

## GÖZ KIRPMA TESPİTİ İÇİN YENİ BİR UYARLAMALI EŞİK DEĞERİ ALGORİTMASI

Nur Yasin PEKER<sup>1\*</sup>, Ahmet Zengin<sup>2</sup>, Çiğdem EROĞLU ERDEM<sup>3</sup>, Mert Süleyman DEMİRSOY<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Sakarya Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Mekatronik Mühendisliği Bölümü, Sakarya, ORCID No :

<http://orcid.org/0000-0003-2468-2627>

<sup>2</sup> Sakarya Üniversitesi, Bilgisayar ve Bilişim Bilimleri Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Sakarya, ORCID No :

<http://orcid.org/0000-0003-0384-4148>

<sup>3</sup> Marmara Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Maltepe, İstanbul, ORCID No :

<http://orcid.org/0000-0002-9264-5652>

<sup>4</sup> Sakarya Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Mekatronik Mühendisliği Bölümü, Sakarya, ORCID No :

<http://orcid.org/0000-0002-7905-2254>

Anahtar Kelimeler	Öz
Görüntü işleme Yüz tanıma Göz en-boy oranı Göz kırpma algılama Uykululuk	<i>Uykululuk halinin önceden tespit edilmesi, uykuluğa bağlı trafik kazalarını önlemek, fiziksel ve ekonomik kayıpların önüne geçmek açısından önemlidir. Bir kamera yardımı ile kişilerin görüntüleri üzerinde görüntü işleme teknikleri uygulanarak uykululuk halini önceden kestirmek mümkündür. Bu çalışmada, literatürdeki veri kümelerinden yararlanılarak uykululuk halinin tespit edilmesinde büyük bilgiye sahip olan göz bölgesinden gelen öznitelikler ile göz kırpma tespiti yapmak için sabit ve uyarlamalı eşik değerleri ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Böylece, önerilen yöntem ile göz kırpma tespitindeki zorlukların ve buna bağlı hatalı ölçümlerin giderilmesi hedeflenmiştir. Çalışmada önerilen uyarlamalı eşik değerinin sabit bir eşik değerinden çok daha başarılı göz kırpma tespiti sonuçları verdiği, iki farklı veri kümesi üzerinde yapılan deneyler ile doğrulanmıştır.</i>

### A NEW ADAPTIVE THRESHOLD ALGORITHM FOR EYEBLINK DETECTION

Keywords	Abstract
Image processing Face detection Eye aspect ratio Eyeblink detection Drowsiness	<i>Detecting drowsiness in advance is very important for preventing traffic possible accidents due to fatigue which result in physical and economic losses. It is possible to predict drowsiness by applying computer vision techniques to facial videos captures using a camera. In this study, the features from the eye region, which carry a lot of information for drowsiness detection were evaluated for eye-blink detection with fixed and adaptive thresholds using the datasets in the literature. Thus, the aim is to eliminate the difficulties in detecting eye blinking with the proposed method and the resulting incorrect measurements. It was experimentally confirmed on two different datasets that the proposed adaptive thresholding method gives more accurate eye-blink detection results as compared to the fixed threshold.</i>

Araştırma Makalesi	Research Article
Başvuru Tarihi : 21.09.2022	Submission Date : 21.09.2022
Kabul Tarihi : 28.04.2023	Accepted Date : 28.04.2023

\* Sorumlu yazar: [peker@outlook.com](mailto:peker@outlook.com)  
<https://doi.org/10.31796/ogummf.1178364>

#### 1. Giriş

Son yıllarda, uykululuk hali, trafik kazalarının en önemli nedenlerinden biri olmuştur ve ciddi fiziksel yaralanmalara, ölümlere ve önemli ekonomik kayıplara yol açabilmektedir. Uykulu sürücülerin karar verme ve uygulama yetisi bozulduğu için herhangi bir kazaya meyilleri yüksektir. İstatistikler, özellikle sürücülerde erken aşamada uykululuğu tespit etmenin gerekliliğini göstermektedir (Belge ve Yıldız, 2018; Sahayadhas, Sundaraj ve Murugappan, 2012).

Kameralar tarafından müdahaleci olmayan uykululuk tespitindeki yaklaşımlar, el yapımı yöntemler veya Evrişimsel Sinir Ağı (CNN) gibi otomatik olarak öğrenilen yöntemler olarak ikiye ayrılır. El yapımı yöntemlerde uykululuk hakkında en bilgilendirici yüz bölgesi gözlerdir ve yaygın olarak kullanılan öznitelikler genellikle göz kırpma ile ilgilidir. Araştırmacılar reaksiyon süresini ölçerek ve bir göz izleyici kullanarak, göz kırpma frekansının ve süresinin normal olarak yorulma ile nasıl arttığını tespit etmektedirler (McIntire,



Bu eser, Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>) hükümlerine göre açık erişimli bir makaledir.

This is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

McKinley, Goodyear ve McIntire, 2014). Göz kırpma genliğinin de önemli bir faktör olabileceğini belirlemişlerdir (Svensson, 2004). Göz açma hızı, ortalama göz kapatma hızı, göz kırpma süresi, mikro uyku ve göz kırpma enerjisi ve kafa hareketi bilgisi gibi birçok göz kırpma bilgisi tespit edilip işlenmektedir (Suzuki, Yamamoto, Yamamoto, Nakano ve Yamamoto, 2006).

Işık ve Anagün yaptıkları çalışmada trafik kazalarını önlemek için Uzun- Kısa Süreli Hafıza (LSTM) tabanlı bir sürücü uyarı sistemi önermişlerdir. Sürücülerin elektrokardiyogram (EKG) sinyallerini izleyerek uykuya geçiş geçmediğini kontrol etmek amacıyla anlık olarak işlemiş ve yapılan çalışmaların fizyolojik ölçümlerle birlikte desteklenebileceğini göstermişlerdir (Işık ve Anagün, 2021).

Bununla birlikte, sürücüler ve çalışanlar için, bu tür açık işaretler, kazadan yalnızca birkaç dakika öncesine kadar görünmeyebilir. Bu nedenle, uygun tepkilere daha fazla zaman sağlamak için yüz ifadeleri ile uykululuk tespiti yapan sistemlerde göz kapağı hareketlerinden uykululuğun erken aşamada ve doğru şekilde tespit edilmesi çok önemlidir (Ghodoosian, Galib ve Athitsos, 2019).

Bu çalışmada, göz bölgesinden gelen bilgilerin yeni bir uyarlamalı eşik değeri ile değerlendirilmesi ve göz kırpma tespitindeki başarıyı arttırması amaçlanmıştır. Göz bölgesinden gelen bilgiler, göz kırpma sayısı, göz açıklık oranı (Eye Aspect Ratio: EAR) (Cech ve Soukupova, 2016) ve uzun süreli göz kapanmalar olarak belirlenmiştir. Göz bölgesinden bilgi edinmek için ilk olarak Dlib (King, 2009) kütüphanesinin 68 noktalı yüz işaretlemesinden faydalanılarak gözler için belirlenmiş noktalardan göz açıklığı sayısal olarak elde edilmiştir. Göz açıklık oranı bir dizi video çerçevesi boyunca belirlenen eşik değerinin altında kalırsa göz kırpma, uzun çerçeveler boyunca bu değerinin altında kalırsa uzun süreli göz kapama olarak değerlendirilip uykululuk göstergesi sayılmıştır. Ancak sabit olarak belirlenen bir eşik değeri her zaman doğru sonuçlar üretmemektedir. Kişilerin kameraya olan uzaklıkları, göz büyüklükleri, yüz ifadeleri, ışık yansımaları gibi faktörlerle beraber göz kırpma veya uzun süreli göz kapanmaları algılamak zorlaşmaktadır. Bu çalışmada, ilk olarak sabit bir eşik değeri ile literatürdeki veri setleri üzerinde çalışmalar yapılmıştır. Daha sonrasında ise uyarlamalı (adaptif) bir eşik değeri önerilmiş ve aynı veri setleri üzerinde

çalışmalar tekrarlanmıştır. Uyarlamalı eşik değerinde, medyan(ortanca) filtre ve kayan ortalama filtre sistem parametreleri olarak belirlenmiştir. Son olarak, sabit ve uyarlamalı eşik değeri ile yapılan çalışmalardan elde edilen sonuçlar paylaşılmış ve karşılaştırılmıştır.

