

Evrişimsel Sinir Ağı Temelli Yüz Tanıma Yöntemleri ile Robot Resim Oluşturma Uygulaması

Faruk AYATA^{1*}, Hayati ÇAVUŞ²

¹ Bilgisayar Teknolojileri Bölümü, Başkale Meslek Yüksekokulu, Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Van, Türkiye

² BÖTE, Eğitim Fakültesi, Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Van, Türkiye

*¹ farukayata@yyu.edu.tr, ² hayatiicavus@gmail.com

(Geliş/Received: 08/10/2021;

Kabul/Accepted: 09/11/2021)

Öz: Yüz tanıma sistemleri, kriminoloji, personel takibi ve güvenlik sistemleri gibi görüntü içeren alanlarda sıklıkla kullanılmaktadır. Görüntü içeren verileri işlemek için görüntü işleme, makine öğrenmesi ve derin öğrenme algoritmalarından yararlanılmaktadır. Yüz tanıma sistemleri kayıp bireylerin bulunması için de umut verici biyometrik teknolojilerden biri olabilir. Çünkü ebeveyn ve akrabaların kaybolan bireyin yüz fotoğrafına sahip olma olasılığı, parmak izi veya iris gibi diğer biyometrik verilere ulaşma ihtimalinden daha yüksek olabilmektedir. Bu çalışmada Evrişimsel Sinir Ağları (ESA) yöntemi kullanarak kaybolan, kaçırılan ya da aranan bireylerin bulunması temeline dayanan bir sistem tasarlamak ve tasarlanan bu sistem ile yüz tahmini yapmak amaçlanmaktadır. Bu kapsamda sistemde kullanılmak üzere, tarafımızca oluşturulan ve hiçbir çalışmada henüz kullanılmamış olan, aile yüz veri setine ESA tekniği uygulanarak aile yüz referans modeli oluşturulmaktadır. Daha sonra bu çalışmaya özel geliştirilen web tabanlı bir robot resim oluşturma programı ile yüz referans modeli baz alınarak robot resim oluşturulmaktadır. Aile yüz veri seti içerisinde rastgele seçilen 10 ailenin aile referans modeline ait robot resmi ile aileden seçilen bir birey kıyaslanmıştır. Bu kıyaslama sonucunda %88,77 ile %93,90 arasında başarı oranları elde edilmiştir.

Anahtar kelimeler: Aile Yüz Veri Seti, Evrişimsel Sinir Ağı, Robot Resim Oluşturma, Yüz Tanıma.

Create a Sketch Application with Convolutional Neural Network Based Face Recognition Methods

Abstract: Facial recognition systems are frequently used in image-containing fields such as criminology, personel tracking and security systems. Image processing, machine learning and deep learning algorithms are used to process data containing images. Facial recognition systems can also be one of the promising biometric technologies for finding missing individuals. Because the probability of parents and relatives to have a face photograph of the disappeared individual may be higher than the possibility of accessing other biometric data such as fingerprints or iris. In this study, it is aimed to design a system based on finding lost, abducted or wanted individuals using the Convolutional Neural Networks (CNN) method and to make face estimation with this designed system. In this context, a family face reference model is created by applying the ESA technique to the family face dataset, which was created by us and has not been used in any study yet, to be used in the system. Then, a robot image is created based on the face reference model with a web-based robotic image creation program developed specifically for this study. The robot picture of the family reference model of 10 randomly selected families from the family face data set was compared with an individual selected from the family. As a result of this comparison, success rates between 88.77% and 93.90% were obtained.

Key words: Family Face Data Set, Convolutional Neural Network, Create a Sketch, Face Recognition.

1. Giriş

Ses, görüntü ve belge inceleme alanlarındaki ilerleme başta makine öğrenmesi olmak üzere derin öğrenme ve YSA (Yapay Sinir Ağları) gibi alanların da etkisiyle mümkün olmaktadır. Görüntü inceleme alanı; dijital görüntü işleme, yüz tanıma, nesne tanıma, desen tanıma, kod tanıma ve optik karakter tanıma gibi teknolojileri barındırmaktadır [1]. Bu teknolojilerden yüz tanıma teknolojisi kayıp bireylerin bulunması için umut verici biyometrik teknolojilerden biri olabilir. Çünkü ebeveynlerinin ve akrabalarının kaybolan bir bireyin yüz fotoğrafına sahip olma olasılığı, parmak izi veya iris gibi diğer biyometrik yöntemlerden daha yüksek olabilmektedir.

Yüz tanıma sistemlerinin kullanımı diğer biyometrik tanıma sistemlerine göre daha kolay olabilmektedir. İris, retina ve parmak izi tanıma sistemlerinde kişinin göz tarayıcısına bakması ya da parmak izini belirlenen cihazın üzerine tutması gerekmektedir. Oysaki yüz tanıma sisteminde böyle bir gereklilik olmayabilir, çünkü kişiyi rahatsız etmeden de görüntüsü alınabilir.

* Sorumlu yazar: farukayata@yyu.edu.tr. Yazarların ORCID Numarası: ¹ 0000-0003-2403-3192, ² 0000-0001-5602-5221

Görüntüleri bilgisayarda işleyebilen birçok algoritma mevcuttur. Bu algoritmalar; makine öğrenmesi, derin öğrenme ve YSA başlıkları altında toplanmaktadır. Bu algoritmaların uygulamadaki başarı oranları çok yüksek değildir; çünkü kameranın açısı, aydınlatma, poz ve yüz ifadesi gibi değişkenler yüzün tanınmasında zorluklar çıkarabilir [2]. Yüksek başarı oranının elde edilmek istenildiği durumlarda YSA tabanlı sınıflandırma algoritmalarının tercih edilmesi daha doğru olacaktır [3]. YSA'ların geliştirilerek daha iyi bir beyin modellenme amacına sahip mimarileri derin öğrenme olarak adlandırılmaktadır. Derin öğrenmenin özelleştirilmiş bir mimarisi olan ESA görüntü işleme ve yüz tanıma sistemlerinde oldukça başarılıdır [4]. Mevcut literatürün taranması sonucunda yüz tanıma sistemlerinde ESA yöntemi kullanarak başarı sağlamış birkaç çalışma aşağıda verilmiştir.

Alimovski ve Erdemir'in 2021 yılında yaptıkları çalışmada afin dönüşümü yöntemini kullanarak veri arttırımı yapmışlardır ve bu tekniğin ESA tabanlı yüz tanıma sistemlerindeki etkisini gözlemlemişlerdir. Deneysel sonuçlar ile yüz tanıma sürecinde %94,4 doğruluk elde etmişlerdir.

Akgül ve ark.'ı 2021 yılında ESA tabanlı yüz tanıma algoritmasını geliştirerek yüz üzerinde maske olup olmadığının kontrolünü sağlamışlardır. Bu sistem için Simüle Maskeli Yüz Veri Seti kullanmışlardır. Testler sonucunda %97,09 başarı oranı elde etmişlerdir.

Zhou ve ark. tarafından 2020 yılında yapılan çalışmada [5], yüz tanıma sistemlerinde aydınlatma, poz ve yüz ifadesi gibi hataya sebep olan durumları en aza indirmek için ESA tabanlı bir sistem önermişlerdir. Yüz tanıma ve hizalama için kıvrımlı sinir ağı modeli tasarlamışlardır. Analiz sonuçlarında %95,3 başarılı tanıma gerçekleştirmişlerdir. Önerdikleri sistemle farklı açılarda çekilen görüntüler üzerinde başarılı sonuçlar elde etmişlerdir.

