



## Gait-based gender recognition using convolutional neural network for hyper-personalized marketing

Murat Berkcan<sup>1</sup> , Selay Ilgaz Sümer<sup>2</sup> , Emre Sümer<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Başkent University, Türkiye

<sup>2</sup>Department of Business Administration, Faculty of Economics and Administrative Sciences, Başkent University, Türkiye

### Highlights:

- Machine learning has a substantial impact on hyper-personalized marketing
- Human gait is a behavioral identifier that has received attention in the machine learning community
- The application of CNN has been explored for hyper-personalized marketing activities

### Keywords:

- Marketing
- Gender Recognition
- Convolutional Neural Network
- Gait Silhouette
- Hyper-personalization

### Article Info:

Research Article

Received: 02.06.2023

Accepted: 04.05.2024

### DOI:

10.17341/gazimmfd.1308742

### Correspondence:

Author: Emre Sümer

e-mail:

esumer@baskent.edu.tr

phone: +90 533 761 3648

### Graphical/Tabular Abstract

In this study, the gait-based gender recognition problem was tackled using Convolutional Neural Networks (CNN) for hyper-personalized marketing. To do that, GEINet, a CNN architecture designed for gender re-identification based on gait, was selected. The architecture was used for a gait-based recognition task consisting of a convolutional layer, pooling layer, and fully connected layers, as shown in Figure A. The study's outcomes indicate that gait analysis is a dependable biometric characteristic for determining gender, highlighting its effectiveness. These findings carry significant implications for various uses, including hyper-personalized marketing approaches.

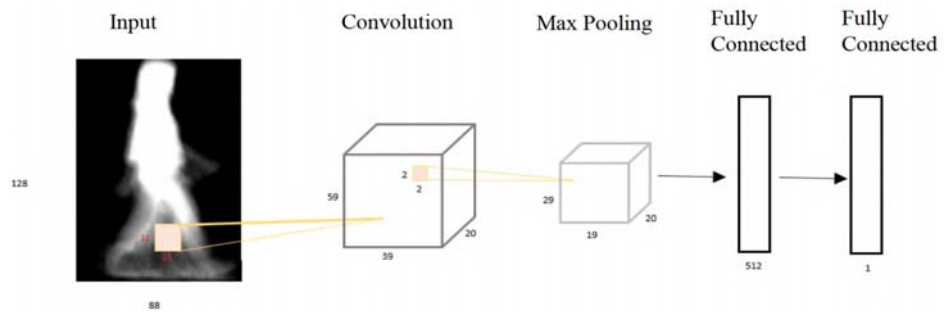


Figure A. The proposed gait-based gender recognition architecture

### Purpose:

This paper aimed to develop a gait-based gender recognition system using Convolutional Neural Networks (CNN) for hyper-personalized marketing. The study also aimed to explore the potential of gait analysis as a biometric feature for inferring gender, which could provide valuable information for targeted advertising and other applications.

### Theory and Methods:

The theory of this paper revolves around gait analysis as a biometric feature for gender recognition. The researchers employed Convolutional Neural Networks (CNN) as the primary method for extracting discriminative features from gait data. The study utilized a large dataset consisting of gait videos from different individuals, ensuring diversity and representativeness. The methods involved pre-processing steps such as normalization and frame extraction in preparing the data for CNN-based classification.

### Results:




The results of this study reveal the promising potential of gait analysis for gender recognition. Our proposed model achieved an accuracy of 97.45% in classifying gender based on gait patterns. Comparative evaluations with other state-of-the-art methods demonstrated the superiority of our proposed approach. The implications of this research extend to various domains, including security systems, surveillance technologies, and personalized marketing strategies, where accurate gender recognition can significantly enhance performance and decision-making processes.

### Conclusion:

This paper presents a comprehensive study on gait-based gender recognition using convolutional neural networks. The results demonstrate the effectiveness of gait analysis as a reliable biometric feature for gender identification. The findings have important implications for applications such as hyper-personalized marketing strategies.



## Hiper kişiselleştirilmiş pazarlama için evrimsel sinir ağını kullanarak yürüyüş biçimi tabanlı cinsiyet tanıma

Murat Berksan<sup>1</sup> , Selay Ilgaz Sümer<sup>2</sup> , Emre Sümer<sup>1\*</sup> 

<sup>1</sup>Başkent Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 06790 Etimesgut, Ankara, Türkiye

<sup>2</sup>Başkent Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, 06790 Etimesgut, Ankara, Türkiye

### Ö N E Ç İ K A N L A R

- Makine öğrenmesi, Hiper Kişiselleştirilmiş Pazarlama üzerinde önemli bir etkiye sahiptir
- İnsan yürüyüşü, makine öğrenmesi topluluğunda dikkat çeken davranışsal bir tanımlayıcıdır
- ESA'ların uygulanması, hiper kişiselleştirilmiş pazarlama faaliyetleri açısından araştırılmıştır

### Makale Bilgileri

Araştırma Makalesi

Geliş: 02.06.2023

Kabul: 04.05.2024

### DOI:

10.17341/gazimmfd.1308742

### Anahtar Kelimeler:

Pazarlama,  
cinsiyet tanıma,  
evrimsel sinir ağı,  
yürüyüş biçimi silüeti,  
hiper kişiselleştirme

### ÖZ

Teknolojideki gelişmeler, işletmelerin pazarlama faaliyetlerini önemli ölçüde etkilemiştir. Teknolojinin pazarlama faaliyetlerine entegre edilmesi ile birlikte satışlar artmış ve hedef pazarlarda daha fazla dikkat çekilmeye başlanmıştır. İşletmeler, teknolojinin getirdiği fırsatlar sayesinde, tüketicilerin kişisel ihtiyaçlarını ve beklentilerini daha kolay anlama imkânına sahip olmuştur. Böylelikle, pazarlamada kişiselleştirme, pazarlamanın merkezinde yer almaya başlamıştır. Ancak son yıllarda yaşanan gelişmeler, işletmelerin kişiselleştirilmesinin bir adım ötesinde olan hiper kişiselleştirme konusunu gündeme getirmiştir. Bunda yapay zekânın, makine öğrenmesinin ve nesnelerin internetinin büyük ve önemli bir etkisi vardır. Bu makalede, hiper kişiselleştirilmiş pazarlama faaliyetleri için önemli bir örnek olan yürüyüş biçimi tabanlı cinsiyet tanıma sorununa, Evrimsel Sinir Ağları (ESA) ile çözüm getirilmeye çalışılmıştır. Bu amaçla farklı ağlar değerlendirilmiş ve bir temel ağ seçilmiştir. Mimari seçenekler ve üst değişkenler üzerinde deneyler yapılarak temel ağ üzerinde ek ayarlamalar yapılmıştır. Sonuçlar mevcut çalışmalarla karşılaştırıldığında umut verici bir performans göstermekte olup deneysel sonuçlar, ağ yapısının ve üst değişkenlerin performansı nasıl etkilediğine dair bir içgörü sağlamaktadır. Deneyler, girdi olarak bir öznitelik tanımlayıcısı olan yürüyüş biçimi silüeti kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Önerilen ESA mimarisi kullanıldığında, genel doğruluk düzeyinin %97,45 olduğu hesaplanmıştır. Bu dikkate alındığında, elde edilen sonuç, sorun alanımız olan yürüyüş biçimi öznitelik tanımlamasının sınıflandırma amacıyla kullanılması konusunda bir anlayış kazanmaya imkân tanımaktadır.

## Gait-based gender recognition using convolutional neural network for hyper-personalized marketing

### H I G H L I G H T S

- Machine learning has a substantial impact on hyper-personalized marketing
- Human gait is a behavioral identifier that has received attention in the machine learning community
- The application of CNN has been explored for hyper-personalized marketing activities

### Article Info

Research Article

Received: 02.06.2023

Accepted: 04.05.2024

### DOI:

10.17341/gazimmfd.1308742

### Keywords:

Marketing,  
gender recognition,  
convolutional neural  
network,  
gait silhouette,  
hyper-personalization

### ABSTRACT

Developments in technology have significantly affected the marketing activities of businesses. With the integration of technology into marketing activities, sales increased and the attention of target markets began to be drawn more. Thanks to the opportunities brought by technology, businesses have had the chance to understand the personal needs and expectations of consumers more easily. Thus, personalization in marketing has begun to take place at the center of marketing. However, developments in recent years have brought the issue of hyper-personalization, which is one step beyond personalization of businesses, to the agenda. The effects of artificial intelligence, machine learning, internet of things have an important impact great in this. In this paper, gait-based gender recognition problem, which is an important example for hyper-personalized marketing activities, was attempted to solve with Convolutional Neural Networks (CNNs). Various networks underwent evaluation for this task, with one chosen as a foundation. Subsequent modifications were applied to this base network through experimentation with architectural choices and hyperparameters. Despite exhibiting promising performance akin to prior research, the experimental findings shed light on the impact of network structure and hyperparameters on performance. The experiments employed gait silhouette, a feature descriptor, as input. The resultant overall accuracy reached 97.45% with the proposed CNN architecture. This outcome offers valuable insights into utilizing gait feature descriptions for classification within the problem domain.

## 1. Giriş (Introduction)

Son yıllarda teknolojiye elde edilen gelişmelerle birlikte, işletmelerin faaliyetlerinde önemli değişimler meydana gelmiştir. Bu değişimler, işletmelerle müşteriler arasındaki ilişkilerin yapısını önemli ölçüde etkilemiştir. İşletmeler artık hedef kitlelerle daha kolay etkileşim kurma imkânına sahiptirler. Bu şekilde tüketici istek ve ihtiyaçları daha kolay tespit edilebilmekte ve sadık müşteriler yaratmak son derece kolay hâle gelmektedir. Özellikle bazı işletmeler, kişiselleştirilmiş ürünler sunarak sadık müşteriler yaratmanın kapılarını aralamışlardır. Nike ve Jaguar, kişiselleştirilmiş ürünler sunan işletmelere örnek olarak verilebilir. Böylelikle kişiselleştirme, özellikle 2000'li yılların başından itibaren işletmelerin tüketicileri çekmek için gerçekleştirdikleri önemli bir faaliyet hâline gelmiştir. İşletmeler, kişiselleştirme faaliyetleri sayesinde rekabet avantajı elde etmeye başlamıştır.