Yapılan çalışmalarda elde edilen göz kırpma sayıları ile tespit edildikleri video çerçevesi, veri setleri tarafından bildirilmiş olan gerçek göz kırpma sayısı gerçekleştikleri video çerçeveleri ile büyük oranda uyusmaktadır. Sonuç olarak, uyarlamalı bir eşik değerinin, sabit bir eşik değerinden çok daha doğru sonuçlar üreterek göz kırpmaların tespitinde büyük bir rolü olduğu gösterilmiştir.

## 2. Bilimsel Yazın Taraması

Literatürde makine öğrenmesi, derin öğrenme ve el yapımı yöntemler olmak üzere farklı yöntemlerle göz kırpma ve uykuluk tespiti çalışmaları yapılmıştır.

Ibrahim ve arkadaşları gömülü bir sistemde video çerçevesi üzerinde makine öğrenmesi yöntemleri (OpenCV kütüphanesi) kullanarak göz kırpma tespiti çalışması yapmıştır. Çalışmalarında sabit bir eşik değeri kullanarak (0.20) gözün açık ve kapalı olduğu çerçeveleri etiketlemişlerdir (B. R. Ibrahim ve diğ., 2021).

Ryan ve arkadaşları olay kamerası kullanarak yüz ve gözleri aynı anda tespit etmek için bir yöntem geliştirmişlerdir. Yapmış oldukları çalışmada tamamen evrişimli tekrarlayan bir sinir ağı mimarisi sunarak ve olay kameralarının yüksek zamansal çözünürlüğünden yararlanarak sürücülerin göz kırpmalarını algılamak ve analiz etmek için bir yöntem önermişlerdir (Ryan ve diğ., 2021).

Diğer bir çalışmada araştırmacılar gözün açık ve kapalı olma durumunu sınıflandırmak için iki aşamalı evrişimli bir sinir ağı önermişlerdir. CNN kullanılarak her bir video karesinin özellikleri ayıklanmış ve ardından görsel özellik dizisinde kodlanmış zamansal bilgileri birleştirmek için LSTM kullanılmıştır. Önermiş oldukları modeli eğitmek ve değerlendirmek için kendi veri kümelerini oluşturmuş ve çerçeveleri manuel olarak etiketlemişlerdir (Bennett ve Joshi, 2021).

Ancak bahsedilen çalışma sonuçları büyük veya kamuya açık bir veri setine dayanarak doğrulanmamaktadır.

Tablo 1. Uykululuk tespiti için kullanılan göz kırpma parametreleri (Soleimanloo ve diğ., 2019).

Ölçüm	Açıklama
Olay Süresi (milisaniye olarak)	Göz kapağının maksimum kapanma hızı ile kapanması ve maksimum açılma hızı ile açılmasında geçen göz kırpma süresi.
Toplam Göz Kırpma Süresi	Tüm göz kırpma aşamalarının ortalama toplam süresi; her göz kırpmada gözün kapanması ve yeniden açılması için geçen süre.
Pozitif genlik / hız oranı	Dakikadaki göz kırpmaların kapanma aşaması için göz kapağının maksimum genliğinin maksimum hızına oranı.
Negatif genlik / hız oranı	Gözün açılması sırasında maksimum genlik oranının, göz kapağının maksimum hızına oranı (bir dakika boyunca oluşan kırpmalar için).
Uzun göz kapanışları (%)	10 milisaniyeden uzun süre gözlerin tamamen kapalı kaldığı süre (%). "Blink Closing Phase" (Göz Kırpma Kapama Aşaması) sonrasında gözler, göz kapağı hareketinin hızının bir hız eşliğinin altına düştüğü andan itibaren "Blink Reopening Phase" başlangıcını gösteren süratin bu eşğin üstüne çıktığı zamana kadar kapalı kabul edilir.
Uzun göz kapanışları (oran)	Saatte 10 veya daha fazla milisaniye boyunca gözlerin kapalı kalma sayısı.
John's Uyku hali Puanı	Çoklu oküler değişkenlerin birleşiminden hesaplanan ve sırasıyla 4,5 ve 5'e eşit veya daha büyük puanlara sahip bileşik bir uykululuk skoru (0-10), sırasıyla ihtiyati seviyeyi ve yüksek uykululuk riskini gösterir.

Ayrıca el yapımı yöntemler kullanılarak yapılan çalışmalar sabit bir eşik değeri yöntemi kullanılarak yapılmış olup, yüksek hassasiyette ölçüm yapan bir eşik değeri modeli ile değerlendirilmemektedir.

Uyku hali ve göz kırpma hareketlerini incelemek ve önceden bilgi edinebilmek için literatürde bulunan veri setleri incelenmiş ve alt başlıklarda bu veri setlerinin avantajları, dezavantajları, içerikleri ve zorlukları hakkında bilgi verilmiştir.

Göz kapağı kapanma parametreleri, uyku halini izlemek, müdahalelerinin etkinliğini değerlendirmek ve uyku halinin önceden tahmin etmek için kullanılabilir araçlardır ve Tablo 1'de gösterilmiştir (Soleimanloo ve diğ., 2019).

### 2.1. Uykululuk Hali ve Göz Kırpma Tespiti için Kullanılan Veri Kümeleri

Göz kırpma parametreleriyle uykululuk tespiti için pek çok çalışma vardır. Ancak pek azı hem halka açık hem de gerçekçi bir veri seti kullanmamaktadır. Sonuç olarak, önceki yöntemleri birbirleriyle karşılaştırmak zordur. Var olan birkaç yöntem, videoları paylaşmadan ve az sayıda denek üzerinde değerlendirilmiştir. Bazı durumlarda (Jo, Lee, Park, Kim ve Kim, 2014; Reddy, Kim, Yun, Seo ve Jang, 2017) deneklere uykulu davranmaları talimatı verilmiş, bazen de gerçekten uykulu olan deneklerden veri elde edilmeye çalışılmıştır.

Bazı veri setleri (Li, Pfister, Huang, Zhao ve Pietikainen, 2013; Yan ve diğ., 2014; Yan, Wu, Liu, Wang ve Fu, 2013), özellikle uykululuk tespiti için geçerli olmayan kısa ve genel mikro ekspresyon tespiti için oluşturulmuştur. NTHU sürücü uykululuk tespit veri seti, sürüş simülasyonu yaparken 36 kişinin kızılötesi (IR) kamera ile kaydedilen videosunu içeren halka açık bir veri setidir (Weng, Lai ve Lai, 2017). Bununla birlikte, uykulu gibi davranan kişilerden kaydedilmiştir.

