 12: Standart bir ESA ağına DropOut katmanının uygulanması

1.3.1.6 Sınıflandırma Katmanı (Classification Layer)

Hücreye gelen net girdiyi işleyerek hücrenin bu girdiye karşılık üreteceği çıktının belirlenmesini sağlar (Işık ve Artuner, 2016). Diğer bir deyişle çıkış katmanı normalize ederek çıkışın toplam sonucunun 1 olmasını sağlar. Bu durumda her bir sınıfa ait olan çıkış aktivasyonunun değeri, girişin o sınıfa ait olma olasılığını vermiş olur.

2. METOD

2.1 Deney Kurulumu

Bu çalışma kapsamında iki farklı analiz elde edilmiştir

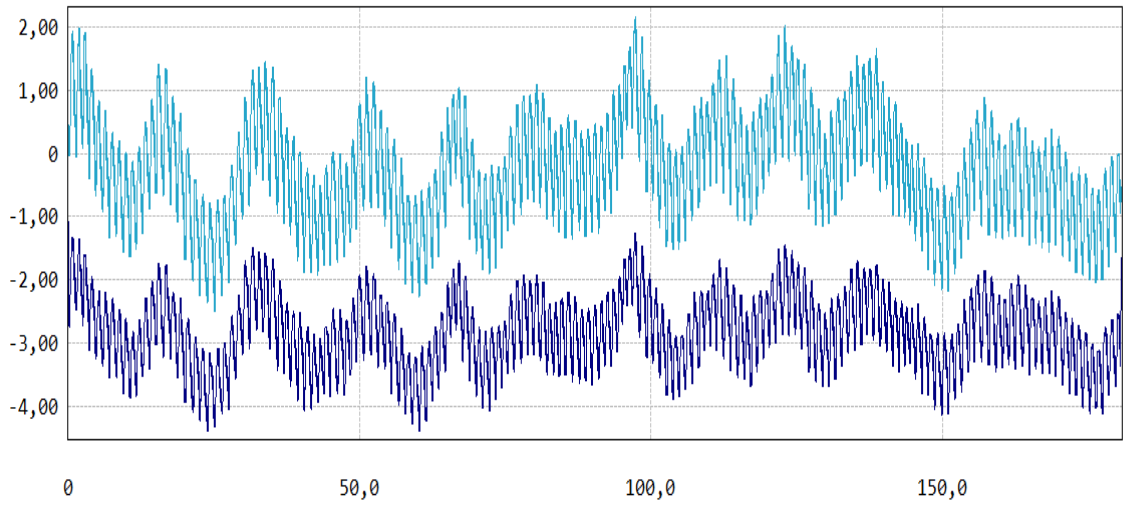
- i) İlk çalışmada ölçümler rastgele seçilmiş iki katılımcı üzerinde yapıldı. Katılımcılar gönüllülük esasına göre seçildi. Ölçüm sırasında katılımcılardan gözlerini kapatması ve sakinleşmesi istendi. Katılımcı sakinleştikten sonra fotopletismografi (PPG) aygıtı ve akıllı telefon kamerası eşzamanlı olarak başlatıldı. Kaydedilen veriler Procalysis (Procalysis® Propersona, Simplana) programı üzerinde gürültü ve bozuk sinyallerden temizlendi. Dalgacık Dönüşümü Zaman-Frekans analizi yapıldı. PPG aygıtıyla alınan sinyaller ile kameradan alınan veriler karşılaştırıldı.



Şekil 13: Akıllı telefon kamerası ve PPG aygıtı deney kurulumu

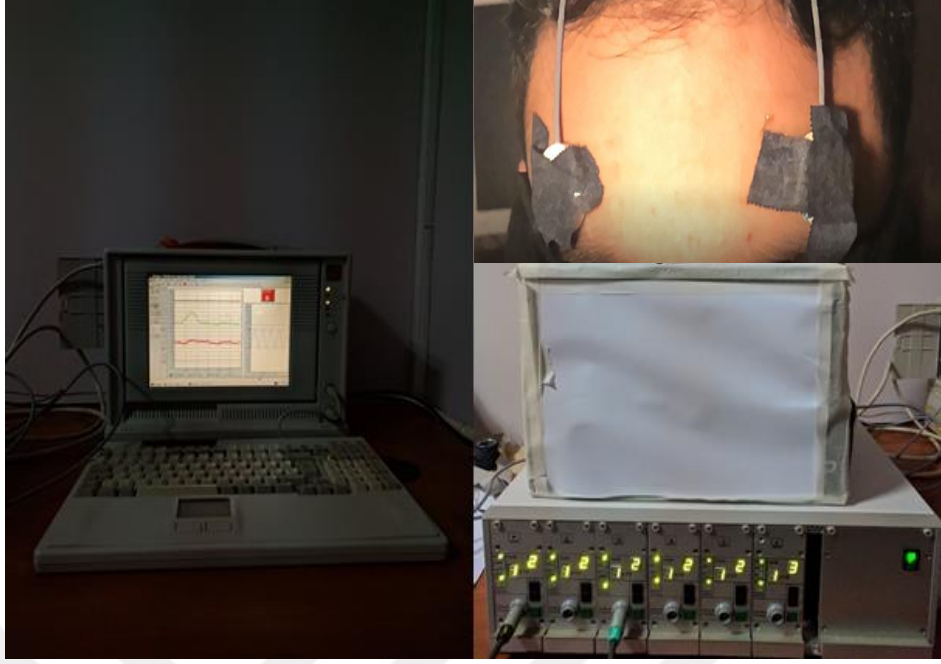
PPG ölçümlerinde iki adet PPG sensörü alın bölgesinin sağ ve sol tarafına eşit hizada yerleştirilmiştir. PPG aygıtından alınan kayıtlar analog-dijital dönüştürücü

(Data Translation, DT 2812a) ile bilgisayardaki yazılım programına (DiaDem, National Instruments®) anlık olarak aktarılmıştır. Veriler bilgisayar ortamına 1000 Hz toplama hızı ve 12 bit çözünürlükte aktarılmıştır. Video kayıtları için 1920x1080p ve 3840x2160p çözünürlüklerde, saniyede 60 kare kayıt yapan akıllı telefon kamerası kullanılmıştır. Kamera yüksekliği alın seviyesinde, bireyden 30 cm uzaklıkta sabitlenmiştir(Şekil13). PPG ölçümü ve akıllı telefon kamerası eşzamanlı başlatılarak 180 saniyelik kayıt yapıldı. İlk ölçümlerde bireyin yüzü 100 cm uzaklıktan kamera flaşıyla aydınlatılmıştır. İkinci ölçümlerde aydınlatma için mavi, kırmızı, yeşil ve beyaz led ışıklar kullanıldı. Kameradan alınan video kayıtlarının işlenmesi için MATLAB (R2017a,MathWorks®) programı üzerinde, iki PPG sensörü arasında kalan glabella bölgesinde seçilen dikdörtgen bir alandan ve bu alanın içinde belirlenen bir nokta belirlenerek sinyaller elde edildi (Şekil14).