Kişiselleştirmenin başarılı olması için işletmelerin toplayacağı verilerin düzenli olarak elde edilmesi, saklanması ve gerektiğinde kullanılması oldukça önemlidir. İşletmeler veri toplamak için internet sitelerini, mobil uygulamaları ve fiziksel mağazaları kullanabilirler. Özellikle son yıllarda, tüketicinin dijital ayak izini takip etmek, en popüler veri toplama yöntemlerinden biri hâline gelmiştir. İşletmeler, farklı platformlardan toplanan bu bilgiler sayesinde, mal ve hizmetleri kişiselleştirme çabalarında daha başarılı hâle gelmişlerdir. Kısaca ifade etmek gerekirse, kişiselleştirilmiş pazarlama kapsamında yapılan çalışmalar aslında daha kolay hâle gelmiştir.

Teknolojideki gelişmelerle birlikte, kişiselleştirilmiş pazarlama, yerini hiper kişiselleştirmeye bırakmaya başlamıştır. Hiper kişiselleştirme; yapay zekâ, makine öğrenmesi ve nesnelere interneti özellikli araç teknolojileri kullanılarak müşteri niyetlerinin daha ayrıntılı olarak yorumlanmasıdır [1]. Ayrıca, biyometri, hiper kişiselleştirmede kullanılan en önemli araçlardan biri hâline gelmiştir.

Biyometri, insanların özelliklerine göre kimliklerinin tespit edilmesi üzerine yapılan çalışmalardır. Biyometrik tanımlayıcılar, fizyolojik ve davranışsal özellikler olarak sınıflandırılırlar [2]. İnsan yürüyüş biçimi, bilgisayarlı görü topluluğunda dikkat çeken, davranışsal bir tanımlayıcıdır. Fizyolojik bir tanımlayıcısı (örneğin parmak izi) vermek istemeyen bir kişinin kimliğini tespit etmek mümkün değilken, insan yürüyüş biçiminin kaydedilmesi için kişinin iş birliğine ihtiyaç duyulmaz. İnsan yürüyüş biçimini daha uzak mesafelerden ve düşük çözünürlükte yakalamak mümkün olduğundan, insan yürüyüş biçimini bir tanımlayıcı olarak kullanmanın bu avantajı, fizyolojik tanımlayıcı tabanlı sistemlerin eksikliklerinin üstesinden gelmek için fırsatlar sunar.

İnsan yürüyüş biçimini analiz ederek çeşitli insan özellikleriyle ilgili çıkarımlar yapmak mümkündür ve bu özelliklerden biri ise cinsiyettir. Araştırmalar, farklı cinsiyetlerin farklı yürüyüş modellerine sahip olduğunu göstermektedir. Kozłowski vd. [3] tarafından yapılan deneyde, deneklerin üzerine noktasal ışık kaynakları takılmış ve bir grup gözlemciden deneklerin cinsiyetini belirlemeleri istenmiştir. Sonuçlar, insan gözlemcilerin, giyim veya saç ile ilgili herhangi bir ipucu olmaksızın cinsiyetleri yürüyüş biçiminden belli bir oranda tespit edebilmesinin mümkün olabileceğini göstermektedir.

Yürüyüş biçimi tabanlı cinsiyet tanıma, farklı türlerdeki sistemler tarafından kullanılabilir. Günümüzde kapalı devre televizyon sistemleri (CCTV) yaygın olarak mevcuttur ve cezaî soruşturmalarda kullanılmaktadır. Yüzü bir biyometrik tanımlayıcı olarak kullanarak bu soruşturmalara yardımcı olan mevcut sistemler bulunsada, bu sistemlerin çözünürlüğü düşük olabilmekte veya kişinin yüzü görüntülerde görünmeyebilmektedir. Bu gibi durumlarda, yürüyüş biçimi tabanlı cinsiyet tanıma, soruşturmaya konu kişinin cinsiyetiyle ilgili bilgi sağlayabilir ve bu da kolluk kuvvetlerinin soruşturmalarda yardımcı olabilir. Olası bir başka kullanım alanının

pazarlama olduğu görülmektedir. Bir cadde üzerinde, insanların yakın plan görüntüsünü almaksızın yayaların cinsiyetini belirlemek için yürüyüş biçimi tabanlı bir cinsiyet tanıma sistemi kurulabilir. Bu şekilde elde edilen bilgi, daha sonra elektronik reklam panolarında yayaların cinsiyetine göre reklam göstermek için kullanılabilir. Bu tür örnekler, yürüyüş biçimi tabanlı cinsiyet tanıma ile faydalı bilgiler elde edilebileceğini göstermektedir.

Yürüyüş biçimi tabanlı cinsiyet tanıma konusunda çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Çalışmalardan bazıları cinsiyet tanıma için yeni yöntemler geliştirmeye odaklanırken, diğerleri cinsiyet tanıma konusundaki mevcut zorlukları ele almaya ve duruma başka bir bakış açısından yaklaşmaya odaklanmaktadır. İyi bilinen zorluklardan biri, kıyafet ve taşıma koşulları değiştiğinde tanıma yapılmasıdır. [4], bu konuyu, cinsiyet tanıma alanı kapsamında ele almıştır. Bir başka zorluk, birden fazla görüş alanında tanıma yapılmasıdır ve [5-8] bu sorunu ele almıştır. Birden fazla görüş alanı üzerinde yapılan çalışmalar, gözlemlenen kişinin yürüyüş yönünün değişmediğini kabul etmektedir [9-12]. Bununla birlikte, gerçek hayattaki senaryolarda durum böyle olmayabilir ve bir değerlendirme yapılamadan, kullanıcı yönünü değiştirebilir. Dolayısıyla, bu konuyu ele almak için [13-15], kontrolsüz ortamlarda yürüyüş biçimine dayalı cinsiyet tanımayı incelemiştir. Yürüyüş biçimine dayalı cinsiyet tanımayı gerçek zamanlı bir sorun olarak ele almak da mümkündür ve [16] ile [17], bu sorun için etkili yöntemler sağlamıştır. Deneyler genellikle tek bir veri kümesi üzerinde yapılmaktadır ve önerilen yöntemlerin performansları, algoritmaları bir veri kümesi ile eğiterek ve bir başka algoritma ile test yaparak değerlendirilmemektedir. [18], bunu gözlemlemek için deneyler yapmıştır. Ayrıca, denge bakımından veri kümesinin durumu da dikkate alınması gereken önemli bir konudur ve bu, sonuçları doğrudan etkileyebilir. Çalışmalar [19], [20] bu soruna işaret etmiş ve yürüyüş biçimi tabanlı cinsiyet tanıma alanındaki sınıf dengesizliği sorununu ele almak için yöntemler önermiştir. Çalışmalar [21-23] duruma yeni bir boyuttan yaklaşmış ve deney katılımcılarının cinsiyetini çıkarmak için derinlik bilgisini kullanmıştır. Cinsiyet tanımanın bir başka yaklaşımı ise deney katılımcılarına ait birden fazla ipucunu kullanmaktır. [24, 25] cinsiyeti tanımak için hem yürüyüş hem de yüz bilgisini kullanmış ve bunları birleştirmek için yöntemler önermiştir. İnsanlar, bazı durumlarda, diğer insanların cinsiyetini yanlış algılayabilmektedirler. [26] hem algılanan hem de gerçek cinsiyeti yürüyüş biçimi ile tanıyabilen, uygulanabilir bir yöntem önermiştir. Yürüyüş biçiminden tanımaya dayalı kayda değer sayıda çalışma, yürüyüş biçimi eşleştiricilerin çıkarılan özelliklerini temel almaktadır. [27], cinsiyet gibi insan özelliklerine göre bazı iyi bilinen eşleştiricileri öbekleme imkânını incelemiştir. Diğer çalışmalarda, cinsiyeti tanımak için yeni yöntemler önerilmiş veya iyi bilinen özellik çıkarma yöntemleri ile makine öğrenmesi algoritmalarının yürüyüş biçimi tabanlı cinsiyet tanıma bir araya getirilmesinin uygunluğu araştırılmıştır. Bunlardan [28]'de gürültüden arındırılmış enerji görüntüsü (DEI) ön işleme ile yürüyüş enerji görüntüsünü (GEI) kullanan yürüme hareketlerinden Destek Vektör Makinesi (DVM) yöntemi ile karakteristik özelliklerin çıkarımı tartışılmıştır. [29], deneklerin silüetini elipsler yerleştirerek yedi bölgeye ayırmış ve her bölge için kişinin hareketlerinden kaynaklanan şekil farklarını hesaplamıştır. Bunlar arasında en iyi özellikleri seçmek için ANOVA uygulanmış ve cinsiyete göre sınıflandırmak için DVM kullanılmıştır. [30], bir kişinin cinsiyetini belirlemede en etkili faktörleri bulmak için insan gözlemcilerle anket uygulamıştır. Sonuçlara göre GEI'yi 5 parçaya bölmüş ve cinsiyet tanıma üzerindeki etkilerine göre her birine farklı ağırlıklar vermişlerdir. Cinsiyet sınıflandırması için doğrusal DVM uygulanmıştır. [31] ortalama yürüyüş görüntüsünü insan vücudunun bölümlerini temsil eden yedi parçaya bölmek için bir yöntem önermiştir. Her parça için dengeleyici dokunuşlu yürüyüş (probe) ile galeri (gallery) yürüyüşü arasındaki Öklid mesafesinin medyanı hesaplamıştır. Benzerlik, DVM kullanılarak cinsiyete göre sınıflandırılmıştır. Sonuçlara göre baş, arka bacak ve ayakların cinsiyet tanıma üzerinde olumlu bir etkisinin bulunmadığı, vücut ve