Rol yaparak uykululuk videolarının, özellikle erken bir aşamada, gerçek uykululuğun tespitinde faydalı eğitim verileri olup olmadığı ve ne ölçüde faydalı olduğu tartışılmaktadır (Ghoddoosian ve diğ., 2019).

DROZY veri kümesi (Massoz, Langohr, Francois ve Verly, 2016), Elektroensefalografi (EEG), Elektrokülografi (EOG) ve yakın kızılötesi (NIR) görüntüler gibi sinyaller dâhil olmak üzere birden fazla uykululukla ilgili veri türü içerir. Bu veriler, uzun süre uyanık kalmanın neden olduğu artan uyku yoksunluğu koşullarında art arda üç adet 10 dakikalık psikomotor uyanıklık testi yapan 14 genç ve sağlıklı denekten (3 erkek, 11 kadın) toplanmıştır. DROZY veri setinin bir avantajı, uykululuk verilerinin, uykulu gibi davranmanın aksine, gerçekten uykulu kişiler ile elde edilmesidir.

Bir diğer veri seti olan UTA veri seti, DROZY veri setiyle karşılaştırıldığında, UTA veri setinin üç avantajı vardır: Birincisi, daha fazla sayıda denek (60 sağlıklı katılımcı) mevcuttur. İkincisi, UTA veri setinde 60 katılımcıya ait uyanık, yarı uykulu ve uykulu etikete sahip üç video olmak üzere toplamda 180 video bulunmaktadır. DROZY veri setinde bazı denekler üç durumda da kaydedilmemiştir. Üçüncüsü ise DROZY'de tüm videolar kontrollü laboratuvar koşullarında aynı kamera pozisyonu ve arka plan kullanılarak çekmiştir. UTA veri setinde ise her denek kendi cep telefonunu ve farklı bir arka planı kullanmıştır. Bu veri setinin kullanıldığı çalışmada araştırmacılar göz kırpmalar ile beslenen Hiyerarşik çok ölçekli Uzun Kısa Süreli Bellek (HM-LSTM) ağı önermişlerdir. (Ghoddoosian ve diğ., 2019).

Bazı araştırmacılar (Friedrichs ve Yang, 2010), yöntemlerini eğitmek ve değerlendirmek için 90 saatlik gerçek sürüş kullanmıştır. Ancak veri kümeleri özel olduğu için kıyaslama yapılamamaktadır.

Literatürde bulunan uykululuk tespiti çalışmalarının sonuçları büyük veya kamuya açık bir veri setine dayanarak doğrulanmamıştır.

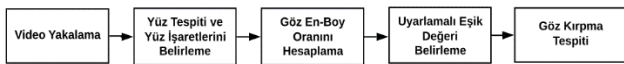
Bir diğer çalışmada (Drutarovsky ve Fogelton, 2015) EyeBlink8 veri kümesi üzerinde göz kırpması yapılmıştır. Eyeblink8 veri kümesi 4 kişiden (1 gözlük takan) ve 8 videodan oluşmaktadır. Videolar, çoğunlukla kişilerin yüzü doğrudan kameraya dönük olacak şekilde ve farklı koşullar altında kaydedilmiştir. Bu veri kümesi, 353 göz kırpması ve 82600'den fazla çerçeveden oluşmaktadır. Tüm videolar 30 fps (saniyedeki çerçeve sayısı) ile 640x480 çözünürlükte kaydedilmiştir. Veri kümesiyle birlikte videolardaki gerçek göz kırpması sayıları da paylaşılmıştır.

Literatürde göz kırpması tespiti için kullanılan bir veri kümesi de Talking Face veri kümesidir. Talking Face veri kümesi, 61 göz kırpması ve 5000 çerçeveden (720x576) oluşan bir video kaydı içerir. Kayıt sırası konuşma yapan bir adam bulunmaktadır ve çoğunlukla yüzü kameraya dönük veya hafifçe yana dönüktür (Drutarovsky ve Fogelton, 2015).

Göz kırpması tespiti için kullanılan yöntemler sabit bir eşik değeri kullanılarak elde edilmiştir. Bu çalışmada, kişilere ve zorluklara (ışık kırılmaları, kameraya uzaklık, kameraya bakış açısı ve yüz hareketlerine) uyum sağlayacak uyarlamalı bir eşik değeri önerilmiştir.

### 3. Göz Açıklığı ve Göz Kırpması Tespit Algoritması

Eyeblink8 (Drutarovsky ve Fogelton, 2015) ve Talking Face veri setleri (Eyeblink - Research, 2019) üzerinde yüz noktaları belirlenmesi ve bu yüz noktaları arasından göz bölgesi için kullanılan noktalar ile göz açıklığı ve göz kırpması deneyleri yapılmıştır. İlk olarak göz kırpmayı algılamak için sabit bir eşik değeri kullanılmış daha sonrasında değişken bir eşik değeri için çalışmalar yapılmıştır. Önerilen algoritmanın blok şeması Şekil 1'de verilmiştir. Elde edilen göz kırpması sayıları ve uzun süreleri göz kapamaları veri setlerinin gerçek değerleri ile karşılaştırılmıştır.



Şekil 1. Önerilen sistemin blok şeması.

#### 3.1. Kullanılan Veri Setleri

Yukarıda da belirtildiği üzere göz kırpması bilgileri uykululuk tespitinde kullanılan önemli bir bilgidir. O nedenle göz kırpması tespiti çalışmalar yapılmış ve göz kırpması çalışmaları için literatürde kullanılan EyeBlink8 ve Talking Face veri setlerinden yararlanılmıştır.

Eyeblink8 (Drutarovsky ve Fogelton, 2015) veri kümesi 8 videodan oluşmaktadır. Her videonun uzunluğu birbirinden farklıdır. Videodaki kişiler kafa hareketleri, konuşma, gülme gibi eylemlerde bulunmaktadır. Ayrıca videoların bazı bölümlerinde kişiler eliyle veya farklı bir cisimle yüzünü kapatmaktadır (Şekil 2). Bu gibi durumlar yüz ve yüz işareti (landmark) tespiti

yapılmasını zorlaştırmaktadır. Geliştirilen algoritma ile bazı videolardaki bahsedilen yüz tespiti problemi genel başarı oranını düşürmektedir. Ancak yüz tespitinin tüm video boyunca yapıldığı videolarda başarı oranı oldukça yüksektir.

Kullanılan bir diğer veri kümesi ise Talking Face (Eyeblink - Research, 2019) veri kümesi ve 1 videodan oluşmaktadır. Bu veri setinde de kafa hareketleri konuşma ve gülme eylemleri bulunmaktadır. Ancak Eyeblink8 veri setine göre yüz tespiti yapmak daha kolaydır. Bundan dolayı ulaşılan sonuçlar doğruya oldukça yakındır.



Şekil 2. Eyeblink8 (Eyeblink - Research, 2019) göz kırpması veri setinde yer alan zorlayıcı videolardan örnekler. Yüzün kapanması veya yüzün ve gözlerin kamera ile olan açısından dolayı yüz işaretlerinin tespiti zorlaşmaktadır.

#### 3.2. Yüz İşaretlerinin Belirlenmesi

Yüz üzerindeki nirengi noktalarının belirlenmesi için Dlib kütüphanesi kullanılmaktadır (King, 2009). Dlib kütüphanesinin içinde önceden eğitilmiş yüz işaretleme detektörü kullanılarak 68 noktanın koordinatları hesaplanır. Bu koordinatlar Şekil 3'te verilmiştir. Bu çalışmada gözler için gerekli olan noktalar kullanılmıştır (37-48. Noktalar).

