




Çok Kipli Yüz Analizi Multimodal Face Analysis

Büşra Çanak¹, Hazım Kemal Ekenel^{2*} 

^{1,2} İstanbul Teknik Üniversitesi, Bilgisayar ve Bilişim Mühendisliği Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü,
34469, İstanbul

Sorumlu Yazar / Corresponding Author *: ekeneel@itu.edu.tr

Geliş Tarihi / Received: 05.02.2018

DOI:10.21205/deufmd.2019216227

Kabul Tarihi / Accepted: 11.11.2018

Araştırma Makalesi/Research Article

Atf şekli/How to cite: ÇANAK, B., EKENEL, H. K. (2019). Çok Kipli Yüz Analizi. DEUFMD, 21(62), 649-658.

Öz

Görünümünden yaş, cinsiyet gibi kişiler ile ilgili bilgi çıkarımı popüler bir araştırma konusu haline gelmiştir. Genellikle bilgi çıkarımı, her bir bilgi kipi için ayrı ve bağımsız bir şekilde yapılmaktadır. Ancak, özellikle yüz görünümünden yapılan bilgi çıkarımlarında, her bir bilgi kipinin diğerinin üzerinde etkisi olduğu gözlemlenmiştir. Bu etkiyi ölçmek ve çözümlmek için doğru şekilde tasarlanmış bir deney düzeneğine ihtiyaç vardır. Böyle bir deney düzeneğinin şu üç kriteri sağlaması gerekmektedir: a) Eğitim ve test veri kümelerindeki kişilerin farklı olması, b) Farklı parametrelere göre hazırlanan düzeneklerdeki eğitim veri miktarının eşit dağılımlı olması, c) Test veri kümelerinin adil bir şekilde düzenlenmesi. Çalışmamızda bu kriterleri göz önünde bulundurarak, MORPH-II ve CACD veri kümelerini kullanarak yaş ve cinsiyet bilgilerinin birbirleri üzerindeki etkilerini ve yüz tanıma üzerindeki etkilerini ölçmek için bir deney düzeneği hazırladık. Deneyler sonucu bilgi kipleri arasındaki ilintilerden yararlanmanın başarımlı olumlu etkilediğini gözlemledik.

Anahtar Kelimeler: Cinsiyet Tanıma, Yaş Tahmini, Yüz Tanıma, Yüz Kipleri Arasındaki İltinti

Abstract

Appearance based attribute classification has become a popular research topic. Generally, these attributes are classified or detected individually and independently. Then, the obtained individual scores are combined to provide a representation. However, especially in terms of facial attributes, each extracted piece of information has influence on each other. In order to assess and analyze this influence, it is important to have a proper benchmark by taking into consideration the following three criteria: a) Having different subjects in training and testing sets, b) Equal distribution of amount of training data among different setups, c) Fairness in testing sets. With these criteria in mind, we prepared an experimental setup using MORPH-II and CACD databases to test the influence of age and gender on each other and their effect to face recognition. Experimental results have shown that by utilizing the correlation between the face modalities, classification accuracies can be improved.

Keywords: Gender Classification, Age Estimation, Face Recognition, Correlation between Face Modalities

1. Giriş

Bir yüz imgesinden cinsiyet, yaş ve kimlik gibi bir çok yüz kipinin çıkarımı yapılabilir. Bu bilgilerin çıkarımı insan beyni için her an yapılan kolay bir işlemken bilgisayarlar için zor bir problemidir. Yüz görünümünde aydınlanmadan ya da kişilerin sakal bırakması, gözlük takması gibi etkenlerden oluşan değişimler problemin zorluklarından. Wild vd. [1] yaptıkları çalışmada bir grup insana yetişkin ve çocuklardan oluşan bir grup yüz imgesi göstermiş ve kişilerden bu yüz imgelerini cinsiyetlerine göre sınıflandırmalarını istemiştir. Çalışmada insanların bir tek resim ile bu yüz imgelerini sınıflandırırken hatalara düştüğü sonucuna ulaşılmıştır. Bir kişinin yüz imgesinden belirli bir ayrımı yapmak zor olduğundan o kişiye ait başka bilgileri de kullanmak yararlı olabilmektedir. Bu bulguya dayanarak, çalışmamızda, kişilerin yüz görünümünden çıkarılabilen yaş, cinsiyet, kimlik gibi bilgiler arasındaki ilintileri ve bu bilgilerin birbirleri üzerlerindeki etkilerini inceledik.

Literatürde cinsiyet sınıflandırma ve yaş tahmini üzerine çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Golomb vd. [2] yapay sinir ağlarını kullanarak %91.9'luk bir cinsiyet sınıflandırma başarımı yakalamıştır. Gutta vd. [3] ise yapay sinir ağlarını karar ağaçları ile birlikte kullanarak yüz imgelerinden etnik kimlik ve cinsiyet sınıflandırma yapmıştır. Kullanılan hibrit yaklaşım ile ulaşılan başarımlar %96 olmuştur. Moghaddam ve Yang [4] cinsiyet sınıflandırma için destek vektör makinelerini kullanarak %96.6 doğru sınıflandırma başarımına ulaşımlardır. Baluja ve Rowley [5] ise takviyeli sınıflandırma (boosting) yaklaşımından yararlanarak cinsiyet sınıflandırma yapmışlardır. Yaş tahmini için Fu ve Huang [6] çoklu regresyon uygulamıştır. Guo vd. [7] çalışmalarında altuzay öğrenme kullanarak, FG-NET [8] veri kümesi üzerinde 5.07 ortalama mutlak hata elde etmiştir. Ueki vd. [9] çalışmalarında doğrusal ayrımsayıcı çözümleme (LDA) yaklaşımını kullanarak farklı aydınlanma etkilerine maruz kalmış imgelerden yaş tahmini konusunu ele almıştır.

Yüz bilgi kiplerinin aralarındaki ilintileri inceleyen çalışmalar literatürde mevcuttur. Saatçi ve Town [10] cinsiyetin yüz ifadelerine etkisini incelemiştir. Bu çalışmalarında aktif görünüm modelini (AAM) ve çoklu destek vektör makinelerini beraber kullanmışlardır.