ön bacağı genellikle olumlu bir etkiye sahip olduğu saptanmıştır. [32]'de yakalanan yürüyüş görüntülerinden insan çubuk figürü oluşturulmuştur. Bunu kullanarak zamansal ve mekânsal yürüyüş özellikleri çıkarılmış, DVM ve Sinir Ağları kullanılarak cinsiyete göre sınıflandırma yapılmıştır. [33] daha iyi temsil için insan silüetindeki insan vücudu parçalarını işaretlemeye yönelik bir yöntem önermiştir. Böylece silüetler 8 bölgeye ayrılmıştır. Cinsiyet tanıma için DVM kullanılarak CASIA veri kümesi üzerinde deneyler yapılmıştır. [34] cinsiyet tanıma için koşullu rastgele alan kullanmış ancak bunu yapmak için insan yürüyüşünün mekânsal ve zamansal özelliklerini karıştırmıştır. Böylece yürüyüşe dayalı cinsiyet tanıma için karma koşullu rastgele alan yöntemi önerilmiştir. [35] yürüyüş özelliklerini çıkarmak için 2B ayrık dalgacık dönüşümünü ve 2B hızlı Fourier dönüşümünü kullanmıştır. Bunları cinsiyete ve yaşa göre sınıflandırmak için AdaBoost algoritması kullanılmıştır. [36] uzay-zamansal bir yürüyüş temsili olan ortalama yürüyüş enerjisi görüntüsünün Radon Dönüşümünü temel alan yeni bir yöntem önermiştir. Buradan Zernike momentleri çıkarılmış ve DVM kullanılarak özellikler eğitilmiştir. [37] insan yürüyüşünü temsil eden yeni bir model önermiştir. Yürüyüş Temel Bileşen Görüntüsü adı verilen bu yeni gösterim, GEI'ye benzesine rağmen yalnızca yürüyüş silüetlerinin ortalamasını almak yerine, Temel Bileşen Analizi (PCA) kullanmaktadır. Dolayısıyla vücut parçaları açısından insan yürüyüşünün varyasyonlarını ortaya çıkarmaktadır. Yöntem IRIP Yürüyüş Veri Tabanında test edilmiş ve cinsiyet tanıma için K-En Yakın Komşu (KNN) yöntemi ile sınıflandırılmıştır. [38] cinsiyet sınıflandırması için dalgacık filtreleme tabanlı bir yaklaşım önermiştir. GEI'nin dış hatları elde edilmiş, 5/3 dalgacık filtreleri kullanılarak özellikler çıkarılmıştır. Boyut azaltımı için PCA uygulandıktan sonra C4.5 Karar Ağacı Algoritması kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. [39] 3D poz takibi gerçekleştirerek cinsiyet tanıma çalışması yapmıştır. Tavli Partikül Filtresi uygulayarak takip sağlanmış, 3 boyutlu ekleme konumlarını takip ederek hareket özellikleri çıkarılmıştır. Öğrenme için lojistik regresyon yaklaşımı uygulanmıştır. [40] insan yürüyüş çerçevelerindeki öteleme miktarı hesaplanmış ve özelliklerin çıkarılması için Uzay-Zaman Bağımsız Bileşen Analizi uygulanmıştır. Bunlar kullanılarak en yakın komşu algoritması ile cinsiyet sınıflandırması yapılmıştır. [41] yürüyüşe dayalı cinsiyet sınıflandırma problemine insan yürüyüşünün iskelet modelini oluşturarak yaklaşmıştır. Morfolojik işlemler kullanarak insan silüetleri oluşturulmuş ve silüetlerin iskelet modeli elde edilmiştir. Daha sonra iskelet modelinden ana gövde noktaları ve açıları çıkarılmıştır. Sınıflandırma aşamasında DVM kullanılmıştır. [42] insan yürüyüş silüetinin genişliğindeki varyasyonun yaş ve cinsiyet gibi diğer insan özellikleriyle ilişkilendirilebileceği varsayımına dayanarak frekans uzayında silüet genişliğinin çıkarılmasına yönelik bir yaklaşım önermiştir. Özellik seçimi yapılmış ve bir Choquet İntegral Ajan Ağı oluşturularak sınıflandırma gerçekleştirilmiştir.

Evrimsel Sinir Ağı (ESA) [43], doğrudan görüntüden görsel kalıpları öğrenebilen, hiyerarşik ve çok katmanlı bir sinir ağıdır. ESA veri miktarındaki ve hesaplama gücündeki artış sayesinde son zamanlarda büyük ilgi çekmektedir. Buna rağmen, yürüyüş biçimine dayalı cinsiyet tanıma için Yaşa Dayalı Büyük Popülasyon Veri Kümesi (OULP-Age) kullanılan ESA mimarisi tabanlı kısıtlı sayıda çalışma vardır. Marin-Jiménez vd. [44], optik akış kanallarını girdi olarak kullanan, çoklu görevli bir ESA mimarisi önermiştir. Bu çalışmada yürüyüş biçimine dayalı olarak kişinin kimliğinin yeniden tespit edilmesi ana görev, cinsiyet tanıma ise yardımcı görevdir. Liu vd. [45] yürüyüş biçimi özelliğine dayalı olarak cinsiyet tanıma için ESA ve DVM'nin bir araya getirilmesi konusunu araştırmıştır. Çalışmamızda, yüksek bir doğruluk ve düşük bir hesaplama maliyeti elde etme amacıyla yürüyüş biçimine dayalı cinsiyet tanıma ESA'nın uygulanması araştırılmıştır. Bu bağlamda, farklı ESA mimarileri analiz edilmiş ve mimari ile üst değişkenler açısından ek ayarlamalar yapılmıştır. Önerilen mimari, son teknoloji yöntemlerle karşılaştırılabilir sonuçlar sunmakta ve sorunla ilgili önemli bilgiler vermektedir. Makalenin geri kalanı şu şekilde düzenlenmiştir: Bölüm

2'de deneyler için kullanılan veri kümesi sunulmuştur. Bölüm 3'te önerilen ESA mimarisinin ayrıntıları açıklanmıştır. Bölüm 4'te deneysel sonuçlar ve sonuçlara dayalı çıkarımlar sunulmuş ve son olarak, Bölüm 5'te gelecekteki çalışmalar paralelinde sonuçlar ele alınmıştır.

## 2. Materyal ve Metot (Material and Method)

Bu çalışmada, deneyler için OU-ISIR Yürüyüş Biçimi Veri Tabanı, Yaşa Dayalı Büyük Popülasyon Veri Kümesi (OULP-Age) [46] kullanılmıştır. Osaka Üniversitesi Bilimsel ve Endüstriyel Araştırma Enstitüsü'nün telif ve dağıtım haklarına sahip olduğu OULP-Age, OU-ISIR Biyometrik Veritabanı çatısı altında bulunan ve şu anda yayınlanan en büyük yürüyüş biçimi veri kümesidir. Yaş ve cinsiyetle ilgili insan yürüyüş analizine yönelik algoritmaların geliştirilmesi, test edilmesi ve değerlendirilmesi gibi araştırma çabalarına destek olmayı amaçlamaktadır. Veriler, bir bilim müzesinde deneyimsel uzun dönem video tabanlı yürüme analizi sergisi ile birlikte katılımcıların rızası alınarak toplanmıştır. Toplamda 63.846 deney katılımcısının yürüyüş biçimini içermektedir. Deney katılımcılarının 31.093'ü erkek, geri kalan 32.753'ü ise kadındır. Bu durum veri kümesinin cinsiyet açısından dengeli ve cinsiyet tanıma için uygun olduğunu göstermektedir. Veri kümesi, kontrollü bir ortamda deney katılımcılarının yürüyüş biçimini yan görünümünden kaydederek ve kayıtlı görüntülerden Yürüyüş Enerji Görüntüsünü (GEI) [47] çıkararak oluşturulmuştur. Veri tabanından alınan örnek bir görüntü Şekil 1'de gösterilmektedir.

GEI, deney katılımcısının hem hareketlerini hem de postürünü temsil edebilen, uzamsal-zamansal bir yürüyüş biçimi temsildir. Bu kabiliyet, GEI'yi önemli bir yürüyüş öznelik tanımlayıcısı yapmaktadır. Yürüyen bir deney katılımcısının görüntülerinden GEI elde etme süreci, arka planı çıkarmak ve görüntü ikileme gerçekleştirmek suretiyle kaydı ikili yürüyüş biçimi silüetlerine dönüştürerek başlar. OULP-Age'in hazırlanmasında kullanılan görüntüler yeşil ekran önünde çekilmiş, böylelikle yürüyüş biçimi silüeti hazırlama işlemi otomatize edilerek bu aşamada oluşabilecek hatalar en aza indirilmiştir. Daha sonra, deney katılımcısının ayağının yere temasından aynı ayağı tekrar yere temas ettiği ana kadar geçen süre olan yürüyüş biçimi döngüsü çıkarılmıştır. Yürüyüş biçimi döngüsü çerçevelerinin çıkarılmasından sonra, her bir çerçeve toplanarak ve çerçeve sayısına bölünerek çerçevelerin ortalaması alınmıştır. Bu süreçte insan postürü korunurken, piksel yoğunluğu hareketin sıklığını göstermektedir.

OULP-Age veri kümesi bu çalışmanın amaçları için uygundur, çünkü a) veri kümesi dengelidir, bu da makine öğrenmesi yaklaşımlarında sahip olunması gereken önemli bir özelliktir [48], b) veri kümesi mevcut veri kümelerine kıyasla büyüktür ve veri kümesi boyutu ESA'larda başarının anahtarlarından biridir [49] ve c) veri kümesi kontrollü ortamda oluşturulan GEI'lerden oluşmaktadır [50]. Şu anda bir ESA mimarisine karar vermek için evrensel olarak kabul edilen tek bir yöntem kullanılmamakta, bunun yerine pratik kurallar ve daha önce yapılan çalışmalar temel alınmaktadır. Bu çalışmada, bu dikkate alınarak yürüyüş biçimi tanıma için geliştirilmiş mevcut birkaç ESA mimarisi, yürüyüş biçimine dayalı cinsiyet tanıma için test edilmiştir. Bu mimariler arasında ümit verici sonuçlar sağlayan bir mimari, GEINet mimarisidir [51]. GEINet, kişinin yürüyüş biçimine dayalı olarak kimliğinin yeniden tespit edilmesi için tasarlanmış bir ESA mimarisidir, ancak bu çalışmada, cinsiyet tanıma alanındaki sorunları ele almak üzere kullanılmıştır. Mimari tasarımı, en popüler ESA mimarilerinden biri olan AlexNet ile benzerlik göstermektedir [52]. Bununla birlikte, AlexNet daha geniş kapsamlı bir alandaki sorunları ele almak için tasarlanmış olduğundan, GEINet, AlexNet'ten daha küçüktür. Bu çalışmada, GEINet temel alınarak farklı mimari ve üst değişkenlerin cinsiyet tanıma üzerindeki etkileri araştırılmıştır. Deneyler, NVIDIA GeForce GTX 1070 üzerinde Keras [53] kullanılarak gerçekleştirilmiştir.



Şekil 1. Veri tabanından alınan örnek yürüyüş biçimi görüntüsü (Sample gait image from the database.)