Ayata ve ark.'nın 2020 yılında yaptıkları çalışmada [6], ESA kullanarak yüz tanıma işlemini gerçekleştirip istemediğiniz kişilerin kişisel bilgisayarınızı kullanmasını kısıtlayan ve bu kısıtlamaya ek olarak kişisel bilgisayarınızı kullanmak isteyen kişinin fotoğrafını çekerek bu fotoğrafı sistemde daha önce tanımlanmış olan ve bilgisayar sahibine ait cep telefonuna mesaj olarak gönderen bir uygulama geliştirmişlerdir. Testler sonucunda en kötü açı ve ışık değerinde %76,31 ve en iyi açı ve ışık değerinde de %99,15 başarı sağlamışlardır. Geliştirdikleri sistem ile ESA yöntemini yüz tanımada kullanarak kişisel bilgisayarların güvenliğini arttırmışlardır.

Godbole ve Burad tarafından 2019 yılında yapılan çalışmada [7], farklı açılardan çekilen yüz görüntülerinden yüzü tanımak için yeni bir algoritma önermişlerdir. Ayrıca yüz görüntüsü tanıma işlemi yapıldıktan sonra yüz ifade tanıma işlemini de gerçekleştirmişlerdir.

Yüz tanıma, yüz izleme, duygu analizi ve yüz modelleme alanlarında sıklıkla kullanılan yüz nirengileme, insan yüzündeki ağız, burun, kaş, göz ve yüz çehresi gibi ortak bulunan bazı referans noktaların saptanmasıdır [8-10].

İrk, cinsiyet, poz değişikliği, ışık, yüz ifade farklılıkları ve kullanılan aksesuarlar yüz nirengilemeyi oldukça zor bir hale sokmaktadır [8]. İlgili mevcut literatür tarandığında yüz nirengi noktalarının tespiti; yüz tanıma sistemlerinde görüntüyü tanımda zorluklara sebep olan görünüm varyasyonlarını, poz ve oklüzyon problemlerini (diş ve çene bozuklukları) düzeltmede [11,12], yüz ifadelerinin tespitinde [13] ve yüz modelleme [14] alanlarında sıklıkla kullanılmaktadır. Yüz nirengi noktalarının tespitinde oldukça güvenilir algoritmalar [36-37] bulunmasına rağmen bu konu halen araştırılmaya açık bir problemdir. Yüz organlarındaki belirgin noktalar düz yüzeylere oranla daha hassas olarak bulunabilir [8-38-39] yada etkin biçim modelleri ile sezimin hassasiyeti artırılabilir [40].

Günümüz yüz tanıma sistemleri, güvenlik güçlerinin videolardaki ya da görüntülerdeki yüzleri tespit ederek şüphelilere ait birçok verinin elde edilmesini sağlamaktadır. Güvenlik birimleri bazı durumlarda şüphelilere ulaşmakta zorluk yaşayabilir bu gibi durumlarda şüpheliyi gören kişilerden destek alarak adli tıp ressamı ya da bazı yazılımlar ile robot resimler oluştururlar. Bu robot resimleri kendi veri tabanındaki görüntüler içerisinde arayarak suçlulara ulaşmaya çalışırlar [15]. Jain ve ark. tarafından 2012 yılında yapılan çalışmada [16], robot resimleri eşleştirmede temelde yaşanan üç sorunun olduğunu bunlardan ilkinin yüz yaşlanmasından dolayı yaşanan sıkıntılar, ikincisinin; yüzdeki izlerden kaynaklı sorunlar, sonuncusunu ise robot resimlerin gerçek yüzlerle eşleştirme zorlukları olarak belirtmişlerdir. Bu sorunların çözümü için de kaliteli veri tabanlarının oluşturulması ve gerçek görüntülere mutlaka bir ön işlem uygulanarak iyileştirme yapılması gerektiğini belirtmişlerdir. Bu bilgiler ışığında, ilgili literatür taraması yapılarak robot resim oluşturma ve eşleştirme adına yapılan birkaç çalışma aşağıda listelenmiştir.

Liu ve ark. tarafından 2018 yılında yapılan çalışmada [15], geliştirdikleri algoritma ile yüz görüntüleri ve bu görüntülere ait robot resimlerin eşleştirilmesini sağlamışlardır. Çalışmalarını üç farklı veri setinde (E-PRIP, PRIP-VSGC ve UoM-SGFS) test edip, geliştirdikleri algoritma ile, sırasıyla %70,1, %61,6 ve %86,9 başarılı eşleştirme değerleri elde etmişlerdir.

Iranmanesh ve ark.'nın 2018 yılında geliştirdikleri sistemde yüz resimleri ile robot resimleri eşleştirmek için Öznitelik Destekli Derin Evrişimli Sinir Ağı kullanmışlardır. Sistemin testlerini E-PRIP ve IIIT-D veri setleri üzerinde gerçekleştirerek %76,4 başarılı eşleştirme değeri elde etmişlerdir [17].

Wan ve Panetta'nın 2016 yılında yaptıkları çalışmada yüz resimleri ile robot resimleri eşleştirmek için bir sistem geliştirmişlerdir. Bu sistemde özellik çıkarıcı olarak Yerel ikili Model, sınıflandırıcı olarak da ki-kare uzaklığını kullanmışlardır. CUHCK, FERET ve TUPIS veri setlerinde testlerini gerçekleştirmişlerdir. Test sonuçlarında en yüksek başarıyı TUPIS veri setinde %88,5 olarak elde etmişlerdir [18].

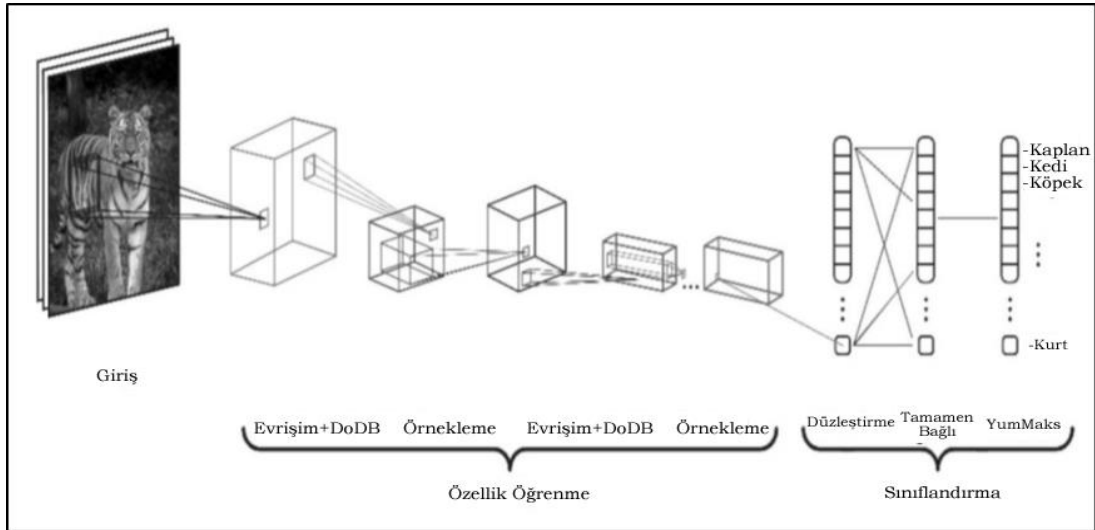
Bu çalışmada, kaybolan, kaçırılan ya da aranan bireylerin bulunması temeline dayanan ESA kullanan bir sistem tasarlayıp, tasarlanan bu sistem ile yüz tahmini yapmak amaçlanmaktadır. Bu kapsamda tarafımızca ilk kez oluşturulan Aile yüz veri seti kullanılmıştır. Aranan bireylerin bulunması noktasında emniyet güçleri bazı zorluklar ile karşılaşabilmektedirler. Bu zorluklar zamansal veya materyal eksikliğinden kaynaklı olabilmektedir. Kaybolan bir bireyin yıllarca bulunamaması gibi bir durumda o bireyin yüz hatlarında değişiklikler olabilmektedir. Ayrıca kaybolan bireye ait herhangi bir görüntünün olmaması gibi bir durumda o bireyin yıllar sonraki değişimi tahmin edilemeyebilir. Bu gibi zorlukları aşabilme adına bu çalışmada aile bireylerinin görüntülerinden yola çıkarak ve hazırlanan robot resim oluşturma programı kullanılarak bir tahminleme yapılmaktadır.