Genel yüz ifadelerini sınıflandırmadaki başarıları cinsiyet tabanlı ifade sınıflandırmaya göre daha düşük sonuçlar vermiştir. İfade tabanlı cinsiyet sınıflandırmada ise bu sonuçlar tam tersi olmuştur. Diğer bir deyişle genel cinsiyet sınıflandırma, ifade tabanlı cinsiyet sınıflandırmadan daha yüksek başarıma ulaşmıştır. Bununla birlikte sonuçların veritabanı etkisinde kaldığı da tartışılmıştır. Çünkü bir kişi için ifade tabanlı eğitim kümesini oluşturmada örnek sayısı çok azdır. Gao ve Ai [11] cinsiyet sınıflandırmada değişik etnik kimliklerin etkisini incelemiştir. Çalışmalarında kullandıkları veritabanı gerçek dünya resimlerine ait olup çok farklı poz, ifade ve aydınlanma etkisi altında kalan resimlerdir. Aktif şekil modelini (ASM) kullanarak ortalama yüz şeklini elde ederek olasılıksal takviyeli sınıflandırma ağacı ile cinsiyet sınıflandırma yapmışlardır. Bu çalışma, cinsiyet sınıflandırmanın etnik faktörden çok fazla etkilendiğini ortaya çıkarmıştır. Bu yüzden etnik kimliğin gizli değişken olarak kullanıldığı bir cinsiyet sınıflandırma yöntemi önermişlerdir. Böylece genel cinsiyet sınıflandırmadan daha başarılı olan etnik kimlik tabanlı bir cinsiyet sınıflandırma sistemi geliştirmişlerdir. Guo vd. [12] yaşın cinsiyet sınıflandırmaya etkisini incelemiştir. Bu çalışmada cinsiyetin çok belirgin bir şekilde yaştan etkilendiği gözlemlenmiştir. Kullandıkları yöntem olan bio-esintili özneliklerin destek vektör makineleriyle sınıflandırılması diğer yöntemleri geçerek daha yüksek bir başarıma ulaşmıştır. Çalışmada elde edilen diğer bir sonuç, yetişkinler için yapılan cinsiyet sınıflandırmanın yaşlı, genç ve genel cinsiyet sınıflandırma ile karşılaştırıldığında daha iyi sonuçlar verdiğidir. Fakat burada da sonuçlar veritabanının etkisinde kalmış olabilir. Kullanılan veritabanı yaş gruplarına göre dengesiz dağılmıştır. Örneğin yetişkin yüz imgeleri sayısı genç ve yaşlı yüz imgeleri sayısının iki katı kadardır. Guo vd.'nin [13] diğer bir çalışmasında ise cinsiyet ve cinsiyet-yaş gruplarının yaş tahmini üzerine etkisi incelenmiştir. Bu çalışmadaki veri kümesi de dengesiz dağılım göstermektedir. Guo ve Mu'nun [14] çalışması yaşın etnik kimlik ve cinsiyetten etkilendiğini vurgulamıştır. Bu yüzden öncelikle etnik kimlik ve cinsiyetin sınıflandırıldığı bir yaş tahmini sistemi önermişlerdir. Etnik kimlik ve cinsiyet sınıflandırıldıktan sonra doğrusal destek vektör makinesiyle her yaşı ayrı bir sınıf olarak düşünerek yaş tahmini uygulamışlardır. Bu

çalışmada da bio-esintili öz nitelikler kullanılmıştır. Veri kümesini etnik kimlik ve cinsiyete göre dört ana gruba ayırmışlardır. Ardından her grubu kendi içinde doğrulama ve sınama kümesi olmak üzere iki gruba ayırmışlardır. Model bir ana gruba ait alt gruplardan biri ile eğitilirken o grubun diğer alt grubu ve diğer üç ana grup ile test işlemine tabi tutulmuştur. En yüksek sonuçlar her zaman aynı grubun içindeki deneylerde elde edilmiştir. Guo ve Mu'nun [15] diğer bir çalışması cinsiyet ve yaşın etnik kimlik sınıflandırmaya etkisi üzerindedir. Bu çalışmada eğer sistem kadınlarla eğitilip erkeklerle test ediliyorsa başarımın düştüğü gözlemlenmiştir. Bunun tam tersi durumda, yani erkeklerle eğitim yapıldığı, kadınlarla test edildiğinde ise yine başarımın düştüğü tespit edilmiştir. Bunlara ek olarak etnik kimliğin yaştan açık bir şekilde etkilenmediği sonucuna ulaşılmıştır.

Literatürdeki çalışmalar incelenerek, deney düzeneği ile ilgili varılan sonuçlardan ilki eğitim kümesi ve sınama kümesinin kişi bağımsız olmasıdır. Bir kişi tüm resimleriyle birlikte sadece bir grupta bulunmalıdır. İkinci önemli konu ise veri kümelerinin dengeli bir şekilde dağılmasıdır. Dengesiz dağılım söz konusu olduğunda sonuçların adil olduğundan bahsedilememektedir. Son olarak diğer önemli bir konu ise yüz kipleri arasındaki etkiyi yüz kipleri arasında çapraz sınama yaparak değerlendirmek yerine etkilerin karşılaştırıldığı deneyler ile klasik testlerin sonuçları karşılaştırılarak yapılmasıdır. Bu çalışmada belirtilen bu noktaları göz önünde bulundurarak bir deney düzeneği hazırladık. Bu düzeneğin üzerinde yaş, cinsiyet ve kimlik bilgilerinin birbirleri üzerlerine etkilerini inceledik. Deneyler sonucu bilgi kipleri arasındaki ilintilerden yararlanmanın başarımı olumlu etkilediğini gözlemledik. Çalışmanın yayınlanmış önceki kurultay bildirisi versiyonundan [16] farkları şu şekildedir. Önceki bildiri yayınında [16], yalnız yaş ve cinsiyet arasındaki ilinti incelenmişti ve testler sadece MORPH-II veri kümesi [17] üzerinde yapılmıştı. Bu makalede ise, yaş ve cinsiyet ile birlikte, kimlik bilgisi de kullanıldı, deneyler için MORPH-II veri kümesine [17] ek olarak CACD [18] veri kümesinden de yararlanıldı. Ayrıca [16]'da kullanılan yöntemlere ilaveten kısmi en küçük kareler yöntemi de (Partial Least Squares - PLS) çalışmada yer aldı ve bulgular daha ayrıntılı analiz edildi.