### 2.1. Mimariye Genel Bakış (Architecture Overview)

Yürüyüş biçimine dayalı cinsiyet tanıma görevi için karar verilen ESA mimarisi, Şekil 2’de gösterildiği gibi evrimsel katmandan, havuzlama katmanından ve tam bağlantılı katmanlardan oluşmaktadır. Ağa girdi olarak GEI kullanılmaktadır ve bu girdi, 11’e 11 boyutunda 20 filtre ile evriştirilmektedir. Evrişim 2 adımlı olarak gerçekleşmekte ve aktivasyon fonksiyonu olarak ReLu [54] kullanılmaktadır. Evrişim katmanını, 2’ye 2 havuz boyutuna sahip ve 2 adımlı olan maksimum havuzlama işlemi takip etmektedir. Havuzlama katmanından sonra 500 birimlik yoğun katman gelmektedir. Daha sonra, regülarizasyon

amacıyla 0,7 seyreltme (dropout) oranı [55] uygulanmaktadır. Son olarak 1 birimlik yoğun katman yerleştirilip sigmoid fonksiyonu ile takip edilmektedir. Öğrenme, ikili çapraz entropi yitim fonksiyonunu en aza indirerek yapılmaktadır ve 0,00025 öğrenme oranına sahip optimizasyon algoritması olarak Adam [56] kullanılmaktadır.

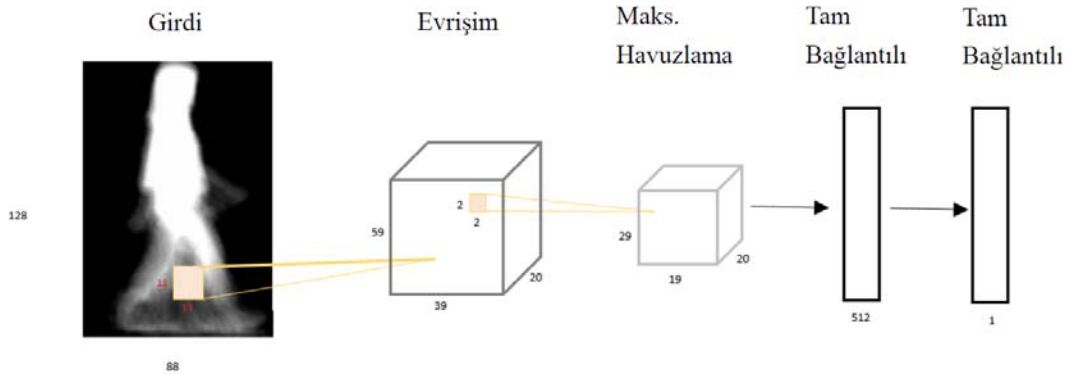
### 2.2. Ağ Yapısı (Network Structure)

GEINet’in performansı, bir mimari seçmek amacıyla OULP-Age veri kümesi üzerinde değerlendirilmiştir. GEINet’in son tam bağlantılı katmanı, ikili sınıflandırma için modifiye edilmiştir. İlk etapdaki deneyler, mimarinin uygun bir seçim olduğunu göstermiştir. Bu nedenle, doğruluk değişimini gözlemlemek için bu mimari üzerinde ek deneyler yapılmıştır. Bazı şartlarda, bir mimariye daha fazla katman eklemenin daha zorlu sorunların üstesinden gelmeye yardımcı olduğu değerlendirilmektedir. Diğer taraftan, bir ağ gerekli minimum boyuttan daha büyükse, bir noktadan sonra katman eklemenin amaca bir katkısı olmayabilir. Bu gibi durumlarda hesaplama kaynakları boşa harcanmış olur ve ağı eğitimi için daha fazla zaman harcanır. Bu olgular göz önünde bulundurularak, GEINet daha az katmana sahip olacak şekilde modifiye edilmiş ve bu mimari değerlendirilmiştir. Bunun tam tersi olarak, daha derin bir mimarinin etkisi de test edilmiştir. GEINet yazarlarınca ifade edildiği üzere, ağ AlexNet’e benzer bir yapıya sahiptir ve yazarlar, daha fazla katmana sahip olmanın yürüyüş biçimi tanıma katkıda bulunmadığını göstermiştir. Cinsiyet tanıma daha derin bir ağ ile elde edilecek sonuçları keşfetmek için AlexNet, veri kümesine uyarlanarak OULP-Age üzerinde değerlendirilmiştir. Şekil 3’te, GEINet, AlexNet ve ikinci evrişim, havuzlama ve normalizasyon katmanlarına sahip olmayan GEINet’in karşılaştırması gösterilmektedir.

### 3. Sonuçlar ve Tartışmalar (Results and Discussions)

Elde edilen sonuçlar, bu üç mimarinin doğruluk açısından benzer performans sergilediğini göstermektedir. Ancak hesaplama süresi, dikkate alınması gereken bir başka önemli husustur ve bir epokun tamamlanması AlexNet’te 91 saniye, GEINet’te 50 saniye, daha az katmanlı mimaride ise 36 saniye sürmüştür. Bu bulgular dikkate alınarak belirtilen katmanlar GEINet’ten çıkarılmış ve bu mimari üzerinde ilave düzenlemeler yapılmıştır.

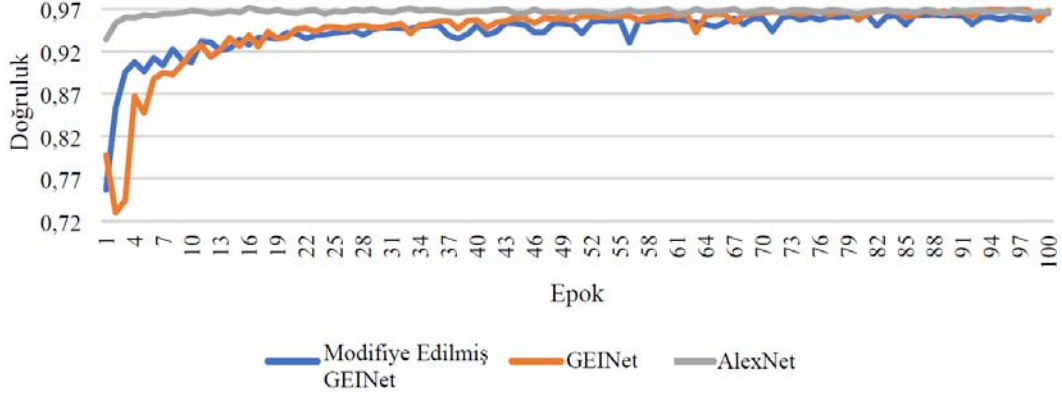
Bu kapsamda, normalizasyonun etkisi de değerlendirilmiştir. Normalizasyonun amacı, eğitim verilerini standart hâle getirmek ve dolayısıyla öğrenmeyi geliştirmektir. Bu çalışmada test edilen normalizasyon yöntemlerinden biri de, AlexNet ile tanıtılan ve GEINet’te de kullanılan Yerel Yanıt Normalizasyonu (LRN)’dur. Her aktivasyon fonksiyonundan sonra normalizasyon uygulanmıştır. Bunun tam tersi olarak, normalizasyon uygulanmayan mimari de test



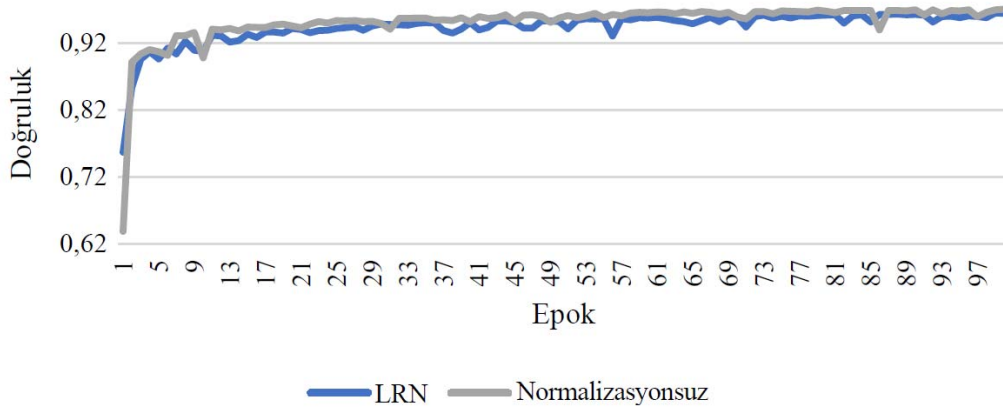
Şekil 2. Önerilen ESA mimarisi (The proposed CNN architecture)

edilmiştir. LRN uygulanan ve normalizasyon uygulanmayan mimarilerin karşılaştırması Şekil 4'te görülebilir. Bu sonuçlar, LRN uygulanan ve normalizasyon uygulanmayan mimarilerin doğruluk açısından benzer katkılar sağladığını göstermektedir. Bununla birlikte, LRN'nin kullanımı ek hesaplama maliyeti ortaya çıkarmakta ve bu, normalizasyon kullanılmayı daha uygun hâle getirmektedir.