Şekil 14:Ham veri. PPG sinyalleri alının sağ ve sol tarafları için aynı anda kaydedilmiştir. Bu uyum, akıllı telefonların video kayıt işlemi için iki PPG sensörü arasında dikdörtgen alan seçilmesine neden olur.

- i) Bu çalışmada ise ölçümler rastgele seçilmiş üç katılımcı üzerinde yapılmıştır. Üç katılımcının PPG verileri ve kamera kayıtları toplanmıştır. PPG ve kamera kaydı aynı anda başlatılmıştır. Katılımcının dinlenme, izometrik ve interval durumlarını sağlamak için 3 farklı ölçüm koşulu yaratılmıştır.



Şekil 15: PPG aygıtı ve alına yerleştirilen 2 adet sensör

PPG ölçümlerinde iki adet PPG sensörü alın bölgesinin sağ ve sol tarafına eşit hızda yerleştirilmiştir. RWTH Aachen üniversitesi tarafından tasarlanan PPG aygıtından alınan kayıtlar analog-dijital dönüştürücü (Data Translation, DT 2812a) ile bilgisayardaki yazılım programına (DiaDem, National Instruments®) anlık olarak aktarılmıştır. Veriler bilgisayar ortamına 1000 Hz toplama hızı ve 12 bit çözünürlükte aktarılmıştır (Şekil15).



Şekil 16 :acA640-750uc - Basler ace hızlı kamera

Cihaz Özellikleri		
Sensör	→	PYTHON 300
Max. Görüntü Çemberi	→	1/4"
Sensör Tipi	→	CMOS
Sensör Boyutu	→	3.1mm X 2.3mm
Çözünürlük (a x b)	→	640 x 480 piksel
Çözünürlük	→	VGA
Kare Hızı	→	751 fps
Renksiz / Renkli	→	Renkli

Video görüntüleri için VGA çözünürlükte, 3.1mm*2.3mm sensöre sahip, 640*480 piksel, saniyede 751fps veri alabilen, USB 3.0 destekli **acA640-750uc- Basler ace** kamerası kullanılmıştır (Şekil16).



Şekil 17 Deney2 kurulumu

Kameranın yüksekliđi gönüllüye yatay olarak alnından 50 cm mesafede tripot ile sabitlendi. PPG cihazı ve kamera aynı anda başlatıldı ve 180(30x6) saniye boyunca kayıt alındı. Kayıtlar sırasında, katılımcının yüzü 100 cm mesafeden mavi LED ışıkla aydınlatıldı (Şekil 17). Kameranın saniyedeki veri sayısı fazla olduğundan video çekimleri 30 saniyelik 6 parçadan oluşturuldu. Bu videolar MATLAB R2017a yazılımı ile tek tek işlendikten sonra yine MATLAB R2017a yazılımı ile birleştirildi.

3. ANALİZ

i) Akıllı telefon kamerası kullanılarak alınan video kayıtları MATLAB programında işlendi (şekil 18). Bu kayıtlardan kırmızı, yeşil ve mavi ışık bileşenleri için sinyaller çıkarıldı. Procalysis programında sinyaller artefaktlar arındırıldı. Verilerden doğru akım ve sinyal eğilimleri kaldırıldı.

```
i=0;
R=[];
G=[];
B=[];
v = VideoReader('320x240 250fps.avi');
for t=1:1:30000
    video = readFrame(v);
    i=i+1;
    disp(i);
    R(:,i)=squeeze(video(95:179,83:272,1));

    G(:,i)=squeeze(video(95:179,83:272,2));

    B(:,i)=squeeze(video(95:179,83:272,3));
end

%figure;imagesc(video)
%figure;imagesc(video(106:179,95:248));
%figure;imagesc(video(480:750,1115:1225));
%figure;imagesc(video(427:557,542:582,3));

csvwrite('320x240 250fpsR.txt',mean(squeeze(mean(R,1)),1));
csvwrite('320x240 250fpsG.txt',mean(squeeze(mean(G,1)),1));
csvwrite('320x240 250fpsB.txt',mean(squeeze(mean(B,1)),1));
```

Şekil 18:Deney 1 MATLAB kodu

Dalgacık Dönüşümü Zaman-Frekans analizinde 0.04-0.4 Hz. frekans bantları aralığında solunum ve tansiyon dalgaları incelendi. Bu işlemler aynı şekilde nabız için 0.5-2.5 Hz. frekans bantları aralığında tekrarlandı.

PPG sensörleri kullanılarak alının sağ ve sol bölgesinden alınan sinyallerin zaman-frekans analizi spektrumları birbiriyle çarpılarak ortak frekanslar baskın hale getirildi. Spektrumlar değerlendirilirken 0.5-2 Hz frekans bantlarının anlık en yüksek frekans grafiği çizdirildi. Kameradan mavi, yeşil ve kırmızı bileşenleriyle alınan sinyal spektrumlarında aynı işlem uygulandı.

Wavelet Zaman-Frekans analizindeki anlık en yüksek frekans grafiklerinin ortalama değerleri kaydedildi. PPG ile kamera bileşenleri arasında sınıf içi korelasyon katsayıları iki yönlü rasgele etki modeliyle analiz edildi.

Bu çalışmada hızlı kameradan alınan video görüntülerini işlemek ve .avi formatından .mat formatına çevirmek için MATLAB R2017a yazılımı kullanılmıştır(Şekil 19).

```

clear
sayac=0;
CB=uint8(zeros(15000,71,81,3));
figure;
say=0;
for i=1:10:250*30
    Y=mmread('huseyinizometrik6.avi',i);
    a=Y.frames.cdata;
    a=double(a);
    subplot(1,2,1);
    imagesc(squeeze(a(:,:,2)));colormap gray;drawnow;
    title(num2str(i))

    ind=find( (a(:,:,1)>200) &(a(:,:,2)>200) & (a(:,:,3)>200) );
    if (length(ind)>5)
    [Qx Qy]=ind2sub([180 400],ind);
    else
        continue;
    end
    %figure;imagesc(a/255); hold on;
    %plot(Qy,Qx,'r*')
    [li vm]=kmeans_fast_Color([Qx Qy],2);
    left=find(li(:,2)==1);
    right=find(li(:,2)==2);
    %figure;imagesc(a/255); hold on;
    %plot(Qy(left),Qx(left),'r*')
    %plot(Qy(right),Qx(right),'g*')
    d=35;
    left=fix([mean(Qx(left)) mean(Qy(left))]);
    right=fix([mean(Qx(right)) mean(Qy(right))]);
    sol=fix((left(1)+right(1))/2);

    if (~isnan(sol) & ~isnan(left))
    imge=a(sol-d:sol+d,left(2) : left(2)+80,:);
    say=say+1;
    end
    subplot(1,2,2);
    imagesc(imge/255)
    sayac=sayac+1;
    CB(sayac,:,:)=imge;
    pause(0.001);
end

save huseyinizometrik6.mat

