

Kanonik Korelasyon Analizi ile Cinsiyet Tabanlı İmge Sınıflandırması

Gender Based Image Classification via Canonical Correlation Analysis

*Mehmet Cem Catalbas¹, Yakup Ozkazanc², Arif Gulten¹

¹Electric and Electronic Engineering, Fırat University, Elazığ, Turkey

²Electric and Electronic Engineering, Hacettepe University, Ankara, Turkey

catalbas@firat.edu.tr, yakup@ee.hacettepe.edu.tr, agulten@firat.edu.tr

Özet:

Bu çalışmada, cinsiyet tabanlı bir imge sınıflandırma uygulaması gerçekleştirilmiştir. Boyut indirgeme sürecinde, alışlagelmiş yöntemlerden farklı olarak, denetimli bir boyut indirgeme ve öznitelik ayırıştırma yöntemi olan kanonik korelasyon analizi kullanılmıştır. Seçilen bileşen sayısı ile sınıflandırma başarımı arasındaki ilişki farklı boyut indirgeme yöntemleri kullanılarak irdelenmiştir. Sınıflandırma için en uygun bileşen sayısının seçilimi ise kanonik yüzler ve kanonik vektörlerin karşılıklı bilgileri üzerinden incelenmiştir. Sonuç olarak, kanonik korelasyon analizinin, temel bileşenler analizine oranla cinsiyet tabanlı imge sınıflandırmada daha başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir ve bu yöntemin boyutları indirgenmiş uzayda daha başarılı temsil yeteneğine sahip olduğu sonucuna varılmıştır.

Anahtar kelimeler: *İmge sınıflandırma, Öznitelik Ayırıştırma, Kanonik Korelasyon Analizi, Temel Bileşenler Analizi, Karşılıklı Bilgi.*

Abstract:

In this work, gender based image classification process is performed. In dimension reduction process, supervised feature extraction and dimension reduction method is used which called canonical correlation analysis, unlike the conventional method. The relationship of classification success and selected component size is examined on dimension reduction methods. The optimal number of component size is examined via mutual information about canonical faces or canonical vectors. As a result, canonical correlation analysis has given more successful results than the principal component analysis on gender based image classification and it has given better representation about reduced dimensions in space.

Key words: *Image Classification, Feature Extraction, Canonical Correlation Analysis, Principal Component Analysis, Mutual Information.*

1. GİRİŞ

İmgelerden cinsiyet tanıma ve sınıflandırma uygulamaları, imge işleme ana başlığı altında sıklıkla irdelenen konulardan biridir. Bu tarz bir imge sınıflandırma ve tanıma, cinsiyet tabanlı istatistiki verilerin oluşturulmasında, veri tabanlarında kişi tabanlı sonuç araştırılmasında ve öznitelik ayırıştırma yöntemlerinin başarımının irdelenmesinde sıklıkla kullanılmaktadır [1]. Bu çalışmada alışlagelmiş öznitelik ve boyut indirgeme yöntemlerinden farklı olarak, denetimli bir boyut indirgeme ve öznitelik ayırıştırma yöntemi olan kanonik korelasyon analizi ile bu uygulama gerçekleştirilemiştir. Uygulamanın gerçekleştirilmesi sürecinde, kanonik korelasyon analizi yöntemi kullanılmıştır. Ayrıca sınıflandırma için gerekli ve yeterli en uygun bileşen sayısının seçilimi sürecinde geleneksel ve sıklıkla kullanılan bir yöntem olan Wilks' Lambda parametresine ek olarak kanonik yüzlerin içerdikleri karşılıklı bilgi değerleri irdelenerek daha düşük sayıda kanonik yüz ile aynı başarımların elde edileceği gösterilmiştir. Kanonik korelasyon analizi yöntemi ile yüz tanıma ve sınıflandırma süreçlerinde sıklıkla kullanılan temel bileşenler analizi yöntemi karşılaştırılmıştır [2]. Sınıflandırma sürecinde ise doğrusal ayırtaç analizi yöntemi kullanılmıştır. Bu makalenin ikinci bölümde imge işleme alanında sıklıkla kullanılan boyut indirgeme ve öznitelik ayırıştırma yöntemi olan temel bileşenler analizi ve uygulaması sürecine değinilmiştir. Üçüncü bölümde, kanonik korelasyon analizi irdelenmiştir. Dördüncü bölümde, entropi ve karşılıklı bilgi kavramları açıklanmıştır. Beşinci bölümde ise kanonik korelasyon analizi ile cinsiyet tabanlı imge sınıflandırma uygulaması anlatılmıştır.