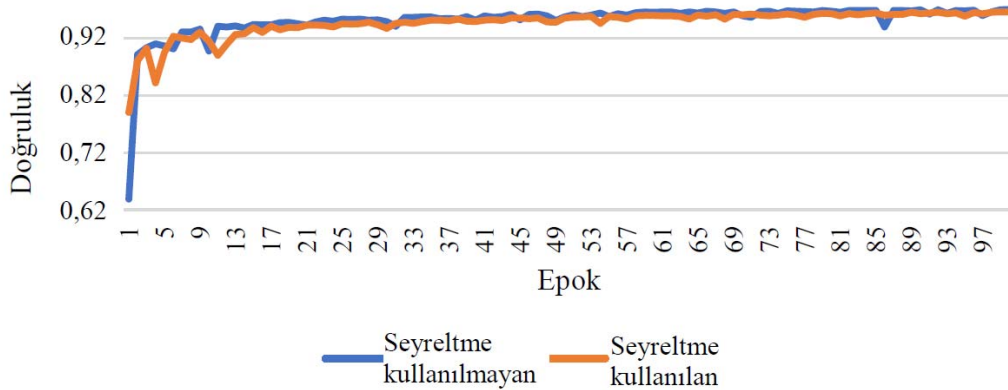
Seyreltme, aşırı öğrenmeyi azaltmaya yardımcı olan bir regülarizasyon yöntemidir. Seyreltme katmanlarına sahip olan/olmayan mimarinin performansları değerlendirilmiştir. Sonuçlar Şekil 5'te görülebilir. Sonuç, seyreltme kullanılmamanın doğrulukta hafif bir kazanç sağladığını gösterse de, bu fark ihmal edilebilir düzeydedir ve bu ikisi arasında hesaplama maliyeti farkı olmadığı



Şekil 3. Farklı mimarilerin performans karşılaştırması (Performance comparison of different architectures)



Şekil 4. Normalizasyonlu ve normalizasyonsuz modifiye edilmiş GEINet'in karşılaştırması (Comparison of modified GEINet with and without normalization)



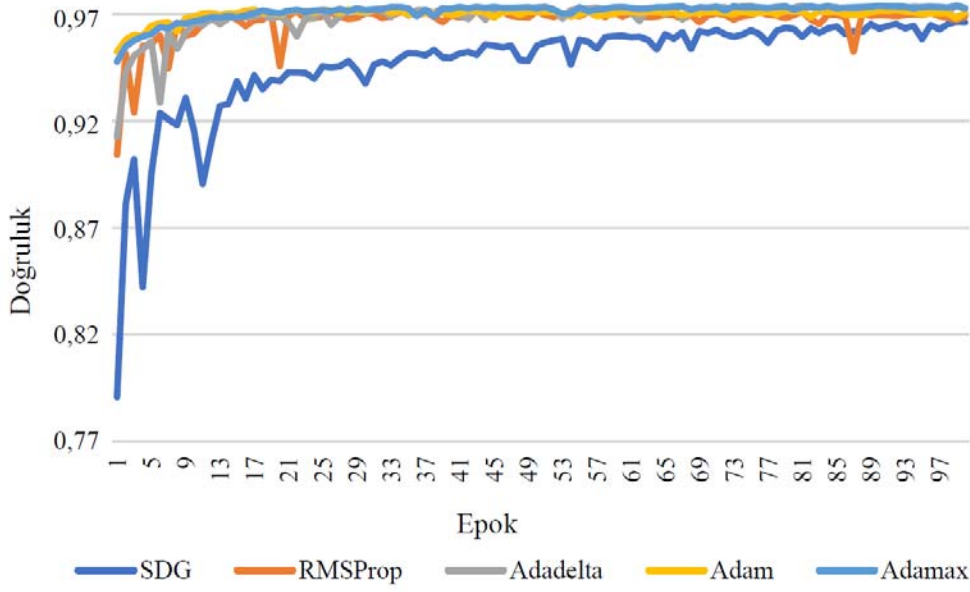
Şekil 5. Seyreltme kullanılan ve kullanılmayan modifiye edilmiş GEINet'in karşılaştırması (Comparison of modified GEINet with and without dropout)



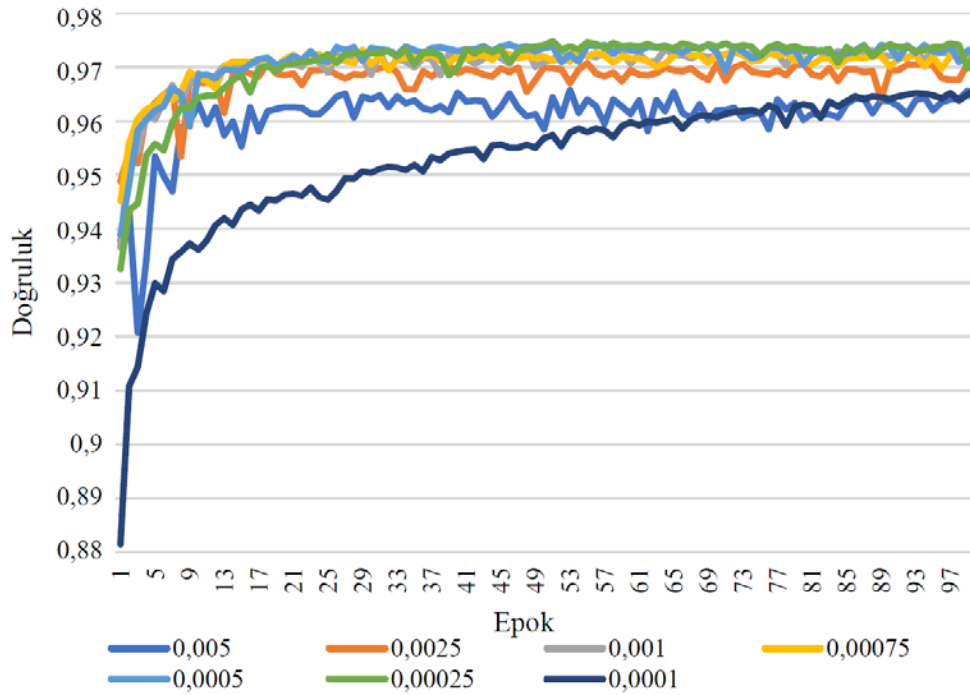
için, seyreltmenin düzenleyici etkilerinden faydalanmak amacıyla, seyreltmenin ilk tam bağlantılı katmandan sonra uygulanmasına karar verilmiştir. Katman sayısına ve ilgili düzenleyici özelliklerine karar verildikten sonra, üst değişkenlerde ince ayarlar yapılmasının, mimarinin performansına önemli bir destek sağladığı kabul edilmektedir [57]. Bu temelde, bir dizi üst değişken, farklı değerlerle değerlendirilmiştir. En önemli üst değişkenlerden biri, optimizasyon algoritmasının seçimidir. Hatalı bir optimizasyon algoritması seçilmesi, ağın performansını büyük ölçüde azaltabilir. Dolayısıyla, yaygın olarak kullanılan birkaç optimizasyon algoritması, uygun bir algoritma bulmak için başlangıç parametreleri Keras'ta tanımlanarak değerlendirilmiştir. Bu optimizasyon algoritmaları Stokastik Gradyan

İnişi (SGİ) [58], RMSProp [59], Adadelta [60], Adamax [61] ve Adam [62]'dir. Bunların karşılaştırması Şekil 6'da görülebilir. Sonuçlar, optimize edicilerin performanslarının hem doğruluk hem de hesaplama maliyeti açısından benzer olduğunu göstermektedir. Adam'ın daha iyi performans göstermesi için daha az müdahaleye ihtiyaç duyduğu düşünülmektedir [61]. Dolayısıyla, mimarimizde optimize edici olarak Adam seçilmiştir.

Öğrenme hızını ayarlamak, doğru optimize ediciyi seçmek kadar önemlidir. Öğrenme hızı, öğrenmeyi doğrudan etkileme kabiliyetine sahiptir. Bu nedenle, Adam optimize edici kullanılarak farklı öğrenme hızı değerleri değerlendirilmiştir. Şekil 7, ağın test edilen en düşük ve



Şekil 6. Optimizasyon algoritmalarının performans karşılaştırması (Performance comparison of optimization algorithms)



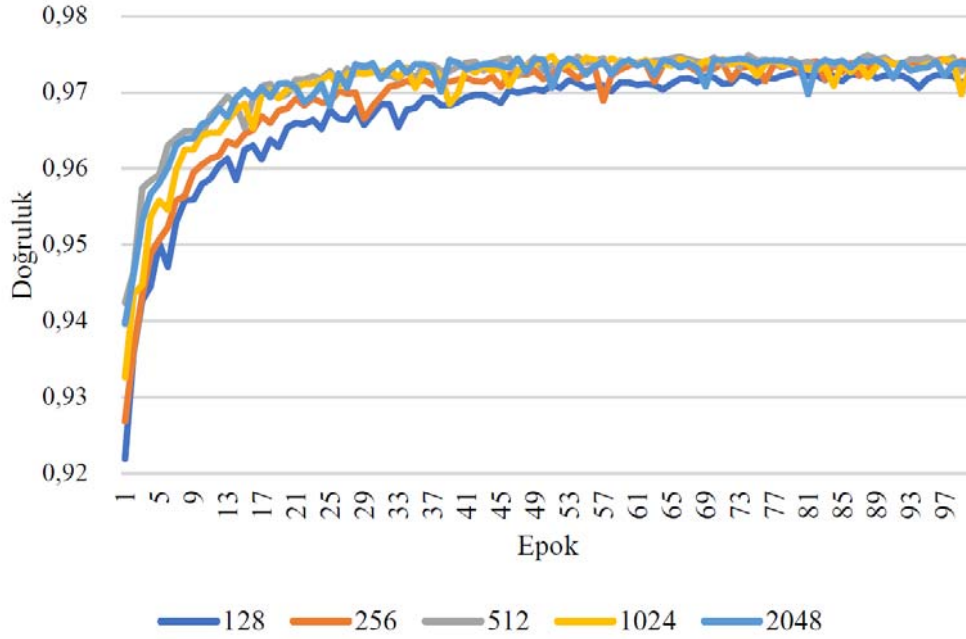
Şekil 7. Farklı öğrenme hızlarının performans karşılaştırması (Performance comparison of different learning rates)

en yüksek öğrenme hızları dışında, benzer performans sergilediğini göstermektedir. Bu farklı öğrenme hızlarının hesaplama maliyeti, bu ağda farklılık göstermemektedir. Böylece en iyi performans sağlayan öğrenme hızı olan 0,00025 seçilmiştir.