```

Şekil 19:Deney 2 MATLAB kodu

400x180 piksel çözünürlük ve 250 Hz. kaydedilen videolar kullanılarak görüntü seti oluşturulmuş ve Python 3.5 yazılımında konvolüsyonel sinir ağlarında girdi olarak kullanılmıştır. Video serileri birey dinlenme durumunda iken ve elinde ağırlık ile interval, izometrik kasılma sırasında kaydedilmiştir. Veri setindeki görüntüler R-G-B bileşenleri kullanılarak her görüntü için matris 400x180x3 olarak elde edilmiştir. Oluşturulan seti eğitmek, test etmek ve sınamak için (train-test-validation) yöntemi kullanılmıştır. Setin %80'i eğitim için kullanılarak 10 kez tekrar ettirilmiştir, %20'si kullanılarak 1 kez test edilmiştir (Şekil 20).



```

7
8 import scipy.io
9 import numpy as np
10 import keras
11 from keras.models import Sequential
12 from keras.layers import Dense, Dropout, Flatten
13 from keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D
14 from keras.optimizers import SGD
15 import matplotlib.pyplot as plt
16
17
18
19 #Dat=scipy.io.loadmat('datasample.mat')
20
21 Dat=scipy.io.loadmat('E:\BERKANT\deep\sampleSelen.mat')
22
23 train_images=Dat['trai']
24
25 test_images=Dat['testi']
26
27 train_labels=Dat['trac']
28
29 test_labels=Dat['testc']
30
31
32
33
34
35 # Generate dummy data
36
37 #x_train = np.random.random((100, 100, 100, 3))
38
39 #y_train = keras.utils.to_categorical(np.random.randint(10, size=(100, 1)), num_classes=10)
40
41 #x_test = np.random.random((20, 100, 100, 3))
42
43 #y_test = keras.utils.to_categorical(np.random.randint(10, size=(20, 1)), num_classes=10)
44
45
46
47 train_images = train_images.astype('float32') / 255
48
49 test_images = test_images.astype('float32') / 255
50
51
52
53 x_train = train_images.reshape(87612,128,128,1)
54
55 y_train=keras.utils.to_categorical(train_labels, num_classes=3)
56
57 x_test = test_images.reshape(1200,128,128,1)
58
59 y_test=keras.utils.to_categorical(test_labels, num_classes=3)
60
61

```



```

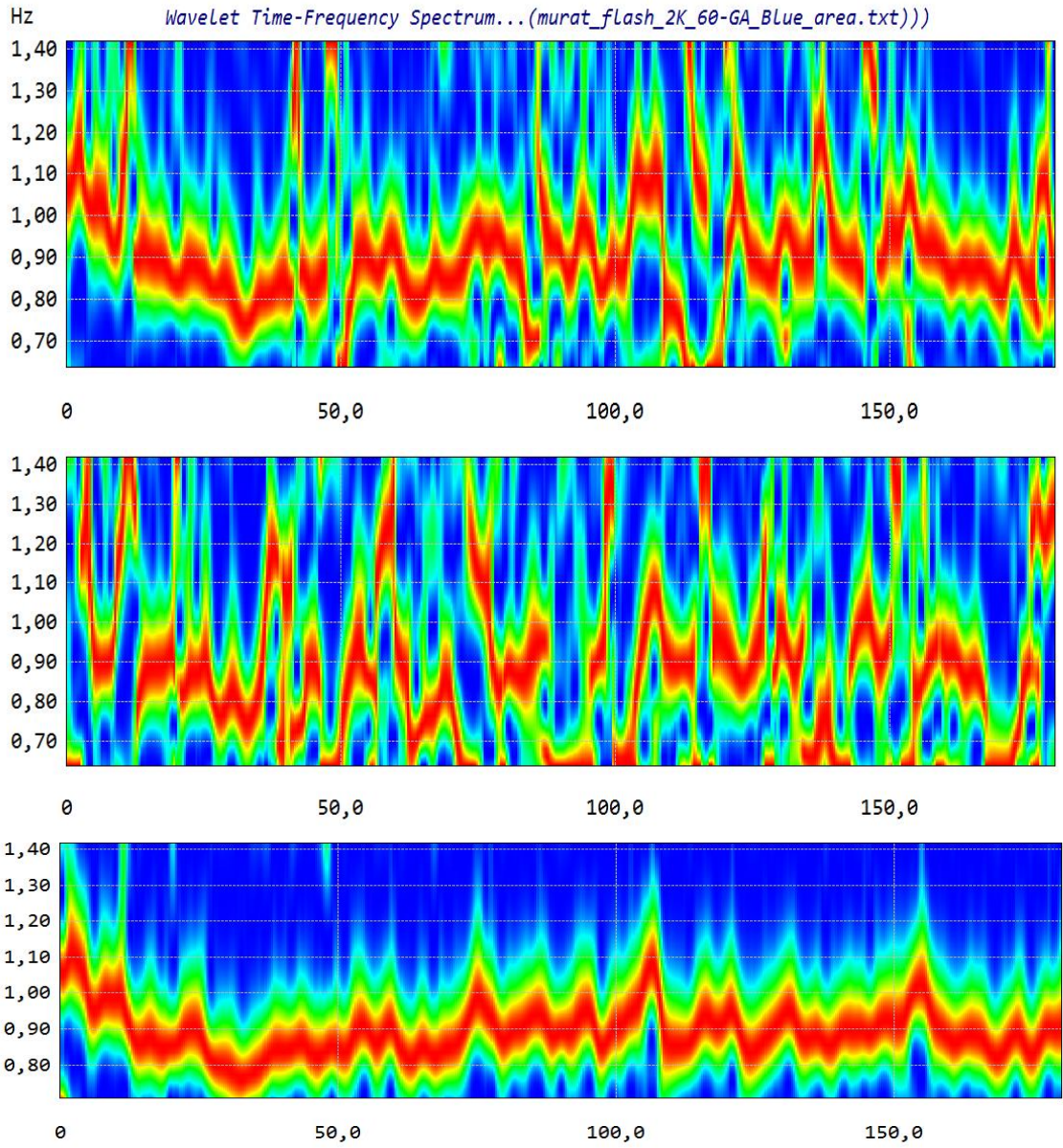
67 model = Sequential()
68
69 # input: 100x100 images with 3 channels -> (100, 100, 3) tensors.
70
71 # this applies 32 convolution filters of size 3x3 each.
72
73 model.add(Conv2D(32, (5, 5), activation='relu', input_shape=(128,128,1)))
74
75 model.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu'))
76
77 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
78
79 model.add(Dropout(0.25))
80
81
82
83 model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
84
85 model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
86
87 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
88
89 model.add(Dropout(0.25))
90
91
92
93 model.add(Dropout(0.25))
94
95
96
97
98
99 model.add(Flatten())
100
101 model.add(Dense(512, activation='relu'))
102
103 model.add(Dropout(0.5))
104
105 model.add(Dense(3, activation='softmax'))
106
107
108
109 sgd = SGD(lr=0.01, decay=1e-6, momentum=0.9, nesterov=True)
110
111 #model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=sgd)
112
113 model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
114
115 #model.compile(optimizer='sgd', loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
116
117
118
119 model.fit(x_train, y_train, batch_size=128, epochs=10)
120
121 test_loss, test_acc = model.evaluate(x_test, y_test)
122
123 print('test_acc:', test_acc)