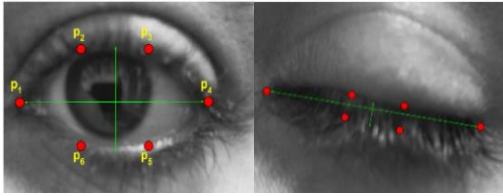


Şekil 3. Dlib kütüphanesi ile tespit edilen 68 tane yüz işareti (Amato, Falchi, Gennaro ve Vairo, 2018).

### 3.3. Göz En-Boy Oranının Hesaplanması

Tespit edilen yüz işaretlerinden gözlerin açıklık değerinin bulunması için göz bölgesindeki noktalar kullanılır (Örneğin Sağ Göz için: 43, 44, 45, 46, 47, 48 numaralı noktalar). Bu noktaların göz üzerine yerleştirilmiş farklı bir görseli Şekil 4'te verilmiştir. Bu görseldeki noktalar (1) numaralı denklemde belirtilen şekilde kullanılarak iki gözün açıklık oranı hesaplanır ve ortalaması alınarak her bir video çerçevesi için bir göz en-boy oranı (Eye Aspect Ratio: EAR) belirlenir. Göz kırpma sırasında gözlerin açık ve kapalı olduğu durumlardaki EAR değerlerine örnek Şekil 4'te gösterilmiştir. Gözlerin açık olduğu sırada EAR değeri 0.25 civarında iken, göz kırpma sırasında 0.1'in altına düşmektedir.

$$EAR = \frac{||p_2 - p_6|| + ||p_3 - p_5||}{2||p_1 - p_4||} \quad (1)$$



Şekil 4. EAR Değişim Grafiği (x eksen: video çerçevesini, y eksen: göz açıklığı oranını temsil etmektedir.)

### 3.4. Uyarlamalı Eşik Değerinin Belirlenmesi

EAR değerleri hesaplandıktan sonra ilk olarak sabit bir eşik değeri seçilmiştir (örn. T=0.18). Daha sonra veri setlerindeki videolar üzerinde denemeler yapılmıştır. Belli bir video çerçevesi süresinde EAR değerinin bu T'nin altında kaldığı çerçeveler göz kırpma sayılmıştır. Aynı şekilde uzun süreli göz kapama durumları farklı bir uykululuk göstergesi olduğu için uzun çerçeveler boyunca EAR değerinin bu eşik değerinden küçük olması göz kırpma olarak değil uzun süreli göz kapama olarak değerlendirilmiştir.

Ancak, tüm kişiler ve videolar için sabit bir eşik değeri kullanmak her durumda doğru sonuçlar vermemektedir. Örneğin, kamera pozisyonu göz hizasından aşağıda ise, göz açık bile olsa EAR değeri küçük olabilmektedir. Veri setlerindeki videolar içinde farklı kişilerin olmasından kaynaklı farklı EAR değerlerinin çıkması, kamera açısının farklı olması ve

anlık hareketler (gülme vb.) ile EAR değerlerinde sapmalar olduğu için her kişi ve her duruma uyum sağlayabilen uyarlamalı (adaptif) bir eşik değerine ihtiyaç duyulmuştur.

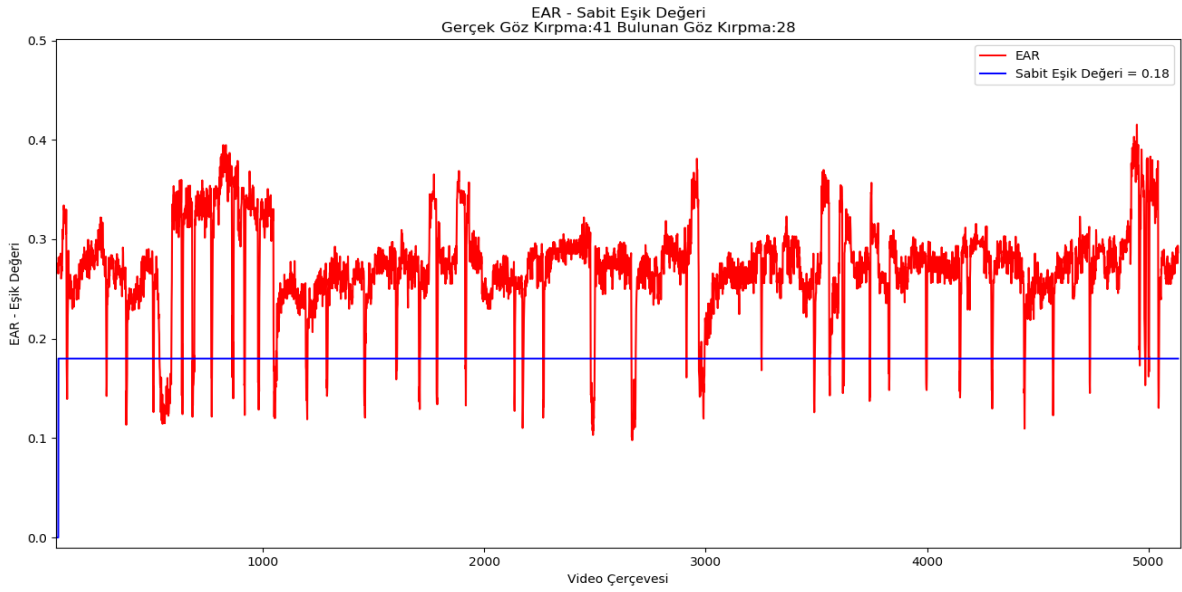
Bu uyarlamalı eşik değerini kestirmek için zamansal EAR değerleri önce ortanca (medyan) filtre ile filtrelenerek büyük ve ani sapmalar ortadan kaldırılmaya çalışılmıştır. Her video çerçevesi için medyan filtreden yeni değerler alınmıştır. Daha sonrasında Medyan filtreden geçen değerlerin belirlenen boyutta geriye dönük kayan ortalaması alınmıştır.

Göz kırpmaların algılanması için eşik değerinin EAR değerinden daha küçük bir değere sahip olması gerekmektedir. Ancak ani EAR değişikliklerinin olduğu anlarda eşik değerinin EAR değerinden yüksek olduğu anlar gözlemlenmiştir. Bu yüzden medyan filtre ve kayan ortalama işlemi sonrasında elde edilen sonuçtan göz kırpma sırasında oluşabilecek EAR farkından çok daha küçük bir sabit değer çıkarılarak her çerçevede kendini yenileyen uyarlanabilir bir eşik değeri bulunmuştur. Medyan filtre uzunluğu, kayan ortalama filtresinin uzunluğu ve çıkarılan sabit değer yöntemin parametreleridir ve aşağıda açıklanacağı gibi değerleri deneysel olarak belirlenmiştir.