*Corresponding author: Mehmet Cem ÇATALBAŞ Address: Faculty of Engineering, Department of Electrical and Electronics Engineering Fırat University, 54187, Elazığ, TURKEY. E-mail address: catalbas@firat.edu.tr, Phone: +904242370000/5213 Fax: +904242416040

2. Temel Bileşenler Analizi

Temel bileşenler analizi 1901 yılında Karl Pearson tarafından geliştirilmiştir [3]. Dikgen (ortogonal) dönüşüm kullanarak aralarında ilintili bulunma ihtimali yüksek gözlemler kümesine ait verileri aralarında ilinti bulunmayan bir dizi doğrusal bileşenlere dönüştürerek orijinal verilerin boyutlarının düşürülmesini sağlar. Genel olarak, veri matrisine ilişkin özvektör ve özdeğerleri bularak veri kümesine ait değişkenlerin daha düşük boyutlarda temsil edildiği bir koordinat düzlemine taşınması sağlar. Veri kümesine ait boyutların en aza indirgenmesini ve aynı zamanda farklılıkların maksimum hale getirilmesini sağlar. Matematiksel olarak doğrusal bir dikgen dönüşüm olarak tanımlanmıştır [4]. Uygulamanın gerçekleştirilmesi için kovaryans matrisinin hesaplanması gerekmektedir.

2.1. Kovaryans hesaplanması

Kovaryans iki değişkenin birlikte ne kadar değiştiği hakkında bilgi verir. Girdi verilerinin ikiden fazla olması halinde bu değişkenlerin ikili kombinasyonları şeklinde tanımlanır. Temel bileşenler analizinde özvektör ve özdeğerlerin bulunması aşamasında kullanılır. İlgili değişken x vektörü ile tanımlanmıştır. x vektörünün ortalaması ise x_m şeklinde tanımlanmıştır. Bu parametrelere ışığında x vektörüne ait kovaryans matrisi Eşitlik 2.1’de belirtilmiştir [5].

$$C_x = E((x - x_m)(x - x_m)^T) \quad (2.1)$$

Kovaryans matrisleri, simetrik ve pozitif belgeli matrislerdir ve bu matrislerin özdeğerleri pozitif gerçel sayılardan oluşmaktadır.

2.2. Temel Bileşenlerin hesaplanması

X matrisi bu uygulamada girdi matrisini temsil etmektedir. İlk aşamada temel bileşenler analizinin başarı ile gerçekleşmesi için bu veriye ait ortalama değer kendisinden çıkartılarak ortalama değer sıfırlanır. Eşitlik 2.2’de veri kümesi, Eşitlik 2.3’de veri kümesine ait ortalama değer gösterilmektedir.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & \cdots & x_{NM} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