```

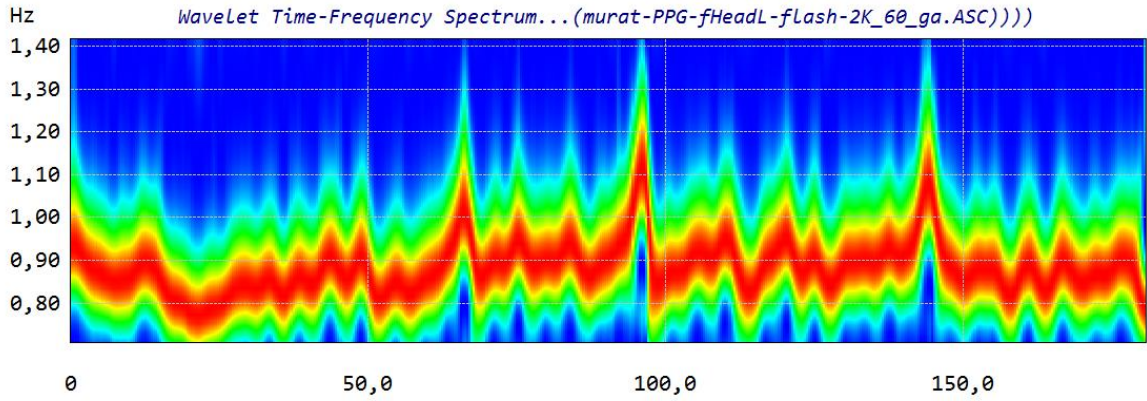
Şekil 20:Deney 2 Python kodu

4. BULGULAR

- i) Bu çalışmada sonuç olarak akıllı telefon kamerasıyla insan yüzünden alınan video kayıtlarında MATLAB programı aracılığıyla kamera bileşenlerinin sinyale dönüştürülmesi ve katılımcının nabız bilgisine ulaşılması sağlandı. PPG aygıtı ve kamera bileşenlerinden elde edilen sinyallerde nabız değerlerini incelemek için 0.5-2.0 Hz aralığında Wavelet Zaman-Frekans Spektrumları incelendi.



Şekil 21:Deney1 Akıllı telefonun RGB ışık bileşeni Dalgacık Zaman Frekans Spektrum Analizi



Şekil 22: PPG sinyalinin Dalgacık Zaman Frekansı Spektrum Analizi

Bu frekans bantlarındaki en güçlü frekans noktalarında PPG verileri, video kayıtlarından çıkarılan mavi, yeşil ve kırmızı bileşenler ile gözlemsel ve nicel olarak karşılaştırıldı.

Video kayıtlarının uzamsal çözünürlüğü, çeşitli aydınlatma koşullarının varlığında elde edildi. Sınıf içi korelasyon, PPG sinyali ve kamera kayıtlarının bileşenleri kullanılarak hesaplandı. Videonun yeşil bileşeni ile PPG arasında en yüksek katsayı ($r = 0,961$), mavi bileşen için $0,938$ idi. Öte yandan, kırmızı bileşen için $0,866$ değer bulunmuştur (Şekil 23).

Intraclass Correlation Coefficient for PPG-Green means					
Single Measures	Intraclass Correlation	95% Confidence Interval		F Test with True Value 0	
		Lower Bound	Upper Bound	Value	p
	,961^a	0,894	0,986	53,574	0.000

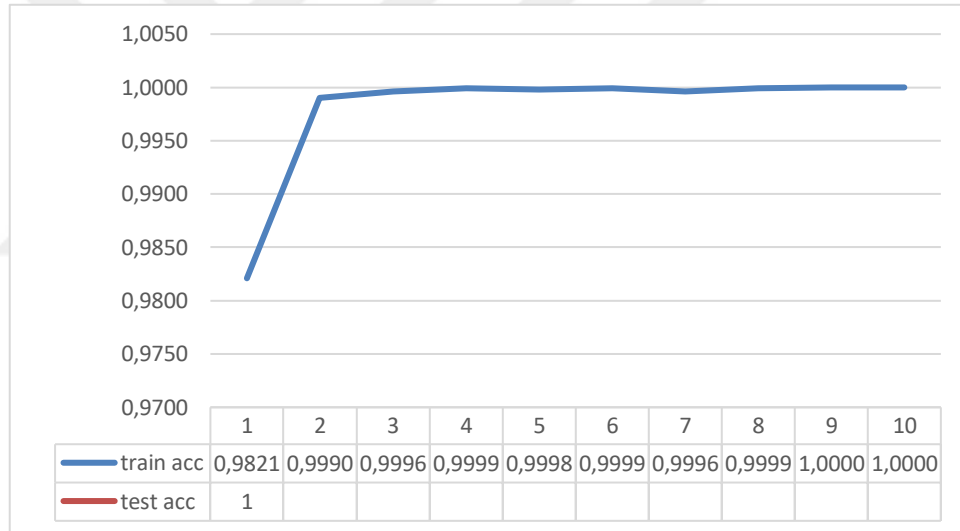
Intraclass Correlation Coefficient for PPG-Blue means					
Single Measures	Intraclass Correlation	95% Confidence Interval		F Test with True Value 0	
		Lower Bound	Upper Bound	Value	p
	,938^a	,834	,978	32,717	0.000

Intraclass Correlation Coefficient for PPG-Red means					
Single Measures	Intraclass Correlation	95% Confidence Interval		F Test with True Value 0	
		Lower Bound	Upper Bound	Value	p
	,866^a	,666	,951	14,434	0.000