2. Materyal ve Yöntem

2.1. Evrişimsel Sinir Ağı

ESA daha çok görüntü içeren verilerin sınıflandırılmasında kullanılan YSA tabanlı bir yöntemdir. ESA temelde, ham olarak verilen görüntünün hangi görüntü sınıfına ait olduğu ya da o görüntüyü tanımlayan en iyi sınıf olasılığının çıkartılması işlemini yapmaktadır. Bu işlev insanlar için doğumdan itibaren süre gelen bir öğrenmedir. İnsan bir görüntüye baktığında farkında olmadan görüntünün ayırt edici özelliklerini çıkarır ve o nesneyi sınıflandırır [19].


















ESA görüntüyü parçalara ayırarak her parçaya bir filtre uygulamaktadır. Her filtreleme sonrasında görüntü bir parça küçülmektedir. Sonra bu parçalar arasında ilişki kurarak tanımaya çalışmaktadır (Şekil 1).



Şekil 1. Evrişimsel sinir ağı [19]

2.2. Aile Yüz Veri Seti

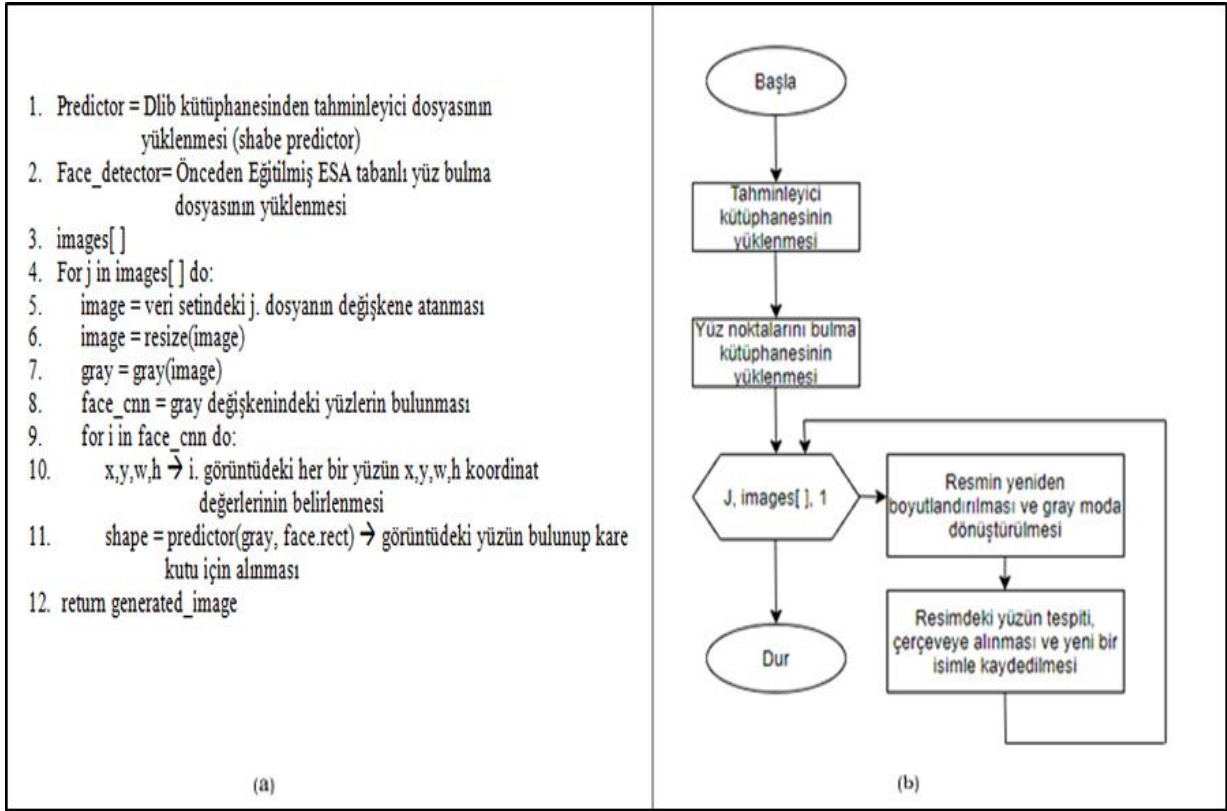
Tarafımızda oluşturulan bu veri seti alanda bir ilki temsil etmektedir. Daha önce hiçbir çalışmada aile bireylerinden oluşan bu derece ayrıntılı bir veri seti kullanılmamıştır. Aile yüz veri seti; 39 çekirdek ailedeki bireylerin, çoğunluğu biyometrik resim (kimlik, pasaport ve ehliyet gibi belgelerde kullanılan, en az 600dpi olacak şekilde yüksek kaliteye sahip, arka fonu beyaz ve başka objelerden arındırılmış vesikalık fotoğraf türü) olan yüz görüntülerinden oluşmaktadır (Şekil 2). Bu veri setinde her ailenin 4-9 arasında değişen bireylerinin yüz görüntüleri bulunmaktadır. Toplam yüz görüntü sayısı 208'dir.

1.Aile						
2.Aile						
3.Aile						
	1.Birey	2.Birey	3.Birey	4.Birey	5.birey	6.Birey

Şekil 2. Aile yüz veri setinden örnek bir kaç aile

2.3. Görüntüdeki Yüzlerin Ve Bu Yüzdeki Nirengi Noktalarının Tespiti

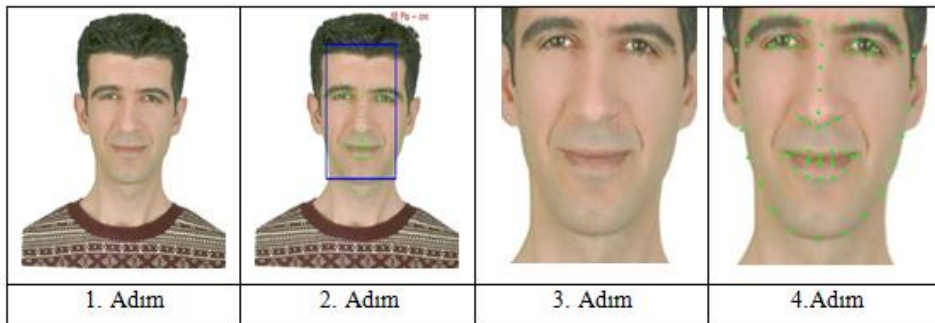
Eğitilebilen birçok katmandan oluşan ve bu sayede yüksek miktarda öznetelik üretebilen, ileri beslemeli, ESA mimarisi, diğer yüz tanıma algoritmalarına göre daha hızlı öğrenir [20-22]. ESA yöntemi kullanılarak görüntüdeki yüzün tespiti için hazırlanan programın algoritması ve akış diyagramı Şekil 3'te verilmektedir. Görüntülerdeki yüzlerin tespiti için daha önceden eğitilmiş birçok kütüphaneyi barındıran Dlib kütüphanesi kullanılmaktadır. Hazırlanan programın ilk adımında dlib kütüphanesinden gerekli kütüphane dosyaları yüklenmektedir. Daha sonra her bir görüntü yeniden boyutlandırılıp gray moda dönüştürülmektedir. Ardından her bir görüntüdeki yüzler tespit edilip bu yüzler kare kutu içine alınmaktadır.