Makalenin geri kalanı şu şekilde organize edilmiştir: 2. bölümde sınıflandırma ve analiz için kullanılan yöntemler tanıtılmıştır. Deneysel düzeneğin, deney sonuçları ve bulguların yorumları 3. bölümde paylaşılmıştır. Son olarak, 4. bölümde tartışma ve sonuç verilmiştir.

2. Materyal ve Metot

Proje kapsamında seçilen cinsiyet, yaş ve kimlik yüz kipleri için öncelikle veritabanları seçilmiş ve bir deney düzeneği hazırlanmıştır. Ardından önceki çalışmalara bakılarak yüz imgelerinden yerel ikili örüntü (Local Binary Pattern - LBP) [19] ve ayrık kosinüs dönüşümü (Discrete Cosine Transform - DCT) kullanılarak öz nitelik vektörleri çıkarılmıştır. Çıkarılan öz niteliklerin sınıflandırılması için ise destek vektör makineleri (Support Vector Machines - SVM), k en yakın komşuluk (K Nearest Neighbour - KNN) ve kısmi en küçük kareler (Partial Least Squares - PLS) yöntemleri kullanılmıştır.

2.1. Öz nitelik Çıkarımı

Çalışmada kişilerin yüz imgeleri 64x64 piksel çözünürlükte olacak şekilde, göz merkez noktalarına göre hizalanarak kesilmiştir. Bunun için önce göz noktaları aynı hizaya gelecek şekilde bir dönüşüm uygulanmıştır. Dönüşüm uygulanan bu imgelerden iki gözün orta noktası 20'ye 32'inci piksel indisine denk gelecek şekilde 64x64 piksel çözünürlükte kesilmiştir. Öz nitelik çıkarma işlemleri bu hizalanmış ve kesilmiş yüz imgelerine uygulanmıştır.

2.1.1 Yerel İkili Örüntü (LBP)

Bu yöntemde yüz imgeleri iki şekilde işlenmiştir. Birincisinde yüz imgesi 8x8 piksel çözünürlüklü 64 adet bloğa bölünmüştür. Diğerinde ise 16x16 piksel çözünürlüklü 16 adet bloğa bölünmüştür. Her blok LBP operatörü ile işlenerek öz nitelik vektörleri elde edilmiştir. Her blok için elde edilen bu öz nitelik vektörleri arka arkaya eklenerek yüzün tümünü temsil eden öz nitelik vektörü oluşturulmuştur.

Çalışmada kullanılan LBP operatörü 3x3 piksel komşuluk içerisinde işlem yapmaktadır. Bu 3x3 komşuluktaki her indis saat yönünde taranarak ortada yer alan pikselden büyük ya da küçük olması durumuna göre 1 veya 0 olarak ikili kodlanır. Böylece her komşuluk için 8 bitlik bir kod üretilir. 1 ve 0 arasında 2'den fazla geçiş olmayan kodlar uniform kodlar olarak nitelendirilir. 8 bitlik bir kod dizisi içinde uniform olan kodlar 58 adettir. İmge bloğunu betimlemek için uniform kodların histogramı

kullanılır. Bu işlemde, elde edilen bu kodlar uniform çıkarılarsa histogramda ait oldukları uniform değer bir arttırılır. Eğer kod uniform değilse uniform olmayan kodlar için ayrılan 59. histogram değeri bir arttırılır. Böylelikle oluşturulan histogram 59 boyutludur. Bu sadece bir imge bloğunu betimler. Her blokta hesaplanan histogramlar arka arkaya eklenerek tüm yüzü temsil eden öznitelik vektörü elde edilir. Bu deneyler kapsamında yüz imgelerinden 64 8x8 piksel çözünürlüklü ya da 16 16x16 piksel çözünürlüklü bloklar elde edilmiştir. İlk durumda yüz imgesinden 3776 boyutlu (64 x 59), ikinci durumda ise (16 x 59) 944 boyutlu öznitelik vektörleri çıkarılmıştır.

2.1.2 Ayrık Kosinüs Dönüşümü (DCT)

Bu yaklaşımda, 64x64 piksel çözünürlüklü yüz imgeleri ayrık kosinüs dönüşümü uygulanmak üzere 8x8 piksel çözünürlüklü bloklara ayrılır. Bölünen her blok DCT işleminden geçirilerek katsayı matrisi elde edilir. Bu katsayı matrisi zig-zag şeklinde taranarak ilk 5 veya ilk 10 katsayı değeri seçilerek her blok için bir öznitelik vektörü oluşturulur. Ardından bu vektörler arka arkaya eklenerek yüzü temsil eden öznitelik vektörü elde edilir [20].

Bu yöntemde, ilk katsayının imge bloğunun ortalama değerine karşılık gelmesi ve bu nedenle öznitelik vektörüne baskın bir etkisinin olması sonuçları olumsuz etkileyebilir. Bu etkiyi gözlemlemek için çalışmamızda hem ilk değeri hesaba katarak hem de ilk değeri göz ardı ederek öznitelik vektörleri elde edilmiştir.

2.2 Sınıflandırma

Çalışmada destek vektör makineleri, en yakın komşuluk ve kısmi en küçük kareler yöntemlerinden yararlanılmıştır.

2.2.1 Destek Vektör Makineleri (SVM)

Cinsiyet sınıflandırma ve yaş tahmini için yüzden edinilen öznitelik vektörleri destek vektör makinelerine verilmiştir. Yaş için bağlanım (regression) sonuçları alınmıştır. Deneylerde kullanılan destek vektör makinelerinin çekirdek (kernel) tipleri doğrusal (linear) ve radyal tabanlı fonksiyondur (radial basis function).