Şekil 23: Sınıf İçi Korelasyon PPG ve Kamera RGB Bileşen

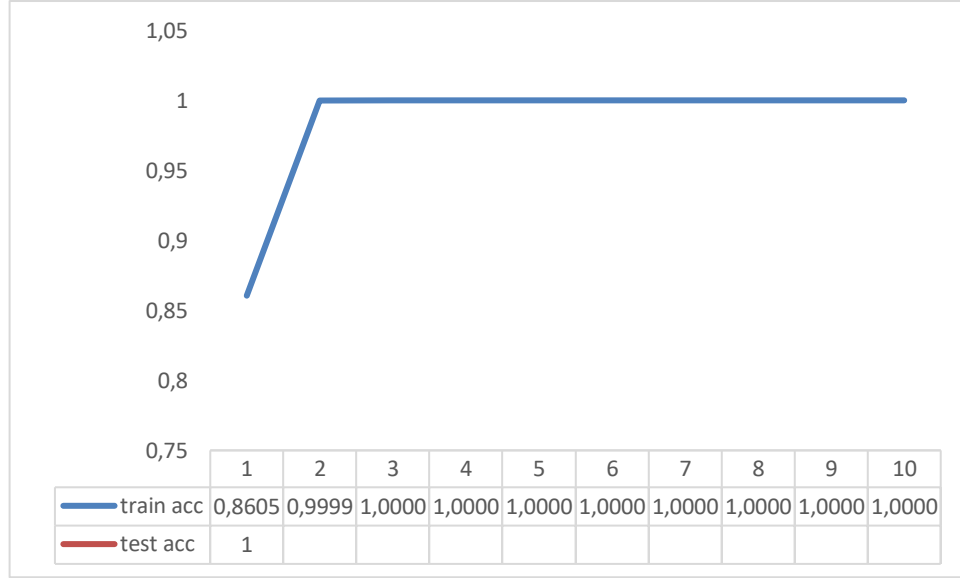
PPG ölçümleri, kalp atış hızı ve ANS aktivitesi hakkında bilgi içerir. Bu çalışmada video kayıtlarının doğru kullanılmasıyla sadece kalp atış hızı bilgisi elde edilmiştir. Bu çalışmaya göre, akıllı telefonun yeşil ışık bileşeni bize, hastanın kalp atış hızı değerine ulaşmak için en iyi sonuçları vermiştir.

- ii) Konvolüsyonel sinir ağları kullanılarak yapılan eğitim ve test aşamaları sonrasında dinlenme durumu ve izometrik, interval çalışma sırasında bireylerin alın görüntüleri kaydedilerek girdi olarak kullanılması sonucunda iki durumun ortalama 0.98 doğruluk ile sinir ağları tarafından sınıflandırıldığı görülmüştür.



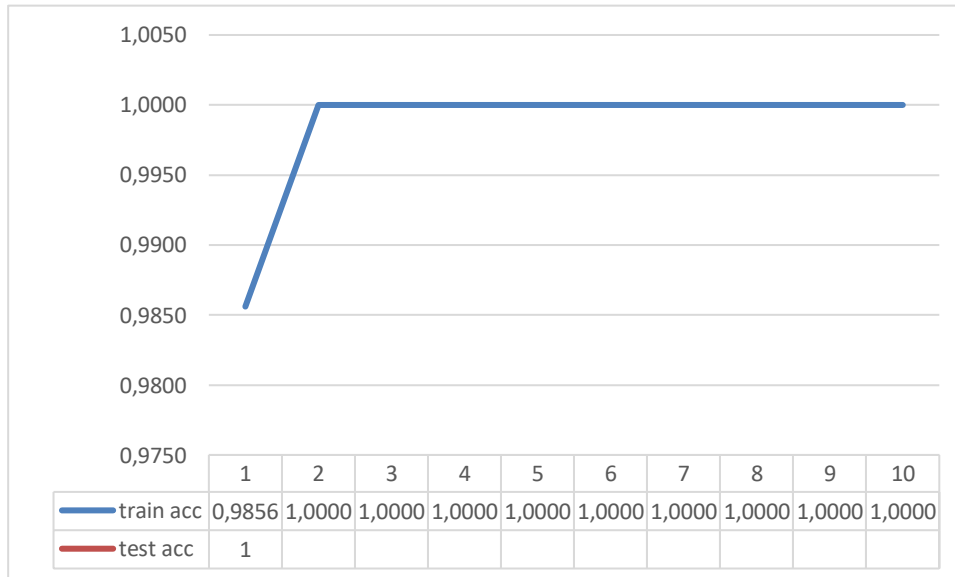
Şekil 24 Denek 1 için sınıflandırma sonuçları

Şekil24'deki grafikte görüldüğü üzere denek 1 için dinlenme, interval, izometrik kasılma sırasında çekilen videolar kullanılarak yapılan sinir ağı 10-fold sınıflandırması sonucunda setin ilk kısmında 0.98 doğruluk skoruna ulaşılmış ve 3. Denemeden itibaren sınıflandırma 1.00 seviyesine ulaşmıştır.



Şekil 25 Denek 2 için sınıflandırma sonuçları

Şekil25 Denek 2 için dinlenim, interval, izometrik kasılma sırasında çekilen videolar kullanılarak yapılan sinir ağı 10-fold sınıflandırması sonucunda setin ilk kısmında 0.98 doğruluk skoruna ulaşılmış ve 2. Denemeden itibaren sınıflandırma 1.00 seviyesine ulaşmıştır.



Şekil 26:Denek 1 için sınıflandırma sonuçları

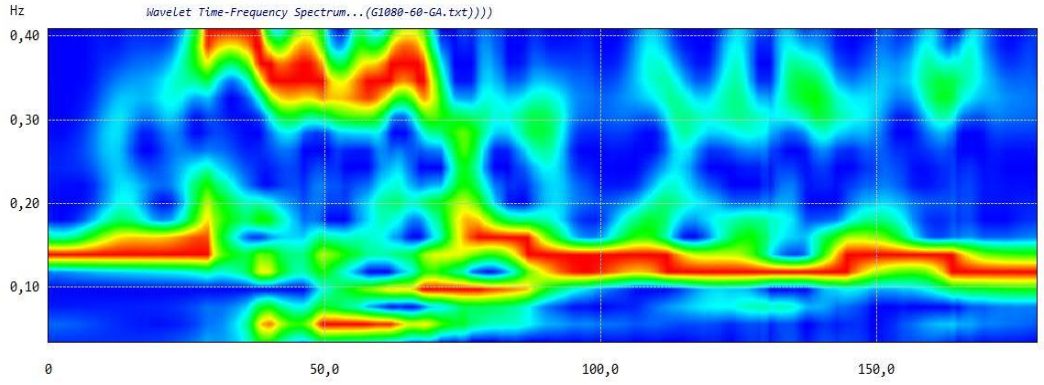
Şekil26 Denek 3 için dinlenim, interval, izometrik kasılma sırasında çekilen videolar kullanılarak yapılan sinir ağı 10-fold sınıflandırması sonucunda setin ilk

kısımında 0.98 doğruluk skoruna ulaşılmış ve 2. Denemeden itibaren sınıflandırma 1.00 seviyesine ulaşmıştır.