Şekil 3. ESA yöntemi için kullanılan algoritma (a) ve akış diyagramı (b)

Yüz tanıma, yüz izleme, duygu analizi ve yüz modelleme alanlarında sıklıkla kullanılan yüz nirengileme, insan yüzündeki ağız, burun, kaş, göz ve yüz çehresi gibi ortak bulunan bazı referans noktaların saptanmasıdır [8-10].

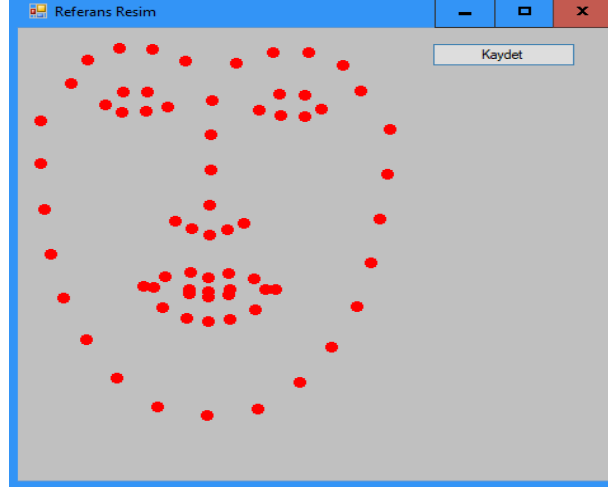
Aktive Shape Model (ASM), 1995'te Tim Cootes ve Chris-Taylor tarafından geliştirilmiştir. Görüntüdeki nesnenin bir örneğine uyması için yenilemeli olarak çalışabilen, esneyebilen bir nesne şeklinin istatistiksel modelidir. Bu yöntem şekilleri, bir dizi noktalarla ifade eder. Oluşturulan bu şekillerin hizalanması için Procrustes Analiz yaklaşımı kullanılır. Hizalanmış verilerin ortak bir ortalamaya sahip olmasıyla iki şekil hizalanmış (eşleştirilmiş) olur [23-25]. Çalışmada kullanılan Aile Yüz veri setindeki tüm görüntülere hazırlanan algoritma uygulanarak öncelikle tüm yüzler daha sonra da bu yüzlerdeki nirengi noktaları tespit edilip veri tabanına kaydedilmektedir (Şekil 4).



Şekil 4 Veri setindeki görüntülerde yüzün ve yüzdeki nirengi noktalarının tespiti

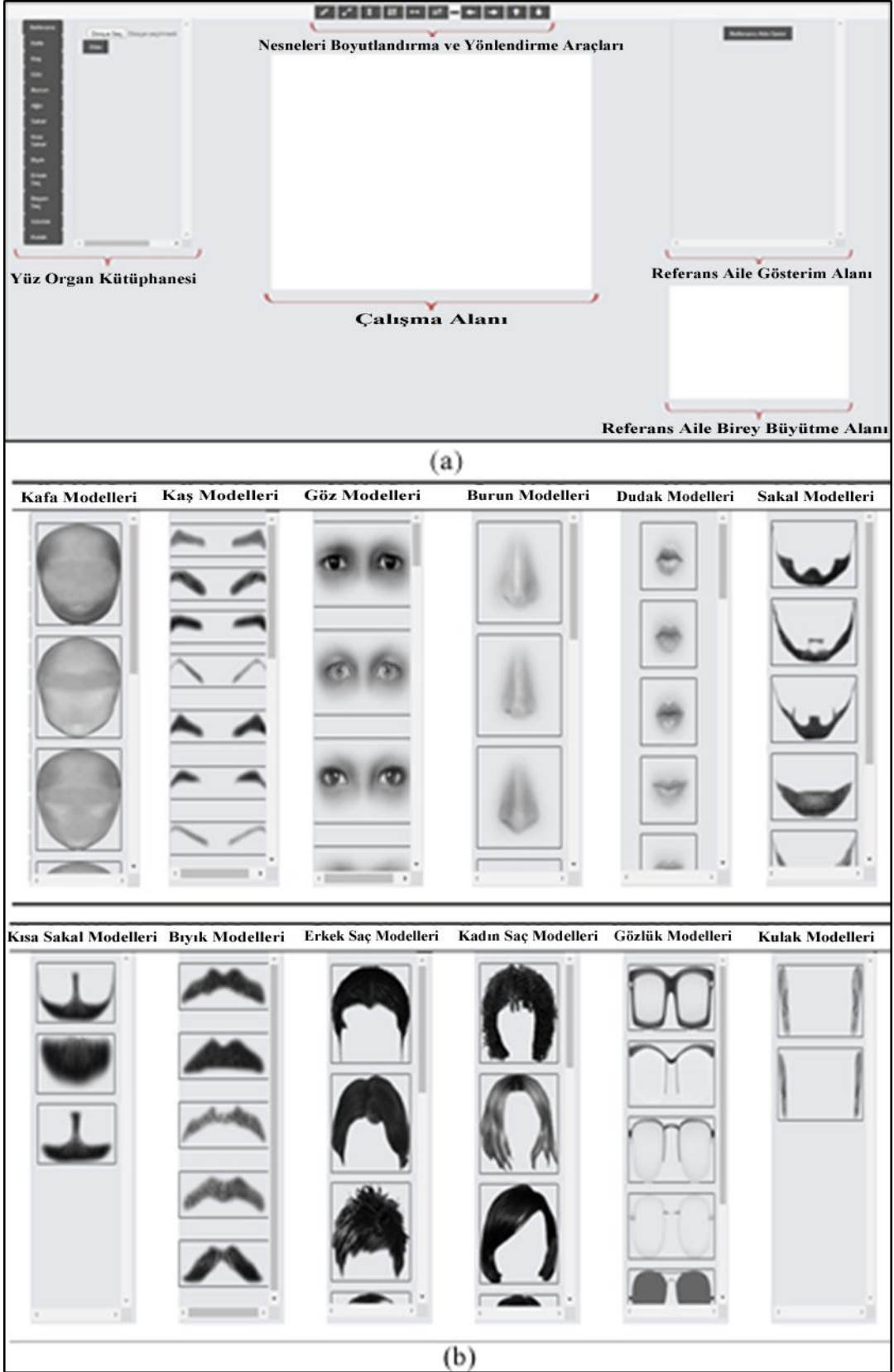
2.4. Aile Referans Modelinin ve Robot Resmin Oluşturulması

Çalışma için Microsoft Visual Studio programında hazırlanan program ile her bir aileyi temsil edebilecek aile referans yüz modeli oluşturulmaktadır. Aile yüz referans modelini oluşturabilmek için öncelikle veri tabanına aile bazlı kaydedilen görüntülerdeki her bireyin yüz nirengi noktaları arasındaki mesafeler Öklid uzaklığı yöntemiyle hesaplanır. Daha sonra bu uzaklıkların aritmetik ortalaması alınarak aileyi temsil edecek bir referans model oluşturulur (Şekil 5).