2.2.2 K En Yakın Komşuluk (KNN)

K-en yakın komşu yöntemi test için ayrılan imgelere eğitim kümesi içinden en yakın örneklerin bulunmasını amaçlar. Test kümesinden alınan örneğin öznitelik vektörü ile

eğitim kümesindeki imgelerin öznitelik vektörleri karşılaştırılarak en yakın k komşuluğu seçilir. Genelde test örneği bu k sayıda komşuluk içerisinde en çok bulunan sınıf etiketi ile etiketlenir. Yapılan deneylerde k sayısı bir olarak seçilmiştir. Bu da eğitim seti içerisinde test örneğine en yakın ilk komşunun sınıfının seçilmesi demektir. Yakınlık derecesini ölçerken çeşitli uzaklık ölçütleri kullanılabilir. Çalışmamızda uzaklık ölçütü olarak bu alanda daha iyi sonuç verdiği bilinen L1 normunu kullandık.

2.2.3 Kısmi En Küçük Kareler (PLS)

Kısmi en küçük kareler yöntemi (partial least squares) gözlemlenen değişkenleri bir saklı (latent) uzayda ilişkilendirir. Doğrusal PLS'te gözlemlenen ve saklı değişkenler arasındaki ilişki doğrusal olarak modellenir. Eğitim kümemizin n tane N boyutlu öznitelik vektöründen, \mathbf{x}_i , ve bunlara karşılık gelen M boyutlu etiket (label) vektörlerinden, \mathbf{y}_i , oluştuğunu varsayalım. Çıkartımları kolaylaştırmak amaçlı girdi, \mathbf{x}_i ve çıktı, \mathbf{y}_i , örneklerinin sıfır ortalama ve birim varyansa getirildiğini kabul edelim. Bu vektörleri satır satır eklediğimizde \mathbf{X} ve \mathbf{Y} ile tanımlayacağımız, $n \times N$ boyutlu girdi matrisini ve $n \times M$ boyutlu çıktı matrisini oluştururuz. PLS, bu matrislerden şu ayrışmaları tanımlar:

$$\mathbf{X} = \mathbf{TP}^T + \mathbf{E}$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{UQ}^T + \mathbf{F}$$

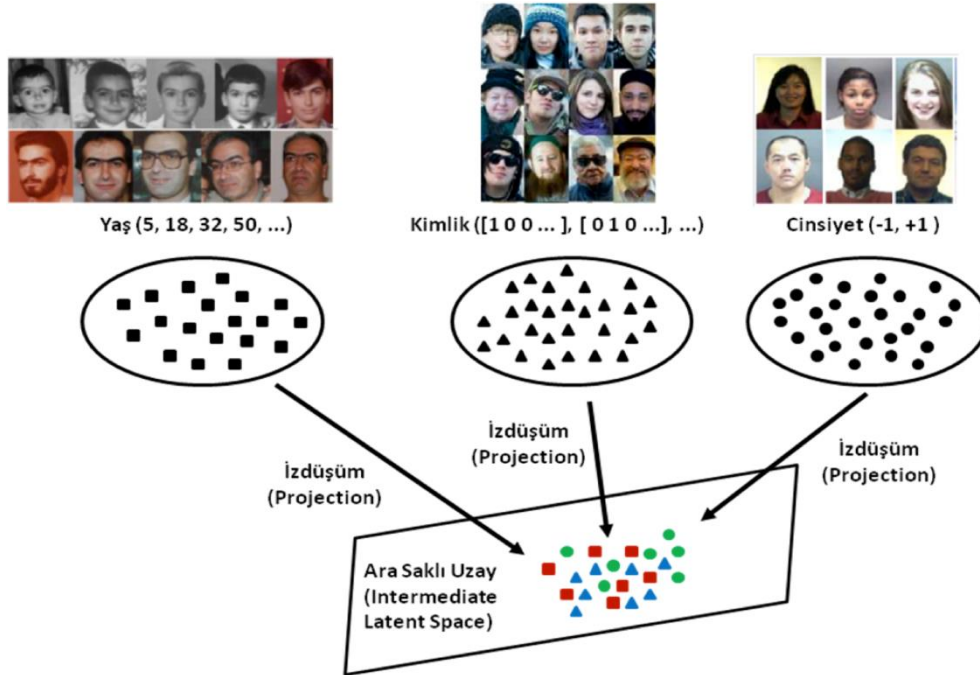
\mathbf{T} ve \mathbf{U} , elde edilen p saklı izdüşümün $n \times p$ boyutlu skor matrisleridir. $N \times p$ boyutlu \mathbf{P} matrisi ve $M \times p$ boyutlu \mathbf{Q} matrisi bunlara karşılık gelen yükleme (loading) matrisleridir. Son olarak $n \times N$ boyutlu \mathbf{E} matrisi ve $n \times M$ boyutlu \mathbf{F} matrisi, izdüşüm sırasındaki hata miktarını gösteren artık (residual) matrisleridir. PLS'in optimizasyon kriteri şu şekilde tanımlanır:

$$[\text{cov}(\mathbf{t}, \mathbf{u})]^2 = [\text{cov}(\mathbf{X}\mathbf{w}, \mathbf{Y}\mathbf{c})]^2 = \max_{|\mathbf{r}|=|\mathbf{s}|=1} [\text{cov}(\mathbf{X}\mathbf{r}, \mathbf{Y}\mathbf{s})]^2$$

$\text{cov}(\mathbf{t}, \mathbf{u}) = \mathbf{t}^T \mathbf{u} / n$ skor vektörleri \mathbf{t} ve \mathbf{u} arasındaki kovaryansı gösterir. Çoğu PLS yaklaşımı skor vektörlerinin \mathbf{Y} 'nin iyi bir tahmin edicisi olduğunu varsayar ve \mathbf{t} ve \mathbf{u} skor vektörleri arasındaki ilişkiyi şöyle tanımlar:

$$\mathbf{U} = \mathbf{TD} + \mathbf{H}$$

\mathbf{D} $p \times p$ diagonal bir matris ve \mathbf{H} bir artık matrisidir. Sınıflandırma için girdi öznitelik matrisi \mathbf{X} 'ten, etiket/çıktı matrisi \mathbf{Y} 'den ve