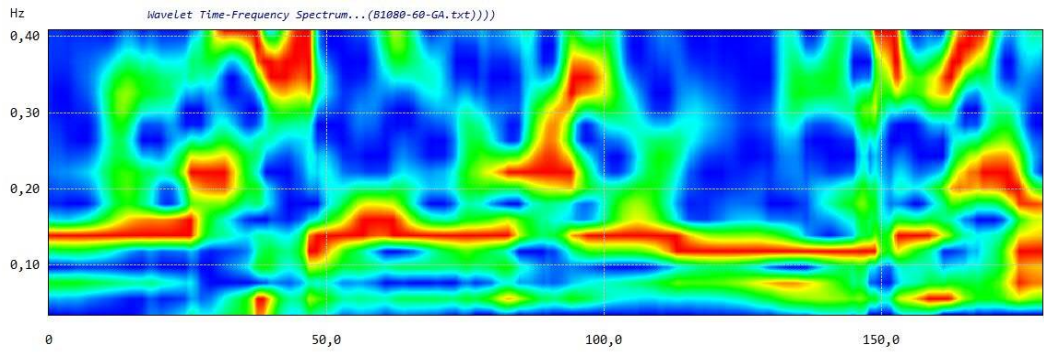
Yeşil bileşen kullanılarak dalgacık dönüşümü sonucunda nefes ritmi 0.12 Hz civarında tüm zamanda gözlenmekte iken mavi bileşende tüm zamanda 0.12 Hz civarında bir güç dağılımı gözlenmektedir. Dalgacık dönüşümü iPPG verisine uygulandığında gerek ventilasyon gerekse de nefes ritmi farklı frekans aralıklarında gözlenmektedir.

GA durumunda Kamera görüntülerinden;

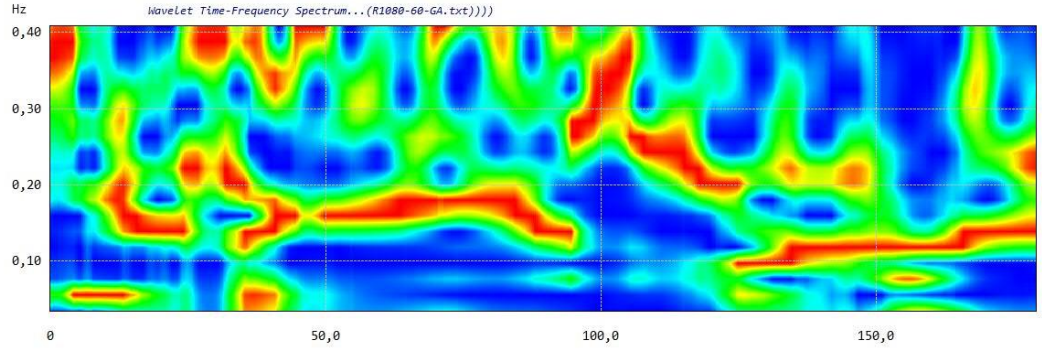
Yeşil Bileşen



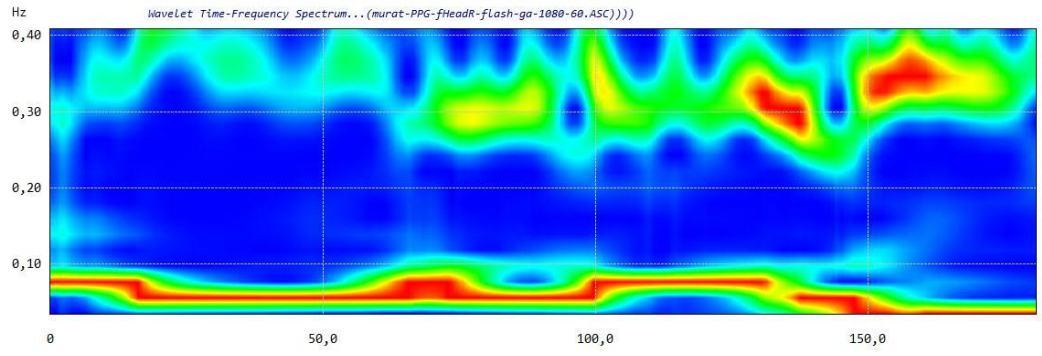
Mavi bileşen



Kırmızı Bileşen



PPG sinyalinden yola çıkılarak;



5. TARTIŞMA VE SONUÇ

İlk deneyde sonuç olarak akıllı telefon kamerasıyla insan yüzünden alınan video kayıtlarında MATLAB programı aracılığıyla kamera bileşenlerinin sinyale dönüştürülmesi ve katılımcının nabız bilgisine ulaşılması sağlandı. PPG aygıtı ve kamera bileşenlerinden elde edilen sinyallerde nabız değerlerini incelemek için 0.5-2.0 Hz aralığında Wavelet Zaman-Frekans Spektrumları incelendi. Bu frekans bantlarındaki en güçlü frekans noktalarında PPG verileri, video kayıtlarından çıkarılan mavi, yeşil ve kırmızı bileşenler ile gözlemsel ve nicel olarak karşılaştırıldı.

Farklı kamera çözünürlükleri ve farklı ortam ışıklarıyla alınan ölçümlerde PPG ve kamera bileşenlerinde sınıf içi korelasyon düzeyleri değerlendirildi. PPG sinyali ile karşılaştırıldığında kamera bileşenleri içinde en yüksek korelasyon düzeyine 0,900 korelasyon katsayısı ile kameranın yeşil bileşeninden çıkarılan sinyalde ulaşıldı. Aynı şekilde PPG ile kameranın mavi bileşeninden çıkarılan sinyal arasında korelasyon katsayısı 0,799 düzeyinde yüksek düzeyde, kırmızı bileşeninden çıkarılan sinyalde korelasyon katsayısı 0,698 olarak orta düzeyde korelasyon bilgilerine ulaşıldı.

PPG aygıtından alınan sinyallerde nabız ve otonom sinir sisteminin kalp üzerindeki etkileri gözlemlendi. Video kayıtlarında ise işlenen verilerde şu an için yalnızca nabız bilgisine güvenilir şekilde ulaşıldı. Otonom sinir sisteminin kalp üzerindeki etkileri zaman-frekans analizinde gözlemlenemedi.

İkinci deneyde birinci deneydekine göre daha hızlı kamera kullanıldı ve daha çok veri toplandı. Toplanan bu veriler MATLAB programı aracılığıyla .mat uzantısına çevrildi ve PYTHON programında girdi olarak kullanıldı. PPG aygıtı ve kamera bileşenlerinden elde edilen kalp atımı ve ventilasyon parametrelerinin derin öğrenme algoritmasıyla sınıflandırılması ve analizi konvolüsyonel sinir ağları kullanılarak yapılan eğitim ve test aşamaları sonrasında dinlenim durumu ve izometrik, interval çalışma sırasında bireylerin alın görüntüleri kaydedilerek girdi olarak kullanılması sonucunda üç durumun ortalama 0.98 doğruluk ile sinir ağları tarafından sınıflandırıldığı görülmüştür.

KAYNAKÇA

Aristodimou A. Dimensionality Reduction Techniques for Modelling Point Spread Functions in Astronomical Images. Master of Science, School of Informatics University of Edinburgh. 2011.