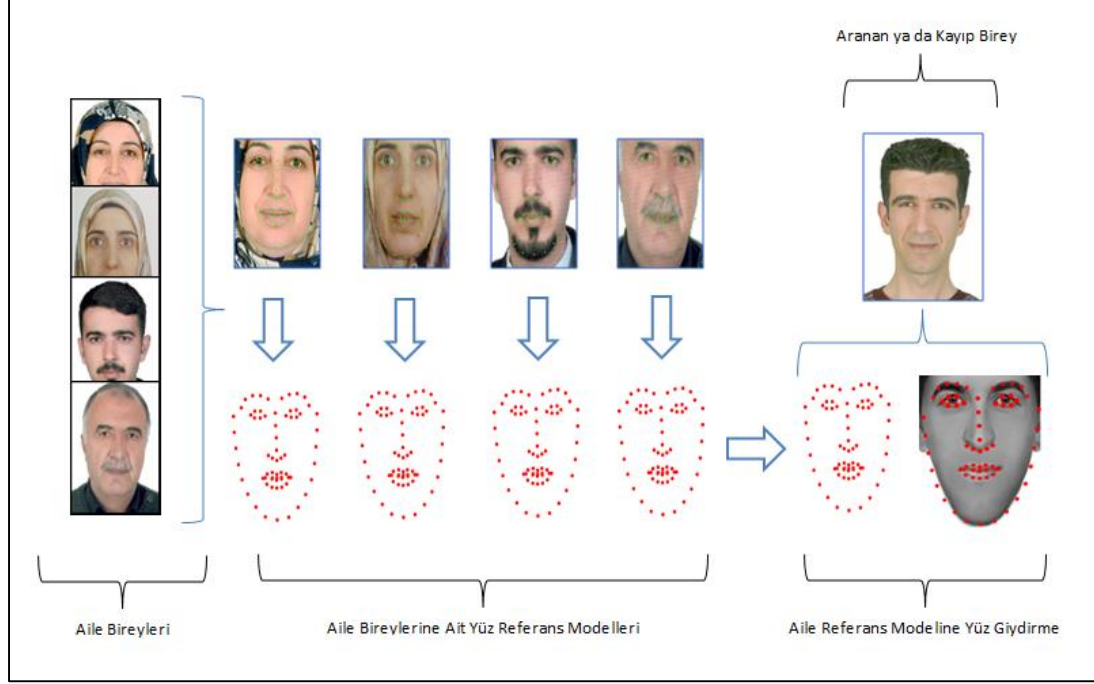
Şekil 5. Aile yüz referans modeli

Aile yüz referans modeline göre robot resmin oluşturulması için html tabanlı bir betik dil olan JavaScript kullanılmıştır. Şekil 6'da bu çalışmaya özgü hazırlanan web tabanlı robot resim oluşturma programının ara yüzü gösterilmektedir.



Şekil 6. (a) Robot resim oluşturma program ara yüzü (b) Organ kütüphanesi

Şekil 7’de sistemin genel yapısı gösterilmektedir. Aile bireylerinden alınan resimler görüntü işleme teknikleri kullanılarak düzenlenir. Makine öğrenmesi yöntemlerinden ESA kullanılarak görüntülerdeki yüzler ve yüz üzerindeki organları gösteren yüz nirengi noktaları belirlenir. Bu nirengi noktalarının temsili koordinat değerleri veri tabanına kaydedilir. Geliştirilen yazılım ile her ailedeki bireylerden oluşan, aileyi en uygun şekilde temsil edecek, aile referans modeli oluşturulur. Web tabanlı hazırlanan robot resim oluşturma programında aile referans modeli baz alınarak, aranan/kayıp bireye göre, yüz giydirme işlemi yapılmaktadır.



Şekil 7. Sistemin çalışmasını gösteren genel blok diyagramı

3. Bulgular

Yapılan çalışma kapsamında farklı veri setleri üzerinde yüzleri bulmak için ESA, DSA (Derin Sinir Ağları), YGH-DVM (Yönelimli Gradyan Histogramı - Destek Vektör Makineleri) teknikleri kullanılmaktadır. Bu teknikler kullanılarak veri setleri üzerinde yapılan testlerin sonuçları Tablo 4.’te gösterilmektedir.

Tablo 1. Uygulanan yöntemlerin veri setlerine göre başarı oranları

		ESA	DSA	YGH-DVM
FEI Veri Seti	Başarılı Tahmin Adeti (2800)	2768	2733	2736
	Başarılı Tahmin Oranı	98,86	97,61	97,71
	Zaman Değeri	03:22:20	00:10:33	00:13:40
CelebA Veri Seti	Başarılı Tahmin Adeti (2800)	2797	2682	2737
	Başarılı Tahmin Oranı	99,89	95,79	97,75
	Zaman Değeri	01:40:01	00:03:41	00:01:23
Aile Veri Seti	Başarılı Tahmin Adeti (208)	208	191	199
	Başarılı Tahmin Oranı	100,00	91,83	95,67
	Zaman Değeri	00:07:19	00:00:35	00:00:28

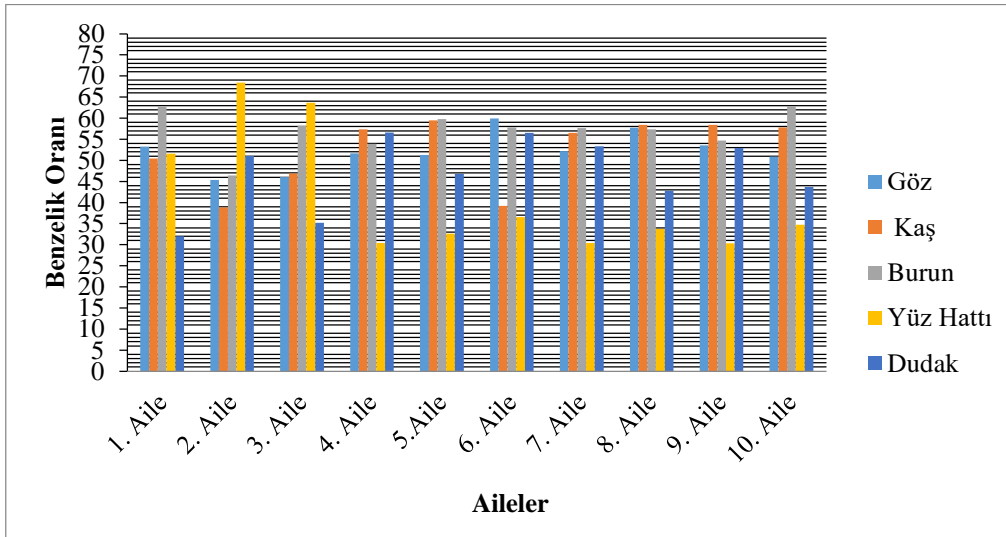
Tablo 1’de gösterilen analiz sonuçları incelendiğinde; En yüksek başarı oranını ESA yöntemi ile, %100 başarılı tahmin ile, Aile Yüz veri seti kullanılarak elde edilmiştir. Diğer yöntemlerin ESA yöntemi kadar başarılı yüz tahmini yapamadığı ama zamansal anlamda ESA yönteminden daha başarılı oldukları görülmüştür. Bu sebeple çalışmada yüzün tespiti ve nirengileme sürecinde ESA yöntemi tercih edilmiştir.