Şekil 1. Önerilen yöntemin temel işleyişi. PLS gözlemlenen değişkenleri (yaş, cinsiyet, kimlik) bir ara saklı uzayda (intermediate latent space) birbirleri ile ilişkilendirir.

tahmin edilen skor matrisleri T ve U 'dan bir regresyon matrisi, B , hesaplanır:

$$B = X^T U (T^T X X^T U)^{-1} T^T Y$$

Bir test matrisi X_{test} için tahmin edilen çıktı matrisi \hat{Y} şu şekilde belirlenir:

$$\hat{Y} = X_{test} B$$

Yüz imgesinden kimlik, cinsiyet, yaş gibi birden fazla bilgi edinimi için, PLS'e girdi matrisi, X , olarak yüz imgesi veri kümesinden çıkartılan öznelilikler, çıktı matrisi, Y , olarak ulaşılmak istenen bilgi değerleri, yaş, cinsiyet, kimlik, verilir. Bu formülasyonda yaş değeri olarak doğrudan kişinin yaşı kullanılır. Cinsiyet değeri olarak, eğer kişi erkek ise "1", kadın ise "-1" kullanılır. Kimlik tanıma çok sınıflı bir problem olduğundan, kimlik bilgisini PLS çerçevesine uygun kodlayabilmek için, veri kümesindeki farklı kişi sayısı kadar boyutlu bir ikili vektör kullanılır. Bu vektörde, kişinin karşılık geldiği indisteki değer "1", diğer değerler ise "0" dır. Yöntemin temel işleyişi Şekil 1'de gösterilmiştir.

3. Bulgular

Proje kapsamında gerçekleştirilen yaş, cinsiyet ve yüz tanıma yöntemlerinin sonuçlarının karşılaştırılması için farklı başarımlar ölçütleri kullanılmaktadır. Cinsiyet sınıflandırma

başarımının ölçülmesinde doğru sınıflandırma yüzdesi hesaplanmıştır. Yaş sonuçlarının değerlendirilmesinde ortalama mutlak hata (mean absolute error, MAE) ölçülmüştür. Yüz tanımda ise cinsiyet sınıflandırmada olduğu gibi doğru sınıflandırma yüzdesi hesaplanmıştır. Yüz tanımda her kişiye ait imge sayısı değişebilir. Bu nedenle önce kişilerin kesinlik değerleri bulunmuştur. Ardından ortalama kesinlik değeri hesaplanmıştır. Yapılan çalışmada veri kümeleri olarak MORPH-II [17] ve CACD [18] yüz veritabanları kullanılmıştır.

3.1 MORPH-II Veritabanı Deneyleri

Çalışmada MORPH-II veritabanının kullanılmasındaki amaç veritabanında bulunan her örnek için birden fazla yüz kipine ait etiketin olmasıdır. Bu veritabanı üzerinde birden fazla etnik kimliğe sahip örnek vardır. Yapılan çalışmada cinsiyet, yaş ve kimlik kiplerinin etkileşimi inceleneceğinden sadece bir etnik kimliğe ait örnekler kullanılmıştır. Ayrıca giriş bölümünde bahsedilen üç kriter doğrusunda veri kümesi adil bir değerlendirme için düzenlenmiştir. Veri kümesi üç ayrı yaş grubuna ayrılmıştır. Her bir grup için 480 kadın örneği ve 1200 erkek örneği seçilmiştir. Test kümesi için ayrılan her üç yaş grubu 360 kadın

ve 900 erkek örneği içermektedir. MORPH-II veri kümesinden örnek fotoğraflar Şekil 2'de verilmiştir.



Şekil 2. MORPH-II veri kümesinden örnek fotoğraflar

Cinsiyet tanıma testleri için iki aşamalı deneyler gerçekleştirilmiştir. İlk aşamada hiç bir varsayım yapılmadan eğitim kümesi üzerinden 480 kadın ve 1200 erkek veri örneğini rastgele seçerek model eğitilmiş ve test kümesiyle denenmiştir. Rastgele seçme işlemi 5 kere tekrar edilmiştir. Bunun nedeni oluşturulan modelin başarımının seçilen örneklere bağlı kalmasını önlemektir. Beş kere tekrarlanan bu seçme işlemiyle oluşturulan modellerin test kümesindeki başarılarının ortalaması alınarak genel cinsiyet deneyleri başarımları elde edilmiştir. İkinci aşamadaki cinsiyet tanıma testlerinde ise örneklerin yaş aralıklarının bilindiği varsayılmıştır. Her yaş grubunda bulunan 480 kadın ve 1200 erkek öge ile birlikte üç adet cinsiyet modeli oluşturulmuştur. Bu modeller test kümesindeki yaş aralıklarıyla test edilerek ağırlıklı ortalamalı başarımlar hesaplanmıştır. Bu modellerde örneklerin yaşları bilindiği varsayılarak cinsiyet sınıflandırmanın başarımları değerlendirilmiştir.

Yaş tahmini testleri için ise öncelikle genel yaş tahmini testleri gerçekleştirilmiştir. Bunun için eğitim kümesinden 1440 adet örnek seçilecek şekilde rastgele beş kere seçim yapılarak alt kümeler belirlenmiştir. Bu kümelerden eğitilen

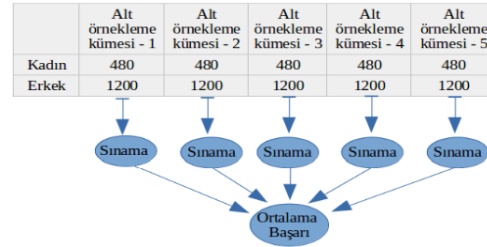
Tablo 1. Genel cinsiyet deneyleri ve yaşın ön bilgi olarak alındığı varsayılan deneylerdeki sınıflandırma başarımları (%). * işaretli deneylerde DCT katsayılarından ilki kullanılmıştır.