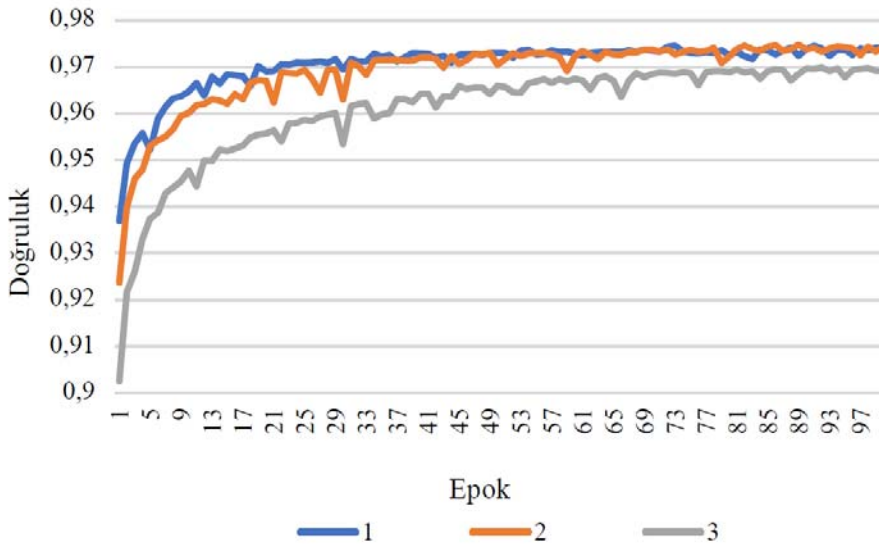
Tam bağlantılı katmandaki birim sayısının etkisi de test edilmiştir. Şekil 8, farklı birim sayılarının sonucunu göstermektedir. Bu, farklı birim sayılarının benzer çıktılara sahip olduğunu göstermektedir. Durum böyle olsa da, daha geniş bir tam bağlantılı katmana sahip olmak toplam öğrenilebilir değişken sayısını artırmakta ve dolayısıyla hesaplama maliyetini de artırmaktadır. Bundan dolayı, 2048 adet birim, doğruluk bakımından diğerleriyle benzer bir katkı sağlasa da, gereksiz maliyet getirmektedir. Bu durum göz önünde bulundurularak, tam bağlantılı katmanın birim boyutu, diğer boyutlara

kıyasla en iyi performansı göstermesi ve kendisinden daha küçük boyutlara yakın hesaplama maliyetine sahip olması nedeniyle 512 olarak seçilmiştir.

Doğruluk ve hesaplama yükü üzerindeki etkilerini gözlemlemek için evrimsel katmanın üst değişkenleri değerlendirilmiştir. Değerlendirilen üst değişkenler adım, çekirdek boyutu ve çekirdek sayısıdır. Bunların farklı değerlerle elde edilen sonuçları sırasıyla Şekil 9, 10 ve Şekil 11'de bulunabilir. Adımın artırılması, eğitilebilir değişken sayısını azaltmakta, böylece yükün azaltılmasına yardımcı olmaktadır. Bununla birlikte, adım değerinde büyük bir artış yapılması, ağın öğrenme kabiliyetini olumsuz yönde etkileyebilir. Farklı adım değerleriyle elde edilen sonuçlar, bu bağlamda adım değeri olarak 3 değerinin kullanılmasının, daha düşük bir öğrenme

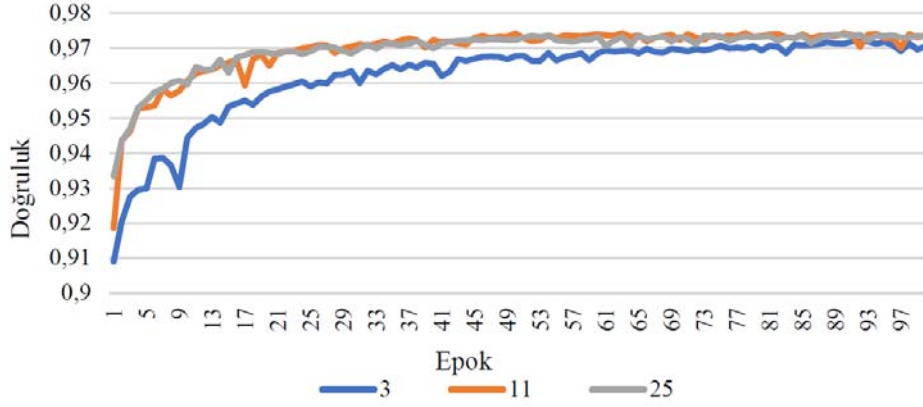


Şekil 8. Tam bağlantılı birim sayılarının performans karşılaştırması (Performance comparison of fully connected unit numbers)

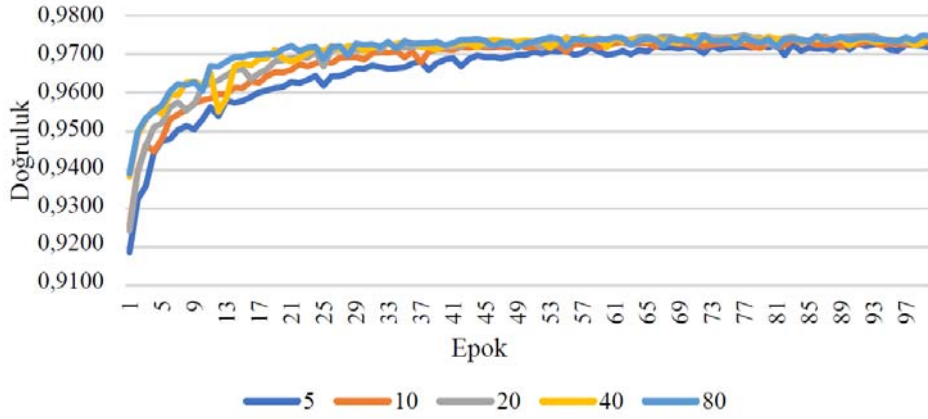


Şekil 9. Evrimsel katmanda adım değerinin performans karşılaştırması (Performance comparison of stride on convolutional layer)

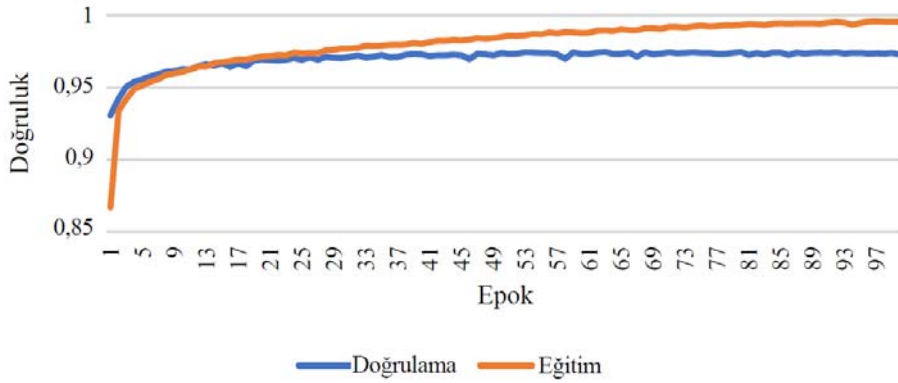




Şekil 10. Çekirdek boyutunun performans karşılaştırması (Performance comparison of kernel size)



Şekil 11. Çekirdek sayısının performans karşılaştırması (Performance comparison of kernel number)



Şekil 12. Sonuçta elde edilen eğitim ve doğrulama performansı (Resulting training and validation performance)

kabiliyetine neden olduğunu göstermektedir. 1 ve 2 adım değerleri benzer sonuçlar vermektedir, ancak 2 adım değerinin kullanılması, bir epokun tamamlanma süresini kısaltmaktadır. Dolayısıyla, evrimsel katmanda adım değeri olarak 2 seçilmiştir. Çekirdek boyutları olarak 3, 11 ve 25 değerleri değerlendirilmiştir ve sonuçlar, çekirdek boyutunun modelin doğruluğu üzerinde ciddi bir etkisi olmamasına rağmen, daha büyük bir çekirdek değerinin daha iyi bir çıktı elde edilmesini sağladığını göstermektedir. Ancak çok büyük bir çekirdek değeri kullanılması, yerel yamalardan öğrenme kabiliyetini engellediği için öğrenmeyi azaltır. Bunlar göz önünde bulundurularak

optimum çekirdek boyutu değeri olarak 11 seçilmiştir. Son olarak, çekirdek sayısının etkisi değerlendirilmiştir. Sonuçlar, bu mimaride hem doğruluk hem de hesaplama maliyeti bakımından çekirdek sayısının önemli bir fark yaratmadığını göstermektedir. Bu nedenle çekirdek sayısı değeri 20 olarak seçilmiştir ve bu da ağ performansına en iyi katkıyı sağlamaktadır.

Deneyler, eğitim ve test verilerinin cinsiyete göre dengeli dağılımını sağlayan OULP-Age veri kümesi üzerinde gerçekleştirilmiştir. Şekil 12, modifiye edilmiş mimarimizle elde edilen eğitim ve doğrulama

doğruluğunu göstermektedir. Sonuçlarımız, literatürdeki mevcut çalışmalarla karşılaştırılabilir bir performans göstermektedir. Bu karşılaştırma Tablo 1'de görülebilir. Bu çalışmada önerilen ESA mimarisi, [38]'de önerilen yöntemle benzer bir performans, diğer yöntemlerden ise daha iyi bir performans gösterebilmektedir. Bu doğruluk açısından ESA kullanımının uygun olduğunu göstermektedir. Bu karşılaştırmada vurgulanması gereken önemli bir durum, yalnızca çalışma [45]'te ESA kullanılmasıdır. Bu çalışma, son aktivasyon fonksiyonunu bir DVM ile değiştirerek VGGNet-16 [62] tabanlı bir mimari kullanılmaktadır. Bu karşılaştırma, yürüyüş biçimine dayalı cinsiyet sınıflandırmasında, AlexNet tabanlı bir ağı, VGGNet tabanlı bir ağdan daha iyi doğrulama sınıflandırması yapabildiğini göstermektedir. Bununla birlikte bu çalışmadaki test verileri, çoklu görünüm ve nesne taşıma gibi koşulları içermektedir.

Yürüyüş biçimine dayalı tanıma çalışmalarında, bu tür koşulların, yöntemlerin performansını etkilediği bilinmektedir. Dolayısıyla bu doğruluk farkı, VGGNet'in bu sorun alanında kullanılmaya uygun olmadığını kanıtlamaz.

**Tablo 1.** Farklı yürüyüş biçimine dayalı cinsiyet tanıma yöntemlerinin doğruluğu  
(Accuracy of different gait-based gender recognition methods)

Yöntem	Doğruluk (%)
[38]	97,98
[33]	94,7
[45]	89,62
Önerilen Yöntem	97,45

Bu mimariye [45] ulaşmak için elde edilen sonuçlar, soruna ve ESA'ların bu sorunla nasıl bağlantılı olabileceğine dair önemli içgörüler sunabilir. Sonuçlar, derin bir ağa sahip olmanın gerekli olmadığını göstermektedir. Derin bir ağ genellikle yüksek düzeyde ve daha karmaşık öznelikleri yakalama kabiliyetine sahiptir [63]. Birinci katman genellikle ayrıtlar gibi düşük seviyeli özneliklerin çıktısını verir. Daha fazla katman eklemek amaca ulaşılması yönünde bir katkı sağlamadığından, önerilen mimari, tek bir evrimsel katmandan oluşmaktadır. Bu da GEI üzerinde yapılan cinsiyet sınıflandırmasının, ayrıtlar gibi basit özneliklerle elde edilebileceğini göstermektedir. GEI bir öznelik tanımlayıcısı olduğundan bu öngörülebilir bir bulgudur, bu da mevcut bilginin yorumlanması daha kolay olan bir biçimde temsil edilmek üzere hâlihazırda işlenmiş olduğu anlamına gelmektedir. Art alan parazitlerinin ağ tarafından göz ardı edilmesi ve adım sıklığı gibi önemli zamansal yürüyüş biçimi hususlarının dikkate alınması gerektiğinden, GEI olmadığında daha derin bir ağa ihtiyaç duyulabilir. Bunlar hâlihazırda GEI ile sıralandığından, cinsiyet tanıma için daha küçük bir ağ kullanmamıza imkân tanımaktadır.