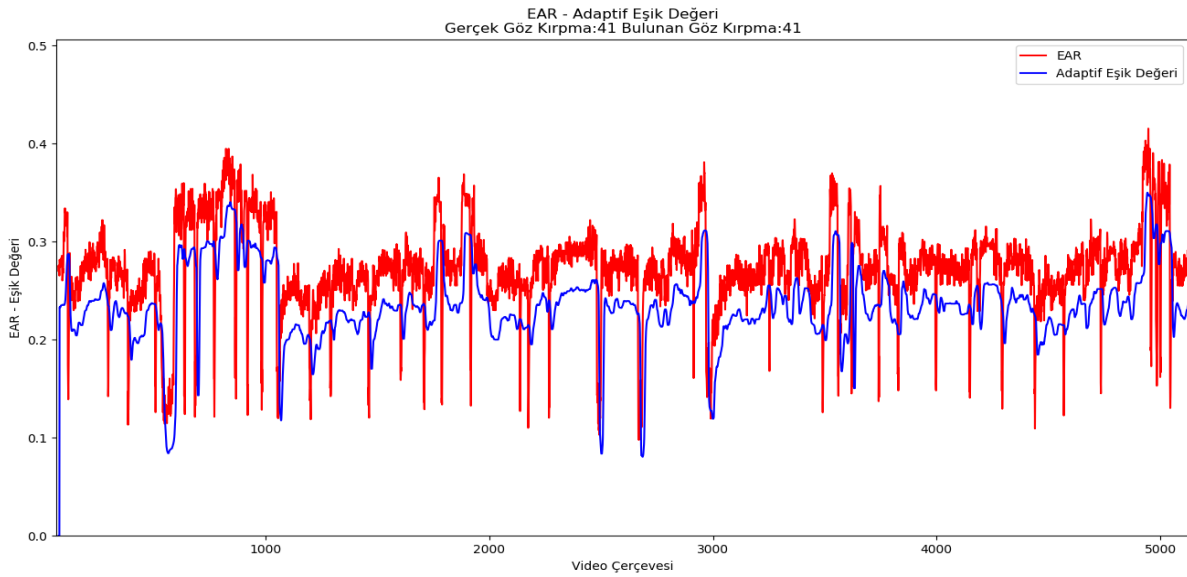
Şekil 5'te Eyeblink8 veri setindeki 9 numaralı video için örnek bir EAR değeri çerçeve numarasına göre çizdirilmiştir (kırmızı çizgi). Sabit bir eşik değeri seçildiğinde (mavi çizgi) eşik değeri üzerinde oluşan göz kırpmalar ve kısa süreli eşik değeri altında kalma (göz kırpma sayılması için en az 4 video çerçevesi boyunca eşik değeri altında kalmalıdır) durumları gerçek göz kırpma sayısından uzaklaşmaya sebep olmaktadır. Bir insanın ortalama göz kırpma süresi 100-400 ms arasında olduğu için, en az 4 çerçeve boyunca eşik değerinin altında kalan EAR değerleri göz kırpma olarak değerlendirilmiştir. Örnek olarak verilen videoda (Şekil 5), 41 tane gerçek göz kırpma bulunmasına rağmen, sabit eşik değeri ile 28 tane göz kırpma bulunmuştur.

Şekil 6'da ise aynı video ve EAR değerleri için uyarlamalı (adaptif) eşik değeri gösterilmektedir. Videodaki kişinin uyanık halinin EAR değerleri ile orantılı olarak değiştiği için hemen hemen her EAR değerindeki göz kırpmayı yakalar ve kısa süreli göz kırpmalar gerçek bir göz kırpma ise tespitini yapar. Uyarlamalı eşik değeri sayesinde gerçek göz kırpma sayısı (41 kırpma) ile aynı değere kestirilmiştir. Ancak göz kırpma sayılarının aynı olması kestirimin her çerçevede doğru olduğunu göstermeye yetmez. Her çerçeve üzerindeki doğruluğun değerlendirilmesi ise bir sonraki başlıkta açıklanan F1-Değerlendirme yöntemi ile yapılmaktadır.





Şekil 5. Sabit Eşik Değeri Grafiği - Kırmızı çizgi, Eyeblink8 veri setindeki 9 numaralı video için EAR değerlerini, mavi çizgi ise eşik değerini göstermektedir. Sabit bir eşik değeri seçildiğinde (mavi çizgi) eşik değeri üzerinde oluşan göz kırpmalar ve kısa süreli eşik değeri altında kalma (göz kırpma sayılması için en dört video çerçevesi boyunca eşik değeri altında kalmalıdır) durumları gerçek göz kırpma sayısından uzaklaşmaya sebep olmaktadır. Doğru kırpma sayısı 41, kestirilen kırpma sayısı ile 28'dir.



Şekil 6. Uyarlamalı (Adaptif) Eşik Değeri Grafiği - Kırmızı çizgi Eyeblink8 veri setindeki 9 numaralı video için EAR değerlerini, mavi çizgi ise uyarlamalı (adaptif) eşik değerini göstermektedir. Doğru kırpma sayısı 41, kestirilen kırpma sayısı da 41'dir.

### 3.5. F1-Değerlendirme Yöntemi ve Parametre Seçimi

Göz kırpma tespitinin performansını ölçmek için Eyeblink8 ve Talking Face veri setlerinde bulunan tüm videolar ile deneyler yapılmıştır. Eşik değeri yöntemi belirlendikten sonra veri setlerinde bildirilmiş olan göz kırpma gerçek referansları ile kendi sonuçlarımız karşılaştırılmıştır. Her video çerçevesinde bildirilen göz kırpma var/yok gerçek referans bilgisinin kendi sonuçlarımız ile ne kadar eşleştiği bulunmuştur.

Eşleşme sonucunu görmek için F1-Değerlendirme yöntemi kullanılmıştır. Hesaplama yöntemi (2) numaralı denklemde verilmiştir. Bu hesaplama yönteminde her çerçeve için gözde kırpma olması 1 değeri ile kırpma olmaması 0 değeri ile gösterilmektedir. Bir çerçevede her iki değer de (doğru ve kestirilen) 1 olması doğru pozitif (DP), her iki değer de 0 olması doğru negatif (DN), diğer iki durum ise yanlış pozitif (YP) ve yanlış negatif (YN) olarak sayılmaktadır. Bu değerlerden ise F1 skoru hesaplanır.

$$Hassasiyet = \frac{DP}{DP+YN}, \quad Keskinlik = \frac{DP}{DP+YP}$$

$$F1 \text{ Değerlendirme} = 2 \frac{Hassasiyet \times Keskinlik}{Hassasiyet + Keskinlik} \quad (2)$$

DP: Doğru Pozitif, YP: Yanlış Pozitif, YN: Yanlış Negatif

#### 4. Bulgular ve Tartışma

En iyi F1-Değerlendirme başarı oranını veren parametreleri seçmek için medyan filtre çerçeve sayısı ortalama boyutu ve sabit değer için parametre değeri belirleme çalışması yapılmıştır. Tablo 2’de Talking Face ve Eyeblink8 veri kümesindeki her bir video için farklı parametre değerleri ile elde edilen en iyi F1 değerlendirme sonuçları verilmiştir. Eyeblink8 veri setinde bulunan Video 3’te yüz tespiti yapılamadığı için herhangi bir sonuç elde edilememiştir.