$$\Phi_i = X_i - \tilde{X} \quad (2.3)$$

Ortalamalar çıkartıldıktan sonra X_{yeni} verisi elde edilir. Örnek veri seti M adet imgeden oluşmuştur. Vektöre dönüştürülmüş imgelerin boyutları $N \times 1$ şeklindedir. Elde edilen yeni veri kümesine ait kovaryans matrisi hesaplanırken $C = X_{yeni} X_{yeni}^T$ şeklindeki $N^2 \times N^2$ boyutlarındaki matrisin özvektörlerinin hesaplanması yerine $X_{yeni}^T X_{yeni}$ matrisine ait özvektörler hesaplanır bu şekilde $N^2 \times N^2$ boyutlarındaki matrisin özdeğerlerini hesaplamak yerine ondan çok daha küçük boyutlardaki $M \times M$ matrisin özvektörler hesaplanır. Eşitlik 2.4’de özvektörler ile boyut indirgeme işlemine ait hesaplamalar gösterilmektedir. Bulunan v_i özvektörleri ile ortalamaları çıkartılmış yeni $X_{yeni} = [X_1 \dots X_M]$ değerleri çarpılarak boyutları düşürülmüş yeni vektörler elde edilir [6].

$$w_{ik} = v_k^T \Phi_i = v_k^T (X_i - \tilde{X}) \quad i = 1, 2, 3, \dots, M \quad (2.4)$$

- Bu işlemler sonucunda Eşitlik 2.5’de gösterilen boyutları düşürülmüş vektörler kümesi elde edilir.

$$\Omega = [w_1, w_2, w_3, \dots, w_M] \quad (2.5)$$

- Temel bileşenlerin bulunması sürecinde önemli olan seçilecek özdeğerlerin sayısıdır. Bu süreçte özdeğerler büyükten küçüğe sıralanır ve bu özdeğerlere karşılık gelen özvektörler seçilir. Özdeğerlerin büyük olması ilgili özvektörün bize veri seti hakkında daha çok bilgi verdiğini göstermektedir. Boyut indirgeme aşamasında öne çıkan bir yöntem ya da kural bulunmamaktadır. Ancak özdeğerlerin toplamının %95 sağlayacak şekilde bir seçim uygun olduğu değerlendirilmektedir. Bu seçim değeri bize verinin %95 oranında korunduğunu söylemektedir. Bu seçim sürecine ait hesaplamalar Eşitlik 2.6’da gösterilmektedir.

$$\frac{\sum_{i=1}^K \lambda_i}{\sum_{i=1}^N \lambda_i} \cong 0.95 \quad (2.6)$$

3. Kanonik Korelasyon Analizi

Kanonik korelasyon analizi (KKA) iki adet çok boyutlu değişken seti arasındaki ilişkinin incelenmesi için geliştirilmiş bir yöntemdir. Ayrıca doğrusal veri analizi yöntemlerinin en gelişmiş olanıdır [7]. Kanonik korelasyon analizi ile kanonik vektörler olarak da adlandırılan yeni değişkenler tanımlanmaktadır. KKA ile bulunan bu vektörlerin korelasyon açısından mümkün oldukça yüksek olmaları sağlanır. Belirlenen kanonik vektörler yardımı ile boyutları başlangıçtaki çok değişkenli verilerin en küçük boyutlusundan daha küçük olmayacak şekilde boyut indirgeme işlemi yapılır [8]. Bu şekilde kanonik korelasyon analizi ile boyut indirgeme ve özellik çıkarma işlemi gerçekleştirilmiş olur. Kanonik korelasyon analizi H.Hotelling tarafından 1936 yılında önerilmiştir. O günden bu güne istatistik, biometri, meteoroloji ve daha birçok alanda kullanılmıştır [9].

KKA analizi ile çok boyutlu verilere ait kanonik vektörlerin hesaplaması süreci genel hatlarıyla şöyledir. X ve Y veri matrisi ise, $U_x = X^T w_x$ ve $U_y = Y^T w_y$ şeklinde tanımlanan kanonik değişkenler yardımı ile veri kümelerine ilişkin kanonik korelasyon değerinin (ρ) en yüksek yapılması gerekmektedir. Bu değeri en yüksek yapmak için Eşitlik 3.2’de verilecek denklemlerin çözülmesi gerekecektir. Bu denklemlerin çözümü sonucunda ilgili korelasyonu maksimum yapan w_x ve w_y değerleri bulunacaktır. Bunları bu değerler ile w_x ve w_y değerleri en yüksek kanonik korelasyon değerlerine sahip olurlar. Özet olarak X ve Y veri kümesini ve aralarındaki ilişkiyi tanımlayacak en güçlü değişkenler olarak adlandırılabilirler x ve y ise kanonik değişkenler olarak adlandırılırlar [10].