Çıkarılabilecek bir diğer sonuç normalizasyonun etkisidir. Sonuçlarımız, normalizasyonun uygulanmasının doğruluk hedefine katkıda bulunmadığını, ancak hesaplama yüküne katkıda bulunduğunu göstermektedir. Normalizasyonun, girdiyi ölçeklendirerek seyrek verileri işlemek için faydalı olduğu değerlendirilmektedir. Değişkenlik içeren veri kümeleri, normalizasyondan fayda sağlayabilir. Ancak eldeki sorunda veri kümesi kontrollü bir ortamda oluşturulmuş ve ham veri üzerinde bir

ön işleme uygulanmıştır. Veri kümesindeki görüntüler tek görünümünden alınmıştır ve veri kümesi tek kanallı görüntülerden oluşmaktadır. Ayrıca veri kümesi sınıflar bakımından dengelidir. Tüm bunlar göz önünde bulundurulduğunda, bir normalizasyon katmanının uygulanmasının, mevcut durumda hesaplama yükünü artırmak dışında bir etkisi yoktur.

Önerilen GEINet tabanlı yöntemin güncel derin evrimsel mimariler ile de karşılaştırması yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 2'de sunulmuştur. Buna göre, aynı parametreler kullanılarak yapılan deneyler sonucunda en yüksek doğruluk oranı modifiye edilmiş GEINet mimarisi ile elde edilmiştir. Dahası önerilen yöntem; duyarlılık (sensitivity), özgüllük (specificity) ve F1 skoru metriklerinde de en yüksek sonucu vermiştir. Kesinlik (Precision) metriğinde ise en yüksek sonuç ResNet50 mimarisinde elde edilmiştir.

#### 4. Sonuçlar ve Tartışmalar (Results and Discussions)

Günümüz rekabetçi koşullarında, tüketicileri yakından tanımak ve doğru zamanda doğru şekilde iletişim kurmak, işletmelerin başarısında temel rol oynayan son derece önemli konulardır. İşletmeler ve tüketiciler arasında yakın ilişkilerin kurulması ve kurulan ilişkiler sonucunda tüketicilere özel tekliflerin sunulması ile birlikte, farklı konular işletmelerin gündeminde yer almaya başlamıştır [65]. İşletmelerde bir değişim süreci ortaya çıkmıştır. Kitlese pazarlama ile başlayan bu süreç, bire bir pazarlama ile devam etmiştir. Teknolojinin gelişmesiyle birlikte kişiselleştirilmiş pazarlama ortaya çıkmıştır. Kişiselleştirilmiş pazarlamanın işletmeler tarafından kullanılmaya başlandığı dönemde ise teknolojiye gelişmeler devam etmiş ve farklı uygulamalar işletmelerin ilgisini çekmiştir. Hiper kişiselleştirme bunlardan biridir. Hiper kişiselleştirme, işletmelerin müşterileriyle en doğru ve sağlıklı şekilde etkileşim kurmak için kullandığı yöntemlerden biridir. Bu noktada işletmelerin müşterilerinden toplayacağı gerçek zamanlı veriler de son derece önemlidir. Elde edilen veriler, işletmelerin tüketici talepleri konusunda daha hızlı bir şekilde hareket etmelerini sağlayacaktır. Kısacası hiper kişiselleştirme, anlaşılması son derece zor olan ve bu nedenle zihinleri birer kara kutuya benzetilen tüketicilerin davranışlarının, mümkün olan en anlamlı şekilde analiz edilmesinde son derece önemlidir.

Bu kişiselleştirme çalışmalarının bir parçası olarak farklı ESA mimarileri test edilmiştir. GEINet, yürüyüş biçimine dayalı cinsiyet tanıma için umut verici sonuçlar vermiştir. Dolayısıyla bu mimari temelinde, farklı mimari tasarımların ve üst değişkenlerin yürüyüş biçimine dayalı cinsiyet tanıma alanındaki etkilerini değerlendirmek için çeşitli deneyler yaparak GEINet modifiye edilmiştir. Deneyler için şu anda mevcut en büyük yürüyüş biçimi veri kümesi olan ve cinsiyet dağılımı açısından dengeli olan OULP-Age veri kümesi kullanılmıştır. Veri kümesi GEI içermektedir ve dolayısıyla bu çalışmada, cinsiyet sınıflandırması için girdi olarak GEI'ye sahip ESA kullanma imkânı değerlendirilmiştir. Optimal mimariyi bulmak için farklı ESA mimarileri ve üst değişkenler test edilerek modifiye edilmiş GEINet mimarisine ulaşılmıştır. Bu süreçte elde edilen sonuçlar, optimizasyon algoritmaları gibi katman ve üst değişken tercihlerinin, bu sorun alanında modelin doğruluğunu nasıl etkileyebileceği konusunda bir sezgi sağlayabilir. Ayrıca deneyler, GEI'nin bu amaçla kullanılması konusunda bir anlayış sağlamaktadır.

**Tablo 2.** Önerilen yöntemin güncel modeller ile karşılaştırılması (Comparison of the proposed method with current models)

Yöntem	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Kesinlik (%)	F1 Skoru (%)
ResNet50	97,27	97,61	96,95	96,74	97,17
DenseNet	96,75	97,13	96,42	95,96	96,54
Önerilen Yöntem	97,45	97,93	96,97	96,57	97,25

Sonuçlar doğruluk açısından değerlendirilmiş olmakla birlikte, doğruluk karşılaştırmasının önemli bir fark yaratmadığı durumlarda hesaplama maliyeti de dikkate alınmıştır. Modifiye edilmiş nihai ağ, cinsiyeti %97,45 doğrulukla sınıflandırabilmekte ve mevcut kaynaklarla, bir epok yaklaşık 7 saniye sürmektedir. Bu çıktıların her ikisi de dikkate alındığında, önerilen mimari, temel aldığı ilk mimarilere kıyasla gelişmiş doğruluk ve düşük hesaplama maliyeti sağlamaktadır. Ek olarak, modifiye edilmiş GEINET mimarisi daha güncel mimariler ile de karşılaştırılmıştır. Bu bağlamda, artık (residual) blok içeren ResNet50 modelinin sağladığı %97,27'lik doğruluk oranını az farkla da olsa geçmeyi başarmıştır. Benzer şekilde, yoğun (dense) blok içeren DenseNet mimarisinin ürettiği %96,75'lik doğruluk oranını ise %1'e yakın bir farkla geride bırakmıştır.

Gelecekte yürüyüş biçimine dayalı yaş tahmininde ESA'nın uygulanması konusu araştırılacaktır. Cinsiyet tanıma benzer şekilde, yaş tahmini de hiper kişiselleştirme çabalarında önemli bilgiler sağlayabilir. Yaş tahmini zorlu bir sorun olarak kabul edilmektedir ve ESA'nın kabiliyetleri, bu sorun alanında umut verici sonuçlar sunabilir. Ayrıca [64]'de öne sürüldüğü üzere, yaş ve cinsiyet arasında bir ilişki olabilir. Dolayısıyla bu çalışma ışığında, yaş tahmininde gelişme sağlanabilir.