Ateş G, Polat K. Bulanık Mantık ve Hareketli Ortalamaya Dayanan Pals Oksimetre İle Kandaki Oksijen Saturasyonunun Ölçülmesi. 2012. http://www.emo.org.tr/ekler/aa87b54ed6c1dbc_ek.pdf?dergi=892 (Erişim Tarihi: 3.07.2018).

Bailey J, Fecteau M, Pendleton NL. Wireless Pulse Oximeter, Worcester Polytechnic Institute. 2008.

Bal U, Bal A. Temassız Fotopletismografi ile Nabız Kestiriminde Hemoglobin Seviyesinin Etkisi. Dokuz Eylül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Fen ve Mühendislik Dergisi. 2015; cilt:17, no:2 , sayı:50, s: 47-53.

Binns SH, Sisson DD, Buoscio DA, Schaeffer D. Doppler Ultrasonographic, Oscillometric Sphygmomanometric and Photoplethysmographic Techniques for Noninvasive Blood Pressure Measurement in Anesthetized Cats. J Vet Intern Med. 1995;9(6):405-14.

Bonomi AG, Fons S, Linda ME, Jenny M, Ronald MA, Saeed B, Helma M de M, Lukas D. Atrial Fibrillation Detection using Photo-plethysmography and Acceleration Data at the Wrist. Computing in Cardiology. 2016; Vol 43.

Elgendi M. On the analysis of fingertip photoplethysmogram signals. Curr Cardiol Rev.2012; 8:14–25.

Güven P. Karışık İşitsel ve Görsel Sinyallerin Kör Kaynak Ayrıştırma Yöntemiyle Birbirlerinden Ayrılması. Yüksek Lisans Tezi, Anadolu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı. 2005. Eskişehir.

Hsiu H, Hsu CL, Wu TL. Effects of different contacting pressure on the transfer function between finger photoplethysmographic and radial blood pressure waveforms. J. Eng. Med. 2011; 225, 575–583.

İlgın FY. Negatif Olmayan Matris Ayırıştırma İle Tek Kanal K r Kaynak Ayırıştırma, Y ksek Lisans Tezi, Karadeniz Teknik  niversitesi, Fen Bilimleri Enstit s , Elektrik-Elektronik M hendisliđi Ana Bilim Dalı. 2013. Trabzon.

Johansson A. Neural network for photoplethysmographic respiratory rate monitoring. Med. Biol. Eng. Comput. 2003; 41: 242.

Kavsaođlu AR. PPG (Fotopletizmografi) Sinyalleri ile Biyometrik Tanımlama Sistemi. Doktora Tezi, Sakarya  niversitesi Fen Bilimleri Enstit s . 2014. Sakarya.

Kavsaođlu AR, Polat K, Bozkurt MR. Temaslı ve temassız PPG sinyallerinin biyometrik tanımda kullanımı ve performans karřılařtırılması. Tıp Teknolojileri Ulusal Kongresi. 2014;167-171.

Kim BS, Yoo SK. Motion artifact reduction in photoplethysmography using independent component analysis. IEEE Trans. Biomed. Engg. 2006; 53, (3), s. 566–568.

Kyriacou PA, Powell S, Langford RM, Jones DP. Investigation of oesophageal photoplethysmographic signals and blood oxygen saturation measurements in cardiothoracic surgery patients. Physiological Measurement. 2002; vol.23, 533-545.

Pedersen M, Wang DL, Larsen J, Kjems U. Overcomplete Blind Source Separation by Combining Ica and Binary Time-Frequency Masking, Machine Learning for Signal Processing, 2005; 12, 15 –20.

Peng R, Zhou X, Lin H, Zhang Y, Extraction of Heart Rate Variability from Smartphone Photoplethysmogram. Hindawi Publishing Corporation Computational and Mathematical Methods in Medicine. 2015.

Ram MR, Madhav KV, Krishna EH, Reddy KN, Reddy KA. Use of multi-scale principal component analysis for motion artifact reduction of PPG signals. Presented at Recent Advances in Intelligent Computational Systems (RAICS), 2011 IEEE.

Rozi RM, Usman S, Mohd Ali MA, Reaz MBI. Second derivatives of photoplethysmography (PPG) for estimating vascular aging of atherosclerotic patients. In 2012 IEEE-EMBS Conference on Biomedical Engineering and Sciences, IECBES 2012;256-259.

Rubins U, Upmalis V, Rubenis O, Jakovels D, Spigulis J. Real-time photoplethysmography imaging system. In 15th Nordic-Baltic Conference on Biomedical Engineering and Medical Physics. 2011; p. 183-186. Springer Berlin Heidelberg.

Ruggiero E, Castro SA, Habtemariam A, Luca S. Upconverting Nanoparticles For The Near Infrared Photoactivation Of Transition Metal Complexes: New Opportunities And Challenges In Medicinal Inorganic Photochemistry. Dalton Trans.. 2016; 45. 10.1039/C6DT01428C.

Sarkar A. Cardiac Signals: Remote Measurement and Applications. Doktora Tezi, Virginia Polytechnic Institute and State University, Electrical Engineering, 2017. Blacksburg, Virginia.

Secerbegovic A, Bergsland J, Halvorsen P, Suljanovic N, Mujcic A, Balasingham I. Blood pressure estimation using video plethysmography. 2016; 461-464. 10.1109/ISBI.2016.7493307.

Sun Y, Charlotte P, Vicente AP, Roy K, Stephen G, Sijung H. Use of ambient light in remote photoplethysmographic systems: comparison between a high-performance camera and a low-cost webcam. Journal of Biomedical Optics 2011;17(3).

Tamura T, Maeda Y, Sekine M, Yoshida M. Wearable Photoplethysmographic Sensors—Past and Present. *Electronics*. 2014; 3(2):282-302.

Teng XF, Zhang YT. The effect of contacting force on photoplethysmographic signals. *Physiol. Meas.* 2004; 25, 1323–1335.

Tuna S, Mehmet R.B, Muhammed KU, Cahit B. Sleep staging using photoplethysmography signal and kNN nearest neighbor algorithm. Signal Processing and Communication Application Conference (SIU), 2016 24th. IEEE, 2016.

Wang M, Chao H, Hang C, Shuming Y. Preprocessing PPG and ECG Signals to Estimate Blood Pressure Based on Noninvasive Wearable Device. 3rd International Conference on Engineering Technology and Application. ICETA 2016.

Wang W, den Brinker AC, Stuijk S, de Haan G. Amplitude-selective filtering for remote-PPG. *Biomed Opt Express*;8(3):1965–1980. (2017a)

Wang W, den Brinker AC, Stuijk S, de Haan G. Color-distortion filtering for remote photoplethysmography. Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2017) 12th IEEE International Conference. (2017b).

Xia H, Zhouxiao B, Haomiao J. Mobile cardiac pulse measurements. *Electrical Engineering*. 2012.

LeCun, Yann, et al. "Gradient-based learning applied to document recognition." *Proceedings of the IEEE* 86.11 (1998): 2278-2324.