$$\rho = \frac{E[xy]}{E[x^2][y^2]} = \frac{E[w_x^T X Y^T w_y]}{\sqrt{E[w_x^T X X^T w_x] E[w_y^T Y Y^T w_y]}} = \frac{w_x^T C_{xy} w_y}{\sqrt{w_x^T C_{xx} w_x w_y^T C_{yy} w_y}} \quad (3.1)$$

Kanonik korelasyon değerini maksimize yapan w_x ve w_y vektörleri aşağıdaki özdeğer-özvektör probleminin çözümüdür.

$$\begin{aligned} C_{xx}^{-1} C_{xy} C_{yy}^{-1} C_{yx} w_x &= \rho^2 w_x \\ C_{yy}^{-1} C_{yx} C_{xx}^{-1} C_{xy} w_y &= \rho^2 w_y \end{aligned} \quad (3.2)$$

- Burada yer alan matrisler ortak kovaryans matrisinin bileşenidir.

$$Cov(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \begin{bmatrix} c_{xx} & c_{xy} \\ c_{yx} & c_{yy} \end{bmatrix} = E \left[\begin{pmatrix} \mathbf{X} \\ \mathbf{Y} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{X} \\ \mathbf{Y} \end{pmatrix}^T \right] \quad (3.3)$$

- Bu eşitliklerden ρ^2 değeri KKK(kanonik korelasyon katsayısı)'nın karesi olarak bulunmaktadır.

$$\rho = \sqrt{\frac{w_y^T C_{yy} w_y}{w_x^T C_{xx} w_x}} \quad (3.4)$$

- Eşitlik 3.2'de ki özdeğer-özvektör problem çözülerek kanonik değişkenleri tanımlayan özvektörler bulunur.

Bu işlemler sonucundan en yüksek kanonik korelasyon katsayısından azalarak sıralanan kanonik vektörler bulunacaktır. Bulunan bu vektörlere kanonik vektörler, bu vektörler arasındaki korelasyon katsayılarına ise kanonik korelasyon katsayıları denilmektedir. Bu işlemler sonucunda elde edilen kanonik vektörlerin anlamlılıkları test edilmelidir. Bu değerlerin test edilmesi için geliştirilmiş çeşitli yöntemler bulunmaktadır [11].

3.1. Wilks' Lambda testi

Bulunan kanonik katsayılar ve kanonik vektörler hakkında ön bilgi edinmemizi sağlar. Kaç adet kanonik değişkenin önemli olduğunu bu test yöntemi ile belirleyebiliriz. Tablo 1'de görüldüğü gibi Wilks' Lambda testi iki farklı şekilde yapılabilir [12]. Aşağıdaki eşitliklerde ρ_i kanonik korelasyon katsayısını temsil etmektedir. Wilks' Lambda parametreleri kanonik korelasyon katsayısına bağlı olarak çok düşük değerlerden yükselme eğilimindedir. Bu çalışmada iki numaralı Wilks' Lambda testi uygulanmıştır.

Tablo 1:Wilks' Lambda Test parametreleri

Özdeğer farkı	$\lambda_i = \rho_i^2 / (1 - \rho_i^2)$
(1)	$\Lambda = \prod (1 - \rho_i^2)$
(2)	$\Lambda = \frac{1}{\prod (1 - \lambda_i)}$

Wilks's Lambda testinde kanonik korelasyon katsayısının azalmasına bağlı olarak Wilks's Lambda parametresi artma eğilimindedir. Wilks's Lambda parametresinin sıfırdan ayrıştığı nokta boyut indirgeme sürecinde seçilecek olan kanonik vektör sayısının seçilimi

sürecinde ön bilgi vermektedir. Ayrışma noktasının kolay gözlenebilir olması nedeniyle sıklıkla kullanılmaktadır.