Yöntem	Genel Testler		Yaş Aralığı Bilinen Testler	
	Doğrusal	RBF	Doğrusal	RBF
LBP 8x8	95.37	94.18	95.55	94.83
LBP 16x16	93.04	90.64	93.5	92.13
DCT 5	93	90.88	93.17	91.98
DCT 10	93.26	91.21	94.12	92.13
DCT 5*	93.21	90.7	93.41	91.66
DCT 10*	94.02	91.15	94.28	92.14

beş model test kümesi ile sınanarak ortalama başarımları elde edilmiştir. İkinci kısımda ise cinsiyetin yaş tahmini üzerindeki etkisi incelenmiştir. Bu yüzden eğitim kümesinde bulunan 1440 adet kadın örnek ile eğitilen kadın yaş modeli yine 1440 erkek örnekle elde edilen erkek yaş modeli ile değerlendirileceğinden erkek eğitim örnekleri içerisinde beş adet 1440 örnekten oluşan alt küme seçilmiş ve modeller oluşturulmuştur. Test kümesi üzerinde sınanan modellerin ortalama başarımları elde edilmiştir. Şekil 3-4-5'te deney düzeneğindeki veri dağılımları gösterilmiştir. Deney sonuçları Tablo 1-2'de sunulmuştur.

	26 ve 26'dan küçük	27-40	40 ve üzeri	Toplam Sınama Kümesi
Kadın	120	120	120	360
Erkek	300	300	300	900
				1260

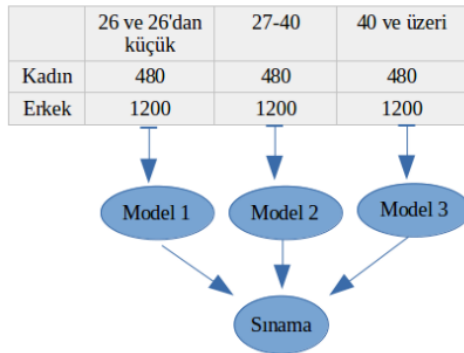
Şekil 3. MORPH-II veri kümesinde, test kümesindeki örnek sayısı dağılımı



Şekil 4. Genel sınav deneylerinin MORPH-II veri kümesinde, eğitim kümesindeki örnek sayısı dağılımı

Tablo 2. Genel yaş deneyleri ve cinsiyetin ön bilgi olarak alındığı varsayılan deneylerin sonuçları (MAE). * işaretli deneylerde DCT katsayılarından ilki kullanılmıştır.

Yöntem	Genel Testler		Cinsiyet Bilinen Testler	
	Doğrusal	RBF	Doğrusal	RBF
LBP 8x8	4.92	4.68	4.61	4.44
LBP 16x16	6.16	5.20	5.89	4.95
DCT 5	6,07	5.66	5.74	5.26
DCT 10	6.06	5.59	5.68	5.14
DCT 5*	6.07	5.68	5.8	5.23
DCT 10*	6.06	5.67	5.63	5.15

**Şekil 5.** Yaş bilgisi tabanlı deneylerin MORPH-II veri kümesinde, eğitim kümesindeki örnek sayısı dağılımı

Hiç bir önbilginin kullanılmadığı cinsiyet sınıflandırma testleri Genel Testler olarak adlandırılmıştır. Buradaki en yüksek başarı SVM'nin doğrusal çekirdekle birlikte kullanılmasıyla elde edilmiştir. Öznitelik çıkarım yöntemi olarak LBP'nin 8x8'lik yapıları seçildiğinde başarı %95.37 ile en yüksektir. İkinci aşamadaki yaşın cinsiyet tanımaya etkisini ölçmek için yapılan deneyler Yaş Aralığı Bilinen Testler olarak adlandırılmıştır. Bütün öznitelik vektörleri ile elde edilen sonuçlara bakıldığında ilk aşamada gerçekleştirilen cinsiyet testlerinden daha yüksek başarımlar elde edilmiştir. Örneğin en yüksek başarımlar olan LBP'nin 8x8'lik yamalarla kullanılması yöntemiyle elde edilen sonuç %95.55'e yükselmiştir.

Hiç bir bilgi kullanılmadığı varsayılarak yapılan yaş tahmini testleri Genel Testler olarak adlandırılmıştır. SVR'nin RBF çekirdekle birlikte kullanılması her zaman en yüksek sonucu vermiştir. Elde edilen en yüksek başarı LBP yönteminin 8x8'lik yamalar kullanılarak uygulanmasıyla elde edilen 4.68 hatadır. İkinci

aşamada yapılan cinsiyetin yaş tahmini üzerindeki etkisinin ölçülmesi deneylerinde ise her oluşturulan modelin test sonuçları Genel Testlerden daha düşük hatalar üretmiştir. Örneğin LBP yönteminin yine 8x8'lik yamalarla birlikte kullanılmasıyla 4.44 hataya ulaşılmıştır. Elde edilen bir diğer sonuç ise LBP yönteminin DCT yöntemine göre genelde daha yüksek başarıma yol açtığı olmuştur.

Çalışmada gerçekleştirilen tüm deneyler göz önüne alındığında varsayım yapılmadan gerçekleştirilen genel testlerin sonuçları varsayım yapılarak gerçekleştirilen testlerden düşük çıkmıştır. Bu bulguya dayanarak cinsiyet tanıma ve yaş tahmini yüz kiplerinin birbirleri üzerinde olumlu etkisi olduğundan söz edilebilir. Bununla birlikte giriş bölümünde bahsedilen adil deney ortamının oluşturulması için gerekli olan üç koşul yerine getirilmiştir. Öncelikle eğitim ve test kümeleri kişi bağımsız hale getirilmiş, her modeli eğitilirken kullanılan örnek sayısının aynı olması sağlanmıştır. Son olarak yüz kipleri arasındaki etkileşimin olduğundan söz edilebilmesi için çapraz testler yapmak yerine her model aynı test kümesiyle denenmiş ve doğru sonuçlar elde edilmiştir. Bu yüzden elde edilen sonuçlar güvenilir ve genellenebilirdir.