Bir videoda en iyi sonucu veren parametre değerleri diğer videolarda en iyi sonucu veren parametre

değerleri olmayabileceğinden deneme yapılan veri setlerindeki (Eyeblink8 ve TalkingFace) tüm videoların parametre değerli birbiriyle karşılaştırılarak en iyi sonucu veren parametre değerleri kullanılmıştır. Medyan Filtre çerçeve sayısı 17, kayan ortalama boyutu 5 ve sabit değer 0.04 olarak belirlenmiştir. Belirlenen bu parametre değerleri ile EyeBlink8 veri kümesinde F1 değerlendirme sonucu 0.665, TalkingFace veri setinde ise 0.846 olarak bulunmuştur. Ek olarak, veri setlerinden alınan göz kırpmaya değerleri ile bu çalışma sonucunda kestirilen göz kırpmaya sayıları Tablo 3’te gösterilmiştir. Bazı videolarda gerçek göz kırpmaya sayısı tam olarak tespit edilmiştir. Diğer videolarda ise elin yüze gitmesi gibi göz takibini zorlaştıran durumlar olduğu için tespit edilen değerlerde sapmalar vardır. Ayrıca Eyeblink8 veri setinde bulunan üçüncü videoda yüz tespiti yapılamadığı için herhangi bir değer elde edilememiştir. TalkingFace videosunda da tespit edilen kırpmaya sayısı gerçek kırpmaya sayısına oldukça yakındır (gerçek göz kırpmaya sayısı 61, kestirilen göz kırpmaya sayısı 58).

Tablo 2. Veri Setlerinin her videosundan farklı parametre değerleri ile elde edilen en iyi F1 değerleri.

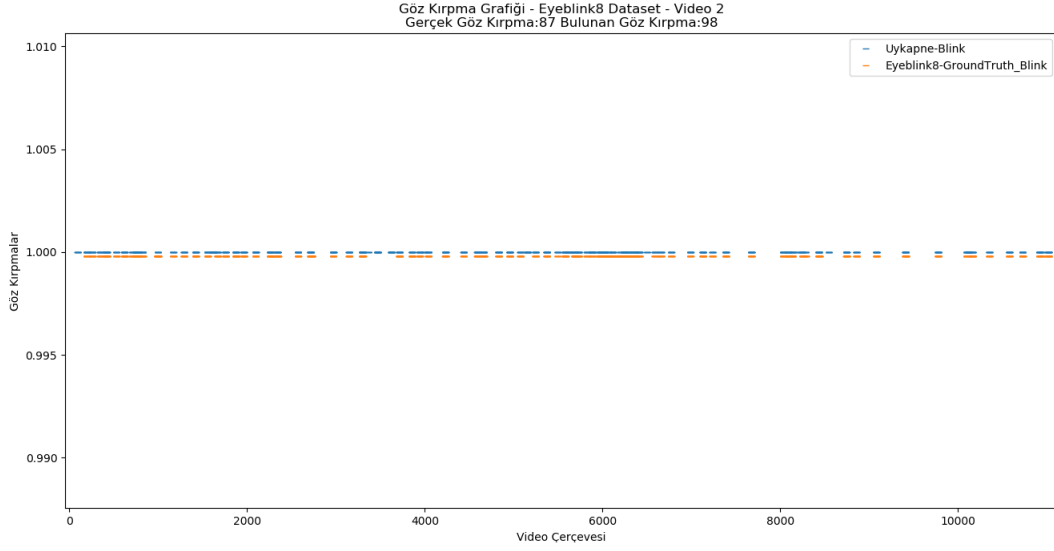
Veri Seti	Farklı Parametre Değerleri ile En İyi F1-Değerlendirme Sonuçları
Eyeblink8 – Video 1	0.389
Eyeblink8 – Video 2	0.814
Eyeblink8 – Video 3	-
Eyeblink8 – Video 4	0.721
Eyeblink8 – Video 8	0.661
Eyeblink8 – Video 9	0.817
Eyeblink8 – Video 10	0.689
Eyeblink8 – Video 11	0.547
Talking Face	0.852

Tablo 3. Tüm videolardaki gerçek göz kırpmaya sayıları ve kestirilen göz kırpmaya sonuçları

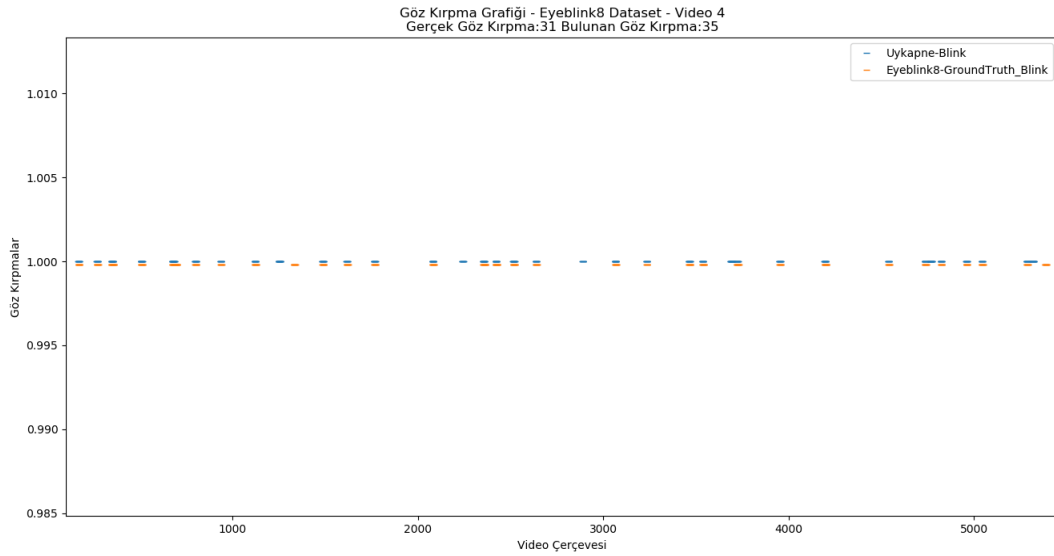
Veri Seti	Gerçek Göz Kırpmaya Sayısı	Bulunan Göz Kırpmaya Sayısı
Eyeblink8 – Video 1	35	62
Eyeblink8 – Video 2	87	98
Eyeblink8 – Video 3	65	-
Eyeblink8 – Video 4	31	35
Eyeblink8 – Video 8	30	39
Eyeblink8 – Video 9	41	41
Eyeblink8 – Video 10	72	85
Eyeblink8 – Video 11	43	43
Talking Face	61	58

Bunlara ek olarak gerçek ve çalışma sonucu kestirilen göz kırpmaların aynı video çerçevelerinde gerçekleşip gerçekleşmediğini görsel olarak kontrol etmek amacıyla

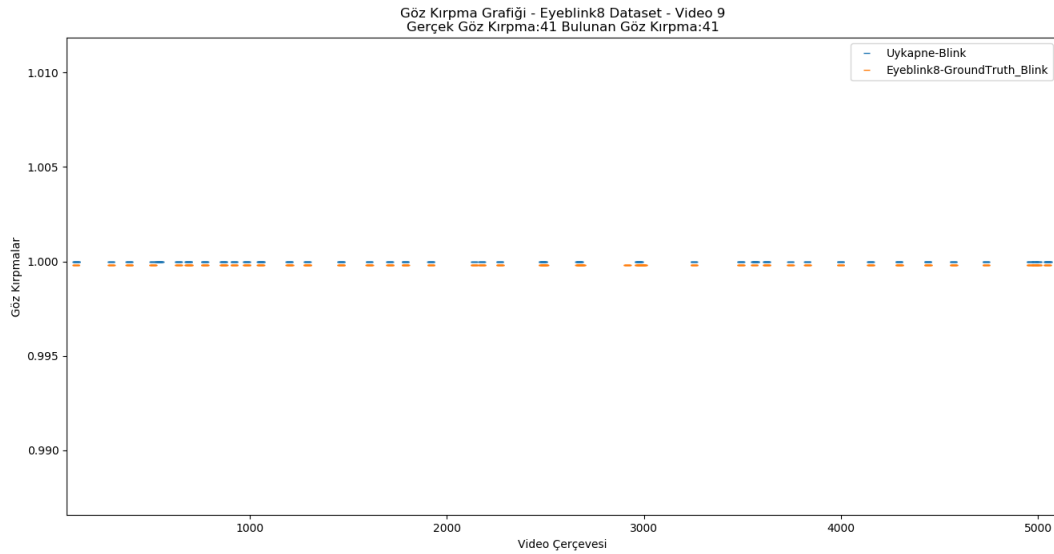
her çerçeve için göz kırpmaya durumlarını (varsa 1 yoksa 0) gösteren grafikler oluşturulmuştur. Bu grafiklere ait dört örnek, Şekil 7’de verilmektedir.