4. Entropi ve Karşılıklı Bilgi

Entropi, bir rastgele değişkenin değerini tahmin ederken belirsizliği niceleştirmek amacıyla kullanılmaktadır. Genel olarak rastgele değişkenin gerçekleşebileceği durumların her birinin toplamına entropi denilmektedir. Düşük entropiye sahip verilerde gerçekleşmesi muhtemel durumların toplamı az iken yüksek entropiye sahip verilerde ise muhtemel durumların toplamı fazladır. Karşılıklı bilgi; iki veri arasındaki bağımlılık ve bağımlı olarak içerdikleri bilgi hakkında fikir vermektedir [13]. Bu çalışmada, karşılıklı bilgi kavramı, kanonik vektörlerin birbirileri ile ilintili olarak ne kadar bilgi içerdiğini irdelemek amacıyla kullanılmıştır. Eşitlik 4.1’de entropi hesabına ilişkin eşitlik gösterilmektedir. Eşitlik 4.2’de ise karşılıklı bilgi hesaplanmasına ilişkin eşitlik gösterilmektedir. Eşitliklerde $p(x)$ ve $p(y)$ veri dağılımlarındaki her bir durumu temsil etmektedir [14].

$$H(p) = \sum_{x \in X} p(x) \log(p(x)) \quad (4.1)$$

$$I(x; y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x, y) \log\left(\frac{p(x, y)}{p(x)p(y)}\right) \quad (4.2)$$

5. Kanonik Korelasyon ile Cinsiyet Sınıflandırma

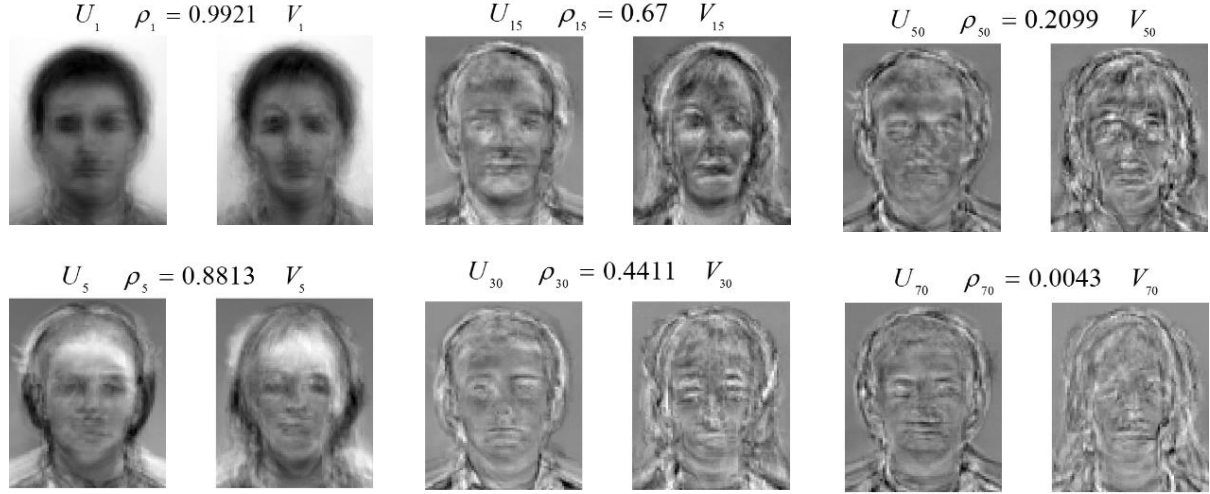
Çalışmanın bu aşamasında kanonik korelasyon analizi ile cinsiyet