MORPH-II veritabanı ile yapılan yüz tanıma deneylerinde, veritabanında bir kişinin en az 5 adet resmi bulunduğundan, her kişiye ait 2 resim eğitim ve kalan resimleri sınama için kullanılmış ve cinsiyet ve yaşın yüz tanımaya etkisi gözlemlenmiştir. Deney sonuçları Tablo 3'te verilmiştir. Sonuçlara bakıldığında en yüksek

Tablo 3. Yaş ve cinsiyet tabanlı yüz tanıma

Yaklaşım/Yöntem	LBP 8x8	LBP 16x16	DCT 5	DCT 10
Cinsiyet tabanlı yüz tanıma	%66	%51	%57	%57
Yaş tabanlı yüz tanıma	%68	%53	%60	%60
Yaş ve cinsiyet tabanlı yüz tanıma	%71	%58	%65	%64

Tablo 4. Hatalı etiketlenmiş ve tekrarlayan imgelerden arındırılmış CACD veritabanı örnek dağılımı

	28 ve altı	29 - 39	40 - 49	50 ve üzeri
Kadın sayısı	48	71	73	58
Kadın toplam imge sayısı	1500	2000	2000	1500
Erkek sayısı	54	70	71	58
Erkek toplam imge sayısı	1500	2000	2000	1500

başarımın LBP 8x8 öznitelikleri ile elde edildiği gözlemlenebilir. Cinsiyet tabanlı yüz tanıma %66 başarıma ulaşırken, yaş bilgisinin kullanımı ile ulaşılan başarı %68 olmuştur. Her iki bilgi kullanıldığında doğru tanıma oranı %71'e yükselmiştir. Bu bulgular, yaş ve cinsiyet bilgisinin yüz tanıma kullanımı için başarılı olduğunu göstermektedir.

3.2 CACD Veritabanı Deneyleri

CACD veritabanı [18], internet üzerinden toplanan ünlü kişilerin imgelerinden oluşmaktadır. Veritabanından örnek imgeler Şekil 6'da verilmiştir. Bu deneylerin MORPH-II deneylerinden farkları şu şekilde sıralanabilir:

- MORPH-II veritabanında kişilerin fotoğrafları kontrollü sayılabilecek bir ortamda çekilmiştir. CACD veritabanında ise fotoğraflar internette toplandığından kontrolsüz bir ortamda çekilmiştir. Aydınlanma, poz gibi etkenlerden ötürü daha fazla yüz görünümü değişimi içermektedir.
- MORPH-II veritabanında yüz tanıma için bir kişinin en az 5 imgesi olması kararlaştırılmıştır. Böyle olunca veritabanında çok fazla sayıda bulunan, sadece iki fotoğrafı olan kişiler elenmiştir. Bu nedenle kullanılan örnek sayısı azalmıştır.

CACD veritabanında bir kişinin en az 40 adet fotoğrafı vardır ve yaklaşık olarak 2000 kişi kullanılmıştır.

- MORPH-II veritabanında kişilerin fotoğrafları arasındaki yaş farkları düşüktür. CACD veritabanında ise kişilerin çocukluklarından, gençlikleri ve yaşlılık dönemlerine kadar geniş bir yaş aralığı mevcuttur.

**Şekil 6.** CACD veritabanından örnek imgeler

CACD veritabanı üzerinde sadece yaş ve kimlik etiketleri bulunmaktadır. Proje kapsamında yapılan çalışmada cinsiyet tanıma yüz kipinin de incelenmesi gerektiğinden, imgelerin cinsiyet etiketlerinin oluşturulmasında daha önceden geliştirilmiş bir otomatik cinsiyet sınıflandırma sisteminden yararlanılmıştır. CACD veritabanında çok fazla sayıda hatalı kimlik etiketlemesi olduğundan, bu veritabanındaki yanlış etiketlenmiş resimler ayıklanmıştır. Daha

sonra kontrol edilen veritabanında bütün imgelerin sadece bir kere tekrar ettiği ve yanlış kimlik etiketlerinin olmadığı imgeler elde edilmiştir. Tablo 4'te bir yaş grubuna giren kadın ve erkek kişi sayıları ve toplamdaki imge sayıları belirtilmiştir. Örnekler tamamen dengeli dağıtılmıştır. Bir kişinin en az 20 adet imgesi bulunmaktadır. Yüz tanıma işlemleri için her kişinin 15 adet imgesi eğitim için ayrılmış, kalanları sınama için kullanılmıştır.

Cinsiyet-yaş tahmini sonuçları Tablo 5-6'da verilmiştir. Veritabanında sadece kimlik etiketleri ile ilgili problem olduğundan yaş tahmini ve cinsiyet sınıflandırma deneyleri orijinal veritabanı üzerinde yapılmıştır. SVM'de RBF çekirdeği kullanılmıştır. Önceki bölümde LBP 8x8 öznelik çıkarımı en iyi sonuçları verdiği için, bu bölümde sadece bu yöntemle öznelik çıkarımı yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, SVM'in cinsiyet sınıflandırmada daha iyi sonuç verdiği, PLS'in ise yaş tahmininde daha başarılı olduğu görülmektedir. CACD veri kümesinde yapılan deneylerde de yaş ve cinsiyet bilgilerinin birbirleri üzerinde olumlu etkisi olduğu gözlemlenmektedir.

Tablo 5. Cinsiyet sınıflandırma sonuçları (%)

Yöntem	Genel Testler	Yaş Bilinen Testler
SVM + LBP 8x8	91.3	91.63
PLS + LBP 8x8	89.7	89.9

Tablo 6. Yaş tahmini sonuçları (MAE)

Yöntem	Genel Testler	Cinsiyet Bilinen Testler
SVM + LBP 8x8	9.73	9.37
PLS + LBP 8x8	8.29	8.15

Yüz tanıma deney sonuçları Tablo 7'de verilmiştir. Elde edilen sonuçlara bakıldığında %73'lük başarı ile cinsiyet ve yaş bilgisinin yüz

tanıma başarımına olumlu bir etkisi olduğu gözlemlenmiştir. Bunun yanı sıra sadece yaş tabanlı bir yüz tanıma işlemi uygulandığında %71 başarıma ulaşılrken sadece cinsiyet tabanlı bir yüz tanıma uygulandığında %67'lik bir başarıma ulaşılmıştır. Hiçbir varsayım yapılmadan uygulanan yüz tanıma testlerindeki %62 başarımla diğer testler karşılaştırıldığında sonuç her zaman yüksek olmuştur.