(a) Eyeblink8 Veri seti 2 Numaralı Video Göz Kırpma Sayıları ve Karşılaştırılması

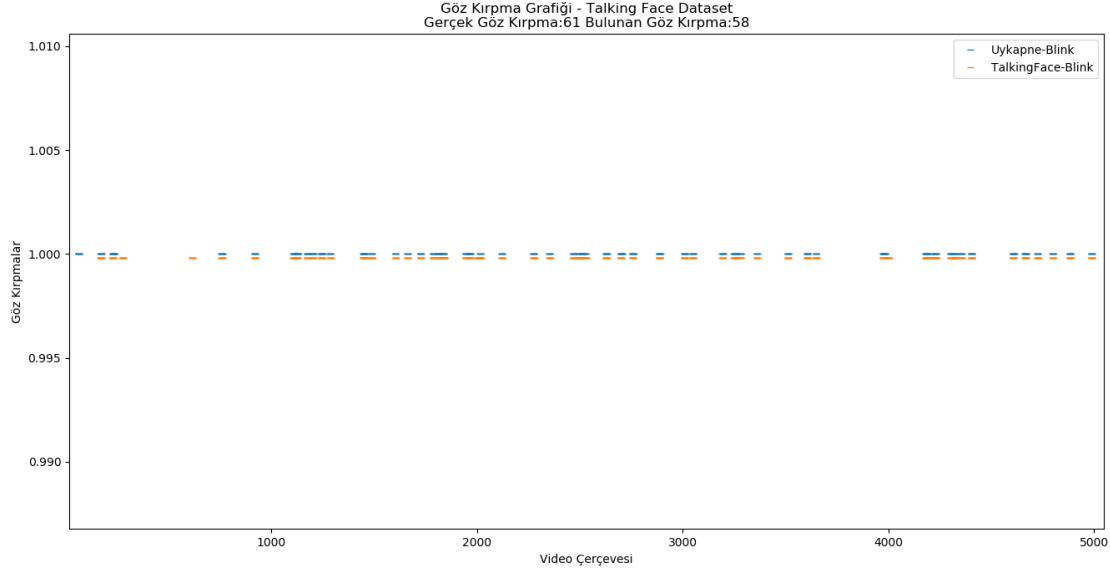


(b) Eyeblink8 Veri seti 4 Numaralı Video Göz Kırpma Sayıları ve Karşılaştırılması



(c) Eyeblink8 Veri seti 9 Numaralı Video için Göz Kırpma Sayıları ve Karşılaştırılması





(d) TalkingFace Veri seti için Göz Kırpma Sayıları ve Karşılaştırılması

Şekil 7. Veri setlerindeki videolara ait gerçek ve kestirilen göz kırpma sayıları ve karşılaştırmaları.

Şekil 7 (a), (b), (c) ve (d) grafikleri, kullanılan veri setlerindeki farklı videoların işlenmesiyle elde edilmiş sonuçlardır. Tüm video boyunca her bir çerçevedeki göz kırpma ve uzun süreli göz kapama durumlarını göstermektedir. Turuncu çizgiler (Eyeblink8-GroundTruth\_Blink, TalkingFace-Blink) gerçek referans kırpmaları, mavi çizgiler (Uykapne-Blink) ise kestirilen kırpmaları göstermektedir. Veri setlerindeki videolara ait Gerçek Göz Kırpma sayısı ve Kestirilen Göz Kırpma sayısı, her grafiğin başlığında belirtilmiştir. Özellikle Şekil 7 (c) ve (d) grafiklerinde gerçek göz kırpma ile kestirilen göz kırpma oldukça iyi örtüşüğü görülmektedir.

Adaptif eşik değeri, kişilerin farklı göz büyüklüğüne sahip olması, ışık kırılmaları, kameraya uzaklık ve kamera açısı gibi göz kırpma tespitini zorlaştıran durumlarda belli bir çerçeve boyutundaki davranışı izleyerek ve filtreleyerek daha tutarlı bir karar vermek üzere tasarlanmıştır. Araştırma sonucu, literatürde bulunan el yapımı yöntemler ve sabit eşik değeri kullanılarak göz kırpma tespiti yapan çalışmalara göre çok daha başarılı sonuçlar üretildiğini göstermiştir.

Önerilen yöntem, CNN ve LSTM gibi derin öğrenme algoritmalarıyla göz kırpma tespiti yapan çalışmaların (Bennett, Joshi, 2021) sonuçları ile karşılaştırıldığında kullanılan veri kümesine ait bazı videolarda daha iyi sonuçlar vermiştir. Ancak çalışmalar farklı veri kümeleri üzerinde yapılmış olup tam olarak bir karşılaştırma yapmak mümkün değildir. Bu çalışma, derin öğrenme algoritmalarıyla yapılan göz kırpma tespiti çalışmalarına kıyasla daha düşük işlem performansı gerektirir ve bir gömülü sistem üzerinde kamera yardımıyla koşturulabilir. Bununla birlikte, önerilen sisteme kıyasla güncel makine öğrenmesi algoritmaları ilerleyen zamanlarda yeni güncellemeler ile daha başarılı sonuçlar verebilir.

Yapılan çalışmada uyku hali tespitinde büyük bir bilgiye sahip olan göz bölgesi özneliklerini kullanılarak göz kırpma tespitindeki başarıyı arttırmak amaçlanmıştır. Bu yüzden el yapımı yöntemlerle veya derin öğrenme algoritmaları kullanılarak yapılan uyku hali tespiti çalışmalarında bulunan başarıyla karşılaştırmak mümkün değildir. Ancak bu çalışmada önerilen adaptif eşik değeri ile göz bölgesinden gelen bilgilerin bir arada kullanıldığı çalışmalarda başarıyı arttıracakı düşünülmektedir. Literatürde yer alan çalışmalarda sürücülerin uyku yoksunluğu belirtilerini uyku haline geçmeden bir süre önce belirli davranışlar sergileyerek gösterdiği belirtilmiştir. Bu yüzden el yapımı yöntemlerin otomatik öğrenilen yöntemlere kıyasla bir avantajı da yüz ve göz bölgesinden gelen bilgileri ve mikro ifadeleri aynı anda kullanmaktır. Bu sayede kişilerin uyku haline geçmeden çok önce sürücü yorgunluğunu belirlemek mümkündür.