39 aileden oluşan Aile Yüz veri seti üzerinde ESA mimarisi kullanılarak görüntülerdeki yüzler tespit edilmiştir. Daha sonra bu yüzler üzerindeki yüz nirengi noktaları tespit edilip bu noktaların temsili koordinat değerleri veri tabanına kaydedilmiştir. Aile Yüz veri setinden rastgele seçilen 10 ailenin aile içi benzerlikleri test edilmiştir. Bu benzerlik oranları her bir ailedeki bireyin yüz organlarını oluşturan nirengi noktalarının koordinat değerleri arasındaki mesafeler dikkate alınarak hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 2’de gösterilmektedir.

Tablo 2. Aile yüz organlarının benzerlik oranları

	Göz	Kaş	Burun	Yüz Hattı	Dudak
1. Aile	53,25	50,41	62,77	51,56	32,01
2. Aile	45,32	38,84	46,39	68,42	51,02
3. Aile	46,06	46,89	58,21	63,68	35,16
4. Aile	51,69	57,34	53,95	30,41	56,62
5. Aile	51,31	59,50	59,76	32,60	46,83
6. Aile	59,92	39,19	57,79	36,54	56,55
7. Aile	52,17	56,50	57,61	30,40	53,31
8. Aile	57,72	58,44	57,32	33,78	42,75
9. Aile	53,55	58,41	54,71	30,36	52,97
10. Aile	50,93	57,79	62,86	34,72	43,71

Tablo 2’de ailelerdeki bireylerin yüz organlarının benzerlik oranları verilmektedir. 1. Aile bireyleri arası en benzer organın burun olduğu, 2. Aile bireyleri arası en benzer organın yüz hattı olduğu, 3. Aile bireyleri arası en benzer organın yüz hattı olduğu, 4. Aile bireyleri arası en benzer organın kaş olduğu, 5. Aile bireyleri arası en benzer organın burun olduğu, 6. Aile bireyleri arası en benzer organın göz olduğu, 7. Aile bireyleri arası en benzer organın burun olduğu, 8. Aile bireyleri arası en benzer organın kaş olduğu, 9. Aile bireyleri arası en benzer organın kaş olduğu, 10. Aile bireyleri arası en benzer organın burun olduğu görülmektedir. Benzerlik oranlarını gösteren grafik Şekil 8’de verilmektedir.



Şekil 8. Aile yüz organlarının benzerlik oranlarını gösteren grafik

Rastgele seçilen 10 aileden oluşturulan referans modele göre yüz giydirme (robot resim oluşturma) işlemi yapılmıştır. Bu robot resimler çalışmada kullanılan uygulama ile yüz ve yüz nirengi noktaları tespit edilip veri tabanına kaydedilmiştir. Daha sonra her aileden seçilen bireye ait robot resim ile gerçek resmin ne kadar

benzediğini test etme adına yüz nirengi noktaları arasındaki mesafe değerleri kıyaslanmıştır. Testlerde tahmin performansının ölçümünde kullanılan istatistiklerden; Hata kareler ortalaması (MeanSquaredError - MSE), Hata kareler ortalamasının karekökü (RootMeanSquaredError - RMSE), Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MeanAbsolutePercentageError - MAPE) kullanılmıştır (Tablo 3).

Tablo 3. Tahmin performansı hata ölçüm değerleri

	MAPE	RMSE	MSE
1. Aile	10.34	3.11	9.66
2. Aile	7.14	2.28	5.19
3. Aile	7.41	2.37	5.60
4. Aile	6.10	1.86	3.45
5. Aile	10.20	3.31	10.95
6. Aile	11.23	3.62	13.12
7. Aile	10.64	3.52	12.37
8. Aile	7.41	2.10	4.42
9. Aile	9.74	3.02	9.10
10. Aile	6.88	1.98	3.93

Tahmin doğruluğunu ölçmek için en sık kullanılan istatistiksel yöntem MAPE'dir. MAPE, bireysel mutlak hataların talebe (her döneme ayrı ayrı) bölünmesiyle elde edilir. Aslında, yüzde hatalarının ortalamasıdır [26].

Talandova ve ark. 2016 yılında [29], aile içindeki bireylerin yüz benzerliklerini ölçmek için Biometric Device Broadway 3d aygıtının Turnstile Enrolment Application (TEA) yazılımını kullanmışlardır. Testler için iki aileye ait veri seti kullanmışlardır. Birinci derece akrabalarda benzerlik oranının yüksek olduğunu belirtmişlerdir. Cao ve ark. 2012 yılında [10], Labeled Faces in the Wild (LFW) veri seti üzerinde aynı bireye ait farklı görüntülerdeki yüzlerini eşleştirmeye çalışmışlardır. Kendi geliştirdikleri algoritma ile %89,73 başarı elde etmişlerdir. Ayrıca Dehshibi ve ark. 2012 yılında [30], 4 aileden oluşan veri setleri üzerinde Yerel Gabor İkili Desen Histogram Dizisi yöntemi kullanarak aile içi yüz benzerliklerini incelemişlerdir. Testler sonucunda aile içi yüz benzerliğinin %40,54 olduğunu belirtmişlerdir. Bu çalışmada 39 aileden oluşan Aile Yüz veri seti üzerinde ESA yöntemi ve Öklid uzaklığı kullanılarak çekirdek ailedeki bireyler arasında benzerliği bulmak için yapılan testler sonucunda en yüksek benzerlik oranı %68,42 ile yüz hattı olmuştur (bkz. Tablo 1).




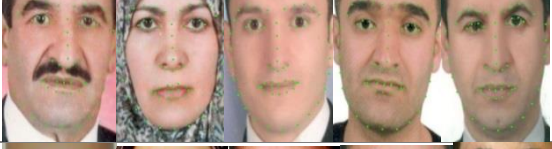



Aileler arasındaki benzersizliği ölçme adına, bir aileden elde edilen tahmin değerleri ile başka bir aileden bir bireyin gerçek değerleri karşılaştırılmıştır. Elde edilen analiz sonuçları Tablo 4'te gösterilmektedir.

Tablo 4. Dört aile benzerlik sorgulama tahmin performansı hata değerleri

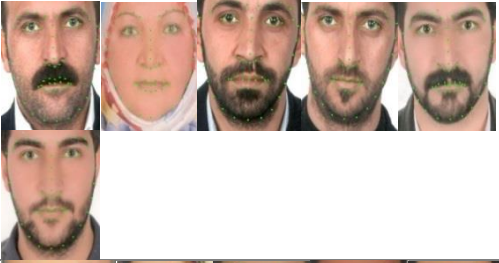


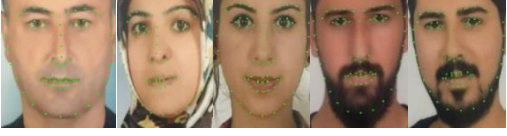











	MAPE	RMSE	MSE
1. Aile - 8. Aile Bireyi	16.84	5.16	26.67
4. Aile - 10. Aile Bireyi	22.75	6.97	48.61
9. Aile - 1. Aile Bireyi	20.56	6.21	38.61
6. Aile - 9. Aile Bireyi	21.51	6.81	46.47

Yüz giydirmeye işlemi için rastgele seçilen 10 ailenin ve o ailelerden seçilen bireylerin robot resimleri Tablo 5 ve Tablo 6'da gösterilmektedir.