ASSAEL, Yannis M., et al. Lipnet: End-to-end sentence-level lipreading. *arXiv preprint arXiv:1611.01599*, 2016.

XU, Kelvin, et al. Show, attend and tell: Neural image caption generation with visual attention. In: *International conference on machine learning*. 2015. p. 2048-2057.

HANSSON, Petra M., et al. Robust hydrophobic surfaces displaying different surface roughness scales while maintaining the same wettability. *Langmuir*, 2011, 27.13: 8153-8159.

CHA, Young-Jin; CHOI, Wooram; BÜYÜKÖZTÜRK, Oral. Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2017, 32.5: 361-378.

IŞIK, Gültekin; ARTUNER, Harun. Recognition of radio signals with deep learning Neural Networks. In: *2016 24th Signal Processing and Communication Application Conference (SIU)*. IEEE, 2016. p. 837-840.

SRIVASTAVA, Nitish, et al. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *The journal of machine learning research*, 2014, 15.1: 1929-1958.





Marmara Üniversitesi Tıp Fakültesi
Klinik Araştırmalar Etik Kurulu

BAŞVURU BİLGİLERİ	PROTOKOL KODU	09.2017.263
	PROJE ADI	Egzersiz Esnasında Toplanan Fotopletizmografi sinyallerinden Kalp Atım Hızı ve Ventilasyon Hızı Değişikliklerinin Ayırıştırılması
	SORUMLU ARAŞTIRICI ÜNVANI/ADI	Yrd.D.öç. Dr.Adil Deniz DURU

KARAR BİLGİLERİ	Tarih: 07.04.2017 Yukarıda başvuru bilgileri verilen araştırma başvuru dosyası ve ilgili belgeler araştırmanın gerekeceği amaç, yaklaşım ve yöntemleri dikkate alınarak incelenmiş ve gerçekleştirilmesinde sakınca bulunmadığı için Kurulumuzca onaylanmasına oy birliği ile karar verilmiştir. Onay sonrasında yapılacak her türlü proje değişiklikleri (katılımcılar, başlık vb.) veya protokol değişikliklerinin Etik Kurula bildirilerek proje onayının yenilenmesi gerekmektedir.
-----------------	--

ÜYELER Unvanı / Adı / Soyadı	Uzmanlık Dalı	Kurumu / EK Üyeliği	Onaylanan Proje ile İlişkisi		Toplantıya katılım		İmza
			Var	Yok	Evet	Hayır	
Prof.Dr. Haner DİREKENELE	Romatoloji	M.Ü Tıp Fakültesi/ Başkan	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Prof.Dr. Talih ERGÜN	Dermatoloji	M.Ü Tıp Fakültesi/Başkan Yrd.	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Prof. Dr. Sevil GÖRKEY	Top Tarih ve Etik	M.Ü Tıp Fakültesi/Üye	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Prof.Dr. Handan KAYA	Patoloji	M.Ü Tıp Fakültesi/Üye	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Prof.Dr. M.İbrahim GÜLLÜOĞLU	Genel Cerrahi	M.Ü Tıp Fakültesi/Üye	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Prof.Dr. Atilla KARAYILIP	Farmakoloji	M.Ü Tıp Fakültesi/Üye	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Prof.Dr. Semra SARDAS	Eczacı	M.Ü Eczacılık Fak/Üye	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Prof.Dr. Başak DOĞAN	Diş Hekimi	M.Ü Diş Hekimliği Fak/Üye	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Prof. Dr. Beste Melek ATASOY	Radyasyon Onkolojisi	M.Ü Tıp Fakültesi/Üye	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Doç. Dr. Lütfi KARAKOÇ AYDINER	Çocuk Sağlık ve Hastalıkları	M.Ü Tıp Fakültesi/Üye	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Doç.Dr. Meltem KORAY	Diş Hekimi	İstanbul Üniv. Diş Hekimliği Fak./Üye	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Doç. Dr. Gürkan SERT	Hukukçu	M.Ü Tıp Fakültesi/Üye	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Yrd.Doç.Dr. Figen DEMİR	Halk Sağlığı	Achadem Üniv. Tıp Fak.	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Yrd.Doç.Dr. Pınar Meza TİBER	Biyofizik	M.Ü Tıp Fakültesi/Üye	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Gözetmen Aynur MİRZA	Sağlık Mensubu olmayan kişi	Serbest	Var	Yok	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	



Berkant Aydemir

Şükrüpaşa Mah. Kimyalar Tabya sok. Altinkadeh Sitesi B Blok Daire:19

Cep: (507) 743 00 70

E-posta: mr.aydmr@gmail.com

KİŞİSEL BİLGİLER

Cinsiyet : Bay
Doğum Tarihi : 08/06/1993
Medeni Durum : Bekar
Uyruk : T.C.
Sürücü Belgesi : B
Askerlik Durumu : Terhis

EĞİTİM BİLGİLERİ

Yüksek lisans **Marmara Üniversitesi – İstanbul (3.00)**
Sporda Bilişim Teknolojileri - 15/___

Üniversite **Marmara Üniversitesi – İstanbul (2.96)**
Beden Eğitimi ve Spor Öğretmenliği - 2012/2015

Lise **İlhami Ertem Anadolu Lisesi – Edirne**
Sayısal – 2007/2011

İŞ DENEYİMİ

Edirne Esentepe Spor Kulübü - Yüzme Antrenörlüğü
Edirne Ağaogulları Spor Salonu - Fitness Antrenörlüğü
Başakşehir Beşiktaş Futbol Okulu - Futbol Antrenörlüğü
Beşiktaş Plaj Futbol Takımı - Oyuncu
Fenerbahçe/Kalamış CiSport Kafe - Kasiyer ve Yönetici

MTG İnsan Kaynakları ve Organizasyon - İnsan Kaynakları Yönetimi Meslek
Elemanı

Edirne Ağa Köşkü Restoran - İşletme Müdürü (devam ediyor)

YAYINLARI

Elektrik-Elektronik, Bilgisayar, Biyomedikal Mühendisleri Bilimsel Toplantısı 18-
19.04.2018

IEEE - Remote Assesment of Heart Rate and its Fluctiations by Smartphone Camera

SINAV BİLGİLERİ

ALES : Sayısal - 72,56904

Sözel - 60,38515

Eşit Ağırlık - 70,78097

YÖK-DİL : Sosyal Bilimler (İngilizce) - 70,000

REFERANSLAR

Hasan Birol ÇOTUK Prof. Dr. – Tel No.: 0533 432 64 14

(Marmara Üniversitesi)

Turgay BİÇER Prof. Dr. – Tel No.: 0532 254 11 51

(Marmara Üniversitesi)

İbrahim ERDEMİR Prof. Dr. – Tel No.: 0532 227 19 30

(Balıkesir Üniversitesi)

Adil Deniz DURU Doç. Dr. – Tel No.: 0532 644 40 37

(Marmara Üniversitesi)