#### Kaynaklar (References)

- Zengin F., Dijital Pazarlama İletişiminde Yeni Yönelim: Hiper Kişiselleştirme, Uluslararası Halkla İlişkiler ve Reklam Çalışmaları Dergisi, 4 (1), 8-37, 2021.
- Jain A.K., Bolle R., Pankanti S., Biometrics: Personal Identification in Networked Society. MA: Kluwer Academic Publishers, A.B.D., 1998.
- Kozłowski L.T., Cutting J.E., Recognizing the sex of a walker from a dynamic point-light display, *Percept. Psychophys.*, 21 (6), 575-580, 1977.
- Hu M., Wang Y., Zhang Z., Wang Y., Combining Spatial and Temporal Information for Gait Based Gender Classification, *Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition*, 3679-3682, August 2010.
- Makihara Y., Mannami H., Yagi Y., Gait Analysis of Gender and Age Using a Large-Scale Multi-view Gait Database, *Proceedings of the 10th Asian Conference on Computer Vision - Volume Part II*, 440-451, November 2010.
- Chen L., Wang Y., Wang Y., Gender Classification Based on Fusion of Weighted Multi-View Gait Component Distance, *Proceedings of the Chinese Conference on Pattern Recognition*, 1-5, November 2009.
- Lu J., Tan Y.-P., Uncorrelated discriminant simplex analysis for view-invariant gait signal computing, *Pattern Recognit. Lett.*, 31 (5), 382-393, 2010.
- Chang C.-Y., Wu T.-H., Using gait information for gender recognition, *Proceedings of the 10th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, 1388-1393, November 2010.
- Troje N. F., Decomposing biological motion: A framework for analysis and synthesis of human gait patterns, *J. Vis.*, 2 (5), 371-387, 2002.
- Huang G., Wang Y., Gender Classification Based on Fusion of Multi-view Gait Sequences, *Proceedings of the Computer Vision – ACCV 2007*, 462-471, November 2007.
- Zhang D., Wang Y., Investigating the separability of features from different views for gait based gender classification, *Proceedings of the 19th International Conference on Pattern Recognition*, 1-4, December 2008.
- Zhang D., Wang Y., Using multiple views for gait-based gender classification. *Proceedings of the 26th Chinese Control and Decision Conference*, 2194-2197, May 2014.
- Lu J., Wang G., Huang T.S., Gait-based gender classification in unconstrained environments, *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition*, 3284-3287, November 2012.
- Lu J., Wang G., Moulin P., Human Identity and Gender Recognition From Gait Sequences With Arbitrary Walking Directions, *IEEE Trans. Inf. Forensics Secur.*, 9 (1), 51-61, 2014.
- Zaki M.H., Sayed T., Using automated walking gait analysis for the identification of pedestrian attributes, *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, 48, 16-36, 2004.
- Chang P.-C., Tien M.-C., Wu J.-L., Hu C.-S., Real-time Gender Classification from Human Gait for Arbitrary View Angles, *Proceedings of the 11th IEEE International Symposium on Multimedia*, 88-95, December 2009.
- KalaiSelvan C., Raja A.S., Robust Gait-Based Gender Classification for Video Surveillance Applications, *Appl. Math. Inf. Sci.*, 11 (4), 1207-1215, 2017.
- Guan Y., Wei X., On the Generalization Power of Face and Gait Gender Recognition Methods, *Int. J. Digit. Crime Forensics*, 6 (1), 1-8, 2014.
- Félez R.M., García V., Sánchez J.S., Gait-based Gender Classification Considering Resampling and Feature Selection, *J. Image Graph*, 1 (2), 85-89, 2013.
- Martín-Félez R., Mollineda R.A., Sánchez J.S., Gender Classification from Pose-Based GEIs, *Lecture Notes in Computer Science 7594*, Editors: Bolc L., Tadeusiewicz R., Chmielewski L.J., Wojciechowski K., Springer-Verlag, 501-508, 2012.
- Borrás R., Lapedriza À., Igual L., Depth Information in Human Gait Analysis: An Experimental Study on Gender Recognition, *Lecture Notes in Computer Science 7325*, Editors: Campilho A., Kamel M., Springer-Verlag, 98-105, 2012.
- Igual L., Lapedriza À., Borrás R., Robust gait-based gender classification using depth cameras, *EURASIP J. Image Video Process*, 1, 2013.
- Hofmann M., Geiger J., Bachmann S., Schuller B., Rigoll G., The TUM Gait from Audio, Image and Depth (GAID) database: Multimodal recognition of subjects and traits, *J. Vis. Commun. Image Represent*, 25 (1), 195-206, 2014.
- Shan C., Gong S., McOwan P.W., Learning gender from human gaits and faces, *Proceedings of the 2007 IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, 505-510, September 2007.
- Zhang D., Wang Y.-H., Gender recognition based on fusion on face and gait information, *Proceedings of the 2008 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 62-67, July 2008.
- Davis J.W., Gao H., Gender Recognition from Walking Movements using Adaptive Three-Mode PCA, *Proceedings of the 2004 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, 9-9, June 2004.
- DeCann B., Ross A., Culp M., On Clustering Human Gait Patterns, *Proceedings of the 22nd International Conference on Pattern Recognition*, 1794-1799, August 2014.
- Juang L.-H., Wu M.-N., Lin S.-A., Gender recognition based on computer vision system, *Intell. Autom. Soft Comput.*, 24 (2), 249-256, 2018.
- Lee L., Grimson W.E.L., Gait analysis for recognition and classification, *Proceedings of the 5th IEEE International Conference on Automatic Face Gesture Recognition*, 155-162, May 2002.
- Yu S., Tan T., Huang K., Jia K., Wu X., A Study on Gait-Based Gender Classification, *IEEE Trans. Image Process.*, 18 (8), 1905-1910, 2009.
- Li X., Maybank S.J., Yan S., Tao D., Xu D., Gait Components and Their Application to Gender Recognition, *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part C (Applications Rev.)*, 38 (2), 145-155, 2008.
- Yoo J.-H., Hwang D., Nixon M.S., Gender Classification in Human Gait Using Support Vector Machine, *Lecture Notes in Computer Science 3708*, Editors: Blanc-Talon J. et al., Springer-Verlag, 138-145, 2005.
- Martín-Félez R., Mollineda R.A., Sánchez J.S., Towards a More Realistic Appearance-Based Gait Representation for Gender Recognition, *Proceedings of the 2010 20th International Conference on Pattern Recognition*, 3810-3813, August 2010.
- Hu M., Wang Y., Zhang Z., Zhang D., Gait-Based Gender Classification Using Mixed Conditional Random Field, *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part B*, 41 (5), 1429-1439, 2011.
- Handri S., Nomura S., Nakamura K., Determination of Age and Gender Based on Features of Human Motion Using AdaBoost Algorithms, *Int. J. Soc. Robot*, 3 (3), 233-241, 2011.
- Oskuie F.B., Faez K., Gender classification using a novel gait template: Radon transform of mean gait energy image, *Lecture Notes in Computer Science 6754*, Editors: Kamel M., Campilho A., Springer-Verlag, 161-169, 2011.

37. Hu M., Wang Y., A New Approach for Gender Classification Based on Gait Analysis, Proceedings of the 2009 Fifth International Conference on Image and Graphics, 869-874, September 2009.
38. Hassan O.M.S., Abdulazeez A.M., Tiryaki V.M., Gait-Based Human Gender Classification Using Lifting 5/3 Wavelet and Principal Component Analysis, Proceedings of the 2018 International Conference on Advanced Science and Engineering, 173-178, October 2018.
39. Livne M., Sigal L., Troje N.F., Fleet D.J., Human attributes from 3D pose tracking, *Comput. Vis. Image Underst.*, 116 (5), 648-660, 2012.
40. Lawson W., Duric Z., Wechsler H., Gait Analysis using Independent Components of image motion, Proceedings of the 2008 8th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition, 1-6, September 2008.
41. Arai K., Andrie R., Gender Classification with Human Gait Based on Skeleton Model, Proceedings of the 2013 10th International Conference on Information Technology: New Generations, 113-118, April 2013.
42. Handri S., Nakamura K., Nomura S., Gender and Age Classification Based on Pattern of Human Motion Using Choquet Integral Agent Networks, *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 13 (4), 481-488, 2009.
43. LeCun Y., Haffner P., Bottou L., Bengio Y., Object Recognition with Gradient-Based Learning. *Lecture Notes in Computer Science* 1681, Editors: Mundy J.L. et al., Springer-Verlag, 319-345, 1999.
44. Marin-Jimenez M.J., Castro F.M., Guil N., De la Torre F., Medina-Carnicer R., Deep multi-task learning for gait-based biometrics, Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Image Processing, 106-110, September 2017.
45. Liu T., Ye X., Sun B., Combining Convolutional Neural Network and Support Vector Machine for Gait-based Gender Recognition, Proceedings of the 2018 Chinese Automation Congress, 3477-3481, November 2018.
46. Xu C., Makihara Y., Ogi G., Li X., Yagi Y., Lu J., The OU-ISIR Gait Database comprising the Large Population Dataset with Age and performance evaluation of age estimation, *IPSI Trans. Comput. Vis. Appl.*, 9 (1), 24, 2017.
47. Han J.J., Bhanu B.B., Individual recognition using gait energy image, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 28 (2), 316-322, 2006.
48. Liu Y., Li X., Chen X., Wang X., Li H., High-Performance Machine Learning for Large-Scale Data Classification Considering Class Imbalance, *Sci. Program.*, 1953461, 2020.
49. Luo C., Li X., Wang L., He J., Li D., Zhou J., How Does the Data Set Affect CNN-based Image Classification Performance?, Proceedings of the 5th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI 2018), 361-366, November 2018.
50. Cruciani F., Vafeiadis A., Nugent C., Cleland I., McCullagh P., Votis K., Giakoumis D., Tzovaras D., Chen L., Hamzaoui R., Feature Learning for Human Activity Recognition using Convolutional Neural Networks, *CCF Trans. Pervasive Comput. Interact.*, 2, 18-32, 2020.
51. Shiraga K., Makihara Y., Muramatsu D., Echigo T., Yagi Y., GEINet: View-invariant gait recognition using a convolutional neural network, Proceedings of the 2016 International Conference on Biometrics, 1-8, June 2016.
52. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E., ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 1, 097-1105, December 2012.
53. Chollet F., Keras, GitHub. <https://github.com/fchollet/keras>. Yayın tarihi Şubat 11, 2021. Erişim tarihi Eylül 13, 2022.
54. Nair V., Hinton G.E., Rectified linear units improve restricted boltzmann machines, Proceedings of the 27th International Conference on International Conference on Machine Learning, 807-814, June 2010.
55. Srivastava N., Hinton G., Krizhevsky A., Sutskever I., Salakhutdinov R., Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting, *J. Mach. Learn. Res.*, 15 (1), 1929-1958, 2014.
56. Kingma D. P., Ba J., Adam: A Method for Stochastic Optimization. arXiv:1412.6980. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>. Yayın tarihi Ocak 31, 2017. Erişim tarihi Ekim 01, 2022.
57. İlgün E.G., Samet R., Increasing the performance of intrusion detection models developed using machine learning method with preprocessing applied to the dataset, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 39 (2), 679-692, 2024.
58. Bottou L., Bousquet O., The Tradeoffs of Large Scale Learning, Proceedings of the 20th International Conference on Neural Information Processing Systems, 161-168, December 2007.
59. Hinton G., Srivastava N., Swersky K., Lecture 6a Overview of mini-batch gradient descent. [https://www.cs.toronto.edu/~tijmen/csc321/slides/lecture\\_slides\\_lec6.pdf](https://www.cs.toronto.edu/~tijmen/csc321/slides/lecture_slides_lec6.pdf). Yayın tarihi Mart 27, 2014. Erişim tarihi Ekim 01, 2022.
60. Zeiler M.D., ADADELTA: An Adaptive Learning Rate Method. arXiv:1212.5701. <https://arxiv.org/abs/1212.5701>, Yayın tarihi Aralık 04, 2012. Erişim tarihi Ekim 01, 2022.
61. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A., *Deep Learning - 1st ed.* Cambridge MA: MIT Press, 2016.
62. Simonyan K., Zisserman A., Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. arXiv:1409.1556. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>. Yayın tarihi Nisan 15, 2015. Erişim tarihi Ekim 03, 2022.
63. Gu J. et al., Recent advances in convolutional neural networks, *Pattern Recognit.*, 77 (1), 354-377, 2018.
64. Lu J. Tan Y.-P., Gait-Based Human Age Estimation, *IEEE Trans. Inf. Forensics Secur.*, 5 (4), 761-770, 2010.
65. Doğruyol Z., Güner S., Examining the impact of product variety on design, supply, and production processes using system dynamics approach, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 36 (3), 1185-1198, 2021.