Tablo 5. Rastgele seçilen 10 aile ve o ailelerden seçilen bireylerin robot resimleri

Aileler	Aile Resimleri	Aranan – Kayıp Birey	Robot Resmi
1. Aile			
2. Aile			
3. Aile			
4. Aile			
5. Aile			

Tablo 6. (devam) Rastgele seçilen 10 ailenin ve o ailelerden seçilen bireylerin robot resimleri

Aileler	Aile Resimleri	Aranan – Kayıp Birey	Robot Resmi
6. Aile			
7. Aile			
8. Aile			
9. Aile			
10. Aile			

Zhang ve ark. 2011 yılında [31], Han ve ark. 2013 yılında [32], Klum ve ark. 2013 yılında [33] ve Liu ve ark. 2018 yılında [15] farklı veri setleri üzerinde bireylerin görüntüleri ile robot resimlerini eşleştirmek için birçok sistem geliştirmişlerdir. Bu sistemlerde kullanılan algoritmaların kendilerine özgü ama veri setlerinin benzer olabileceğini belirtmişlerdir. Bireylerin robot resimlerini oluşturmak için Holistik yöntemlerin (bilgisayar yazılımları) daha başarılı olduğunu ve veri setleri oluşturulurken genelde bu yöntemin kullanılması gerektiğini belirtmişlerdir. Literatürde belirtilen çalışmaların test sonuçları dikkate alındığında en yüksek başarı oranının bu yöntem ile %98,70 olduğu görülmektedir [31]. Bu çalışmada da Holistik yöntem temelli bir uygulama hazırlanmıştır. Web tabanlı bu uygulama ile robot resimler oluşturulmaktadır.

4. Sonuç

Bu çalışmada, ESA yöntemi kullanılarak kaybolan, kaçırılan ya da aranan bireylerin bulunması temeline dayanan bir sistem tasarlanıp, tasarlanan bu sistem ile yüz tahmini yapılmaktadır. Çalışma kapsamında kullanılmak üzere 39 aileden birey görüntüleri toplanmıştır. Literatürde bu tarz bir veri seti bulunmadığı için oluşturulan veri seti ve yapılan çalışma alanında bir ilki temsil etmektedir. Yapılan çalışma ile aile yüz veri setindeki bireylerin görüntülerine ESA yöntemi uygulanarak yüz ve yüz organlarının temsili koordinat değerleri hesaplanmaktadır.

Daha sonra Öklid uzaklık yöntemi ile bu koordinat değerlerinin arasındaki mesafeler tespit edilerek yüz organlarının ölçüleri hesaplanmaktadır. Sonraki adımda bu ölçüm değerleri kullanılarak aileye özgü referans bir yüz modeli çıkartılmaktadır. Son adımda ise bu modele göre yüz giydirme işlemi yapılarak robot resim oluşturulmaktadır.

Rastgele seçilen 10 aileden oluşturulan referans modele göre yüz giydirme (robot resim oluşturma) işlemi yapılmıştır. Bu robot resimlerin her aileden rastgele seçilen bir bireye ne kadar benzediği test edilmiştir. Tahmin doğruluğunu ölçmek için en sık kullanılan istatistiksel yöntem olan MAPE tercih edilmiştir. Tablo 3 incelendiğinde en düşük hata orana sahip aile 6,10 ile dördüncü ailedir. En yüksek hata değerine sahip aile ise 11,23 ile altıncı ailedir. MAPE değeri %10'un altında olan modeller "çok iyi" olarak sınıflandırılmaktadır [27,28].

Tablo 4'te gösterildiği gibi aileler arasından rasgele seçilen dört aile için sorgulama yapılarak tahmin doğruluk değerleri hesaplanmıştır. Bir aileden elde edilen tahmin değerleri ile başka bir aileden bir bireyin gerçek değerleri kıyaslanmaktadır. Test sonuçları incelendiğinde hata oranlarının yüksek olduğu görülmektedir. Yani, rastgele seçilen bir ailenin yüz referans modeli ile bir başka aileden seçilen bir bireyin kıyaslanmasında yüz nirengi noktaları arasındaki mesafelerin uzak olduğu anlaşılmaktadır. Bu durum tahmin modeli ile gerçek modelin birbirine benzemediğini ve farklı aileler arasında yüz benzerliğinin düşük olduğunu göstermektedir.

Aile içi benzerliği ölçme adına yapılan test sonuçları Tablo 2'de gösterilmektedir. Bu çizelge incelendiğinde, aileler arasında en çok benzerlik gösteren organın burun, en az benzerlik gösteren organın ise dudak olduğu görülmektedir. Ayrıca aileler arasında en çok benzerlik oranını %68,42 ile 2. ailedeki yüz hattı oluşturmaktadır.

İleriye yönelik çalışmalarda;

- Şekil 6'da gösterilen yüz organ kütüphanesine boyun, alın kırıxıklığı, gözaltı kırıxıklığı ve renk bileşenleri gibi yeni bölümler eklenerek kütüphane genişletilebilir. Bu yeni bölümlerin eklenmesi kalıtsal bir benzerlik yaratmasa da robot resim oluştururken benzerlik yüzdesini artırabilir.
- Bir ressam tarafından 12 bölümden oluşan kütüphaneye her bölüm için yeni yüz organları (göz, burun, kaş, dudak, kulak ve kafa modeli), yüz nitelikleri (saç, sakal ve bıyık) ve yüz organ aksesuarları (gözlük, hızma ve piercing) çizilerek kütüphanedeki organların çeşitliliği artırılabilir. Bu sayede robot resim oluştururken benzerlik yüzdesi artırılabilir.
- Geliştirilen sistemde yüz tanıma için kullanılan ESA algoritması geliştirilerek veya farklı algoritmalar kullanılarak başarı oranları artırılabilir.

Bilgilendirme: Bu çalışma 2021 yılında Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi İstatistik Ana Bilim Dalı'nda yapılan Doktora tezinden türetilmiştir.