Tablo 7. CACD veritabanı üzerinde yüz tanıma sonuçları

Uygulama	Başarımlar (%)
Yüz Tanıma	62
Cinsiyet Tabanlı Yüz Tanıma	67
Yaş Tabanlı Yüz Tanıma	71
Cinsiyet ve Yaş Tabanlı Yüz Tanıma	73

4. Tartışma ve Sonuç

Bu çalışmada yüz görünümünden çıkarımı yapılabilecek cinsiyet, yaş, kimlik gibi bilgiler arasındaki ilintiler analiz edilmiştir. Öncelikle bu etkiyi ölçmek ve çözümlenmek için doğru ve adil bir deney düzeneği tasarlanmıştır. MORPH-II ve CACD veritabanları tasarlanan deneyler kapsamında düzenlenmiş ve üzerlerinde çeşitli testler yürütülmüştür. Böylelikle cinsiyet, yaş ve kimlik kipleri arasındaki ilişki adil deney ortamında test edilmiştir. Elde edilen sonuçlara bakıldığında bu üç kip hakkında bir çıkarım yapılırken diğer kiplerden gelecek olan bilginin bu çıkarımı olumlu yönde desteklediği gözlemlenmiştir. Örneğin yüz tanıma başarımı, yaş ve cinsiyet bilgisi kullanıldığında, CACD veritabanında hiçbir bilginin kullanılmadığı duruma göre %11 artmıştır. Gelecek çalışmalarımızda yararlanılan bilgi kipi sayısının artırılması ve bütün bu bilgi çıkarımının bir derin öğrenme çerçevesi içerisinde yapılması planlanmaktadır.

Teşekkür

Bu çalışma, TÜBİTAK tarafından desteklenen 113E121 numaralı "Yüz Analizi İçin Tümüleşik Bir Çerçeve" başlıklı proje kapsamında yürütülmüştür.

Kaynakça

- [1] Wild, H. A., Barrett, S. E., Spence, M. J., O'Toole, A. J., Cheng, Y. D., Brooke, J. 2012. Recognition and sex categorization of adults and childrens faces: examining performance in the absence of sex-stereotyped cues, *Journal of Experimental Child Psychology*, Cilt 77, s. 269-291.
- [2] Golomb, B., Lawrence, D., Sejnowski, T. 1991. Sexnet: A neural network identifies sex from human faces, *Advances in Neural Information Processing Systems 3*, s. 572-577.
- [3] Gutta, S., Wechsler, H., Phillips, P. 1998. Gender and ethnic classification, *IEEE International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition*, s. 194-199.
- [4] Moghaddam, B., Yang, M. H. 2002. Learning gender with support faces, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Cilt 25, No. 5, s. 707-711.
- [5] Baluja S., Rowley, H. A. 2007. Boosting sex identification performance, *Intl. Journal of Computer Vision*, Cilt 71, No. 1, s. 111-119.
- [6] Fu, Y., Huang, T. S. 2009. Human age estimation with regression on discriminative aging manifold, *IEEE Transactions on Multimedia*, Cilt 10, No. 4, s. 578-584.
- [7] Guo, G., Fu, Y., Dyer, C.R., Huang, T.S. 2008. Image-based human age estimation by manifold learning and locally adjusted robust regression, *IEEE Transactions on Image Processing*, Cilt 17, No. 7, s. 1178-1188.
- [8] FG-NET websayfası: <http://www-prima.inrialpes.fr/FGnet/html/benchmarks.html> (Erişim Tarihi: 29.01.2018).
- [9] Ueki, K., Hayashida, T., Kobayashi, T. 2006. Subspace-base age-group classification using facial images under various lighting conditions, *IEEE Intl. Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*.
- [10] Saatci, Y., Town, C. 2006. Cascaded Classification of Gender and Facial Expression using Active Appearance Models, *IEEE Intl. Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, s. 393-400.
- [11] Gao, W., Ai, H. 2009. Face gender classification on consumer images in a multiethnic environment, *Advances in Biometrics*, s. 169-178.
- [12] Guo, G., Dyer, C., Fu, Y., Huang, T. S. 2009. Is gender recognition influenced by age?, *IEEE Workshop on Human Computer Interaction*.
- [13] Guo, G., Mu, G., Fu, Y., Dyer, C., Huang, T. 2009. A study on automatic age estimation using a large database, *Intl. Conference on Computer Vision*, s. 1986-1991.
- [14] Guo, G., Mu, G. 2010. Human Age Estimation: What is the Influence Across Race and Gender?, *IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures*.
- [15] Guo, G., Mu, G. 2010. A Study of Large-Scale Ethnicity Estimation with Gender and Age Variations, *IEEE Intl. Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures*.
- [16] Çanak, B., Ekenel, H.K. 2015. Yüz Kiplerinin Birbirleri Üzerine Etkileşiminin Çözümlemesi, *IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*.
- [17] Ricanek, K. Jr ,Tesafaye, T. 2006. MORPH: A Longitudinal Image Database of Normal Adult Age-Progression, *IEEE Intl. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*.
- [18] CACD veri kümesi websayfası: <http://bcsiriuschen.github.io/CARC/> (Erişim Tarihi: 29.01.2018).
- [19] Ojala, T., Pietikainen, M., Maenpaa, T. 2002. Multiresolution Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification With Local Binary Patterns, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. Cilt 24, No. 7, s. 971-987.
- [20] Ekenel, H. K., Stiefelhagen, R. 2006. Analysis of Local Appearance-based Face Recognition: Effects of Feature Selection and Feature Normalization", *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*.