## 5. Sonuçlar

Bu çalışmada literatürde bulunan veri seti videolarında görüntü işleme teknikleri kullanılarak göz açıklığı ve göz kırpma tespiti deneyleri yapılmıştır. Deneyler sonucunda elde edilen grafiklerde göz açıklığındaki değişimlere göre hesaplanan göz kırpma sayısının ve yakalandığı video çerçevesinin gerçek değerlerle aynı sayıda ve aynı çerçevede olması uyarlamalı (adaptif) bir eşik değerinin, sabit bir eşik değerinden çok daha tutarlı ve gerçeğe yakın sonuçlar çıkardığını göstermektedir. Göz kırpma deneylerindeki bu tutarlılık hem uzun süreli göz kapanmaları doğru zamanda tespit etmek hem de göz kırpma sayılarındaki sıklığın değişiminden yola çıkarak kişinin uykululuk halini önceden tespit etme yönünden ilgili çalışmalarda başarıyı arttıracakı düşünülmektedir. Gelecek çalışmalarda, uyarlamalı eşik değeri ile göz bölgesinden gelen farklı bilgiler bir araya

getirilerek uykululuk halinin tespiti için çalışmalar yapılacaktır.

### Araştırmacıların Katkısı

Bu araştırmada; Nur Yasin PEKER, bilimsel yayın araştırması, deney ortamının kurulması, deneylerin yapılması, makalenin oluşturulması, verilerin yorumlanması ve bilgisayar ortamına aktarılması; Ahmet ZENGİN, verilerin yorumlanması, makalenin genel kontrolünün yapılması; Çiğdem EROĞLU ERDEM, bilimsel yayın araştırması, deney ortamının kurulması, deneylerin yapılması, elde edilen verilerin yorumlanması ve çalışmanın genel kontrolünün yapılması; Mert Süleyman DEMİRSOY, deneylerin yapılması ve bilgisayar ortamına aktarılması konularında katkı sağlamışlardır.

### Çıkar Çatışması

Yazarlar tarafından herhangi bir çıkar çatışması beyan edilmemiştir. Bu çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur.

### Kaynaklar

- Amato, G., Falchi, F., Gennaro, C. ve Vairo, C. (2018). A comparison of face verification with facial landmarks and deep features. *Proceedings of the 10th International Conference on Advances in Multimedia (MMEDIA 2018)*, (c), 1–6.
- Belge, E. ve Yildiz, A. (2018). Identification of Driver Doziness as Real Time With Image Processing Technique And Warning of Driver. *9th International Automotive Technologies Congress, OTEKON 2018*, 1400–1409.
- Cech, J. ve Soukupova, T. (2016). Real-Time Eye Blink Detection using Facial Landmarks. *Center for Machine Perception, Department of Cybernetics Faculty of Electrical Engineering, Czech Technical University in Prague*, 1–8.
- Drutarovsky, T. ve Fogelton, A. (2015). Eye blink detection using variance of motion vectors. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* içinde (C. 8927, ss. 436–448). doi:10.1007/978-3-319-16199-0\_31
- Eyeblink - Research. (2019). 07 Eylül 2022 tarihinde <https://www.blinkingmatters.com/research> adresinden erişildi.
- Friedrichs, F. ve Yang, B. (2010). Camera-based drowsiness reference for driver state classification under real driving conditions. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings* içinde (ss. 101–106). doi:10.1109/IVS.2010.5548039

- Ghoddosian, R., Galib, M. ve Athitsos, V. (2019). A realistic dataset and baseline temporal model for early drowsiness detection. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2019-June*, 178–187. doi:10.1109/CVPRW.2019.00027
- Ibrahim, B. R., Khalifa, F. M., Zeebaree, S. R., Othman, N. A., Alkhayat, A., Zebari, R. R., & Sadeeq, M. A. (2021, April). Embedded system for eye blink detection using machine learning technique. In *2021 1st Babylon International Conference on Information Technology and Science (BICITS)*, (pp. 58-62). IEEE.
- İşık, Ş. ve Anagün, Y. (2021). A Deep Learning Based Sleepness and Wakefulness Detection for Drivers. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 29(3), 311-315.
- Jo, J., Lee, S. J., Park, K. R., Kim, I. J. ve Kim, J. (2014). Detecting driver drowsiness using feature-level fusion and user-specific classification. *Expert Systems with Applications*, 41(4 PART 1), 1139–1152. doi:10.1016/j.eswa.2013.07.108
- King, D. E. (2009). Dlib-ml: A machine learning toolkit. *Journal of Machine Learning Research*, 10, 1755–1758.
- Li, X., Pfister, T., Huang, X., Zhao, G. ve Pietikainen, M. (2013). A Spontaneous Micro-expression Database: Inducement, collection and baseline. *2013 10th IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition, FG 2013* içinde . doi:10.1109/FG.2013.6553717
- Massoz, Q., Langohr, T., Francois, C. ve Verly, J. G. (2016). The ULg multimodality drowsiness database (called DROZY) and examples of use. *2016 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, WACV 2016* içinde . doi:10.1109/WACV.2016.7477715
- McIntire, L. K., McKinley, R. A., Goodyear, C. ve McIntire, J. P. (2014). Detection of vigilance performance using eye blinks. *Applied Ergonomics*, 45(2 PB), 354–362. doi:10.1016/j.apergo.2013.04.020
- Reddy, B., Kim, Y. H., Yun, S., Seo, C. ve Jang, J. (2017). Real-Time Driver Drowsiness Detection for Embedded System Using Model Compression of Deep Neural Networks. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2017-July*, 438–445. doi:10.1109/CVPRW.2017.59

- Ryan, C., O'Sullivan, B., Elrasad, A., Cahill, A., Lemley, J., Kielty, P., ... & Perot, E. (2021). Real-time face & eye tracking and blink detection using event cameras. *Neural Networks*, 141, 87-97.
- Sahayadhas, A., Sundaraj, K. ve Murugappan, M. (2012). Detecting driver drowsiness based on sensors: A review. *Sensors (Switzerland)*, 12(12), 16937-16953. doi:10.3390/s121216937
- Soleimanloo, S. S., Wilkinson, V. E., Cori, J. M., Westlake, J., Stevens, B., Downey, L. A., ... Howard, M. E. (2019). Eye-blink parameters detect on-road track-driving impairment following severe sleep deprivation. *Journal of Clinical Sleep Medicine*, 15(9), 1271-1284. doi:10.5664/jcsm.7918
- Suzuki, M., Yamamoto, N., Yamamoto, O., Nakano, T. ve Yamamoto, S. (2006). Measurement of driver's consciousness by image processing - A method for presuming driver's drowsiness by eye-blinks coping with individual differences. *Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics* içinde (C. 4, ss. 2891-2896). doi:10.1109/ICSMC.2006.385313
- Svensson, U. (2004). *Blink Behaviour Based Drowsiness Detection: Method Development and Validation*. (Applied Physics and Electrical Engineering, MSc). Linköping University
- Weng, C. H., Lai, Y. H. ve Lai, S. H. (2017). Driver drowsiness detection via a hierarchical temporal deep belief network. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* içinde (C. 10118 LNCS, ss. 117-133). Springer, Cham. doi:10.1007/978-3-319-54526-4\_9
- Yan, W. J., Li, X., Wang, S. J., Zhao, G., Liu, Y. J., Chen, Y. H. ve Fu, X. (2014). CASME II: An improved spontaneous micro-expression database and the baseline evaluation. *PLoS ONE*, 9(1). doi:10.1371/journal.pone.0086041
- Yan, W. J., Wu, Q., Liu, Y. J., Wang, S. J. ve Fu, X. (2013). CASME database: A dataset of spontaneous micro-expressions collected from neutralized faces. 2013 10th IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition, FG 2013 içinde . doi:10.1109/FG.2013.6553799