Kaynaklar

- [1] Anonim. (2020, 9 Nisan). Makine öğrenmesi. [Online]. Erişim: <http://www.prowmes.com/blog/makine-ogrenmesi/>.
- [2] A. Varol ve B. Çebe, "Algorithms of face recognition," 5th International Computer ve Instructional Technologies Symposium, Elazığ, Türkiye, 2011, ss. 22-24
- [3] M. Pişkin. (2020, 3 Mart). Yüz tanıma | Mesut Pişkin. [Online]. Erişim:<http://mesutpiskin.com/blog/yuz-tanima.html>.
- [4] E. Cengil ve A. Çınar, "A new approach for image classification: Convolutional neural network," European Journal of Technic EJT, c. 6, s. 2, ss. 96-103, 2016.
- [5] A. Zhou, J. Chen, J. Ding ve Z. Pan, "Face recognition based on two-stage cnn combined with transfer learning," 2019 IEEE 4th International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC), Xiamen, China, 2020, ss. 401-406.
- [6] F. Ayata, H. Çavuş, M. İnan, E. Seyyarer, E. Biçek ve E. Kına, "Dostroajan: Facial recognition based system input control agent," AJIT-e: Online Academic Journal of Information Technology, c. 11, s. 40, ss. 82-96, 2020.
- [7] R. Godbole ve S. Burad, "Face expression detection using CNN," International Journal of Innovative Research in Technology, c. 5, s. 12, ss. 16-18, 2019.
- [8] O. Çeliktutan, Ç. H. Akakin ve B. Sankur, "İnsan yüzlerinde 2b nirengi noktalarının otomatik saptanması," IEEE 16th Signal Processing, Communication and Applications Conference, 2013, ss. 1-27.
- [9] N. Wang, X. Gao, D. Tao ve W. Liu, "Facial feature point detection: A comprehensive survey," Neurocomputing, c. 275, ss. 50-65, 2014.
- [10] X. Cao, Y. Wei ve F. Wen, "Face alignment by explicit shape regression," 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012, ss. 2887-2894.
- [11] Z. Feng, J. Kittler, L. Member, W. Christmas ve X. Wu, "A unified tensor-based active appearance face model," ACM Transactions on Multimedia Computing Communications and Applications, 2017, ss. 1-12.
- [12] Z. Zhang, P. Luo, C. Loy ve X. Tang, "Facial landmark detection by deep multi-task learning," European Conference on Computer Vision, Springer, 2014, ss. 94-108.
- [13] U. Ayvaz ve H. Gürüler, "Bilgisayar kullanıcılarına yönelik duygusal ifade tespiti," Bilişim Teknolojileri Dergisi, c. 10, ss. 231-231, 2017.

- [14] T. Whitmarsh, R. Velkamp, M. Spagnuolo, S. Marini ve F. Haar, "Landmarkdetection on 3d facescansbyfacial model registration," 1st International Symposium on Shapes and Semantics, Citeseer, 2008, ss. 71–5.
- [15] D. Liu, J. Li, N. Wang, C. Peng ve X. Gao, "Composite components-based faces ketch recognition," Neurocomputing, c. 302, ss. 46-54, 2018.
- [16] A. K. Jain, B. Klare ve U. Park, "Face matching and retrieval in forensics applications", IEEE Multi Media,c. 19, ss. 1-20, 2012.
- [17] S. M. Iranmanesh, H. Kazemi, S. Soleymani, A. Dabouei ve N. M. Nasrabadi, "Deep sketch-photo face recognition assisted by facial attributes," 2018 IEEE 9th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems (BTAS), RedondoBeach, CA, USA, 2018, ss.1-10.
- [18] Q. Wan ve K. Panetta, "A Facial recognition system formatching computerized composite sketches to facial photos using human visual system algorithms," 2016 IEEE Symposium on Technologies for Homeland Security (HST), 2016, ss. 1-6.
- [19] B. Akpınar, "Görüntü sınıflandırma için derin öğrenme ile bayesçi derin öğrenme yöntemlerinin karşılaştırılması," Yüksek lisans tezi, İstatistik, Fen Bilimleri Enstitüsü, Afyonkarahisar Üniversitesi, Afyon,Türkiye, 2019.
- [20] S. Akay, "Facial action unit detection in videos using deep neural networks," Yüksek lisans tezi, Bilgisayar Mühendisliği, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bahçeşehir Üniversitesi, İstanbul, Türkiye, 2018.
- [21] A. Haniççi, "Evrişimsel sinir ağları kullanılarak ekg ve yüz tabanlı biyometrik tanıma," Yüksek lisans tezi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bursa Teknik Üniversitesi, Bursa, Türkiye, 2019.
- [22] M. Coşkun, A. Uçar, Ö. Yıldırım ve Y. Demir, "Face recognition based on convolutional neural network," 2017 International Conference on Modern Electrical and Energy Systems (MEES), IEEE, Kremenchuk, Ukraine, 2017, ss. 376-379.
- [23] J. Sung ve D. Kim, "A background robust active appearance model using active contour technique," Pattern Recognition. c. 40, ss. 108-120, 2007.
- [24] R. Shbib ve S. Zhou,"Facial expression analysis using active shape model," International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition,c. 8, ss. 9-22, 2015.
- [25] P. Martins, "Active appearance models for facial expression recognition and monocular head pose estimation," Doktora tezi, Elektrik ve Bilgisayar Mühendisliği, Coimbra Üniversitesi, Coimbra, 2008.
- [26] N. Vandeput. (2020, 28 Ekim). ForecastKPIs: RMSE, MAE, MAPE Bias. [Online]. Erişim: <https://towardsdatascience.com/forecast-kpi-rmse-mae-mape-bias-cdc5703d242d>.
- [27] C. D. Lewis, Industrial and Business Forecasting Methods. Londra: Butterworths Publishing, Boston, London, 1982.
- [28] C. Turhan, G. Gökçen ve T. Kazanasmaz, "Yapay sinir ağları ile İzmir'deki çok katlı binaların toplam enerji tüketimlerinin tahmin edilmesi," 11. Ulusal Tesiat Mühendisliği Kongresi, İzmir, 2013, ss. 411-422.
- [29] H. Talandova, L. Kralik ve M. Adamek, "Determination of the uncertaintiesand the physiological similarities of family members by using the biometric device the broadway 3D," International Journal of Applied Engineering Research, c.11, ss. 6373-6375, 2016.
- [30] M. Dehshibi, J. Shanbezadeh ve M. Alavi, "Facial family similarity recognition using local gaborbinary pattern histogram sequence," 2012 12th International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS), IEEE, 2012, ss. 219-224.
- [31] C. Zhang ve Z. Zhang, "A survey of recent advances in face detection," Learning-Technical Report MSR-TR-2010-66, <https://doi.org/10.1.1.167.5270>, 2011.
- [32] H. Han, B. Klare, K. Bonnen ve A. Jain, "Matching composite sketches to face photos: a component based approach," IEEE Transactions on Information Forensics and Security, c. 8, ss. 191-204, 2013.
- [33] S. Klum, H. Han, A. Jain ve B. Klare, "Sketch based face recognition: forensic vs. composite sketches," International Conference on Biometrics (ICB), IEEE, 2013, ss. 1-8.
- [34] E. Alimovski ve G. Erdemir , "Veri Artırma Tekniklerinin Derin Öğrenmeye Dayalı Yüz Tanıma Sisteminde Etkisi", İstanbul Sabahattin Zaim Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, c. 3, sayı. 1, ss. 76-80, Nis. 2021.
- [35] İ. Akgül, V. Kaya ve A. Baran, "Examination of facial mask detection using deep learning methods against coronavirus," 4. Uluslararası İpek Yolu Akademik Çalışmalar Sempozyumu, Nevşehir, Turkey, ss.149-154, 2021.
- [36] Rowley, H. A., Member, S., Baluja, S., Kanade, T., Neural network-based face detection, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 20, pp: 23–38, 1998.
- [37] Viola, P., Jones, M. J., Robust real-time face detection, Int. J. Comput. Vision, 57,2, pp: 137–154, 2004.
- [38] Kozakaya, T., Shibata, T., Yuasa, M., Yamaguchi, O., Facial feature localization using weighted vector concentration approach, Image Vision Computer., 28,5, pp: 772–780, 2010.
- [39] Asteriadis, S., Nikolaidis, N., Pitas, I., Facial feature detection using distance vector fields, Pattern Recogn., 42,7, pp: 1388–1398, 2009.
- [40] Rogers, M., Graham, J., Robust active shape model search, Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision-Part IV, ECCV '02, 2002, pp: 517–530, London, UK, UK. Springer-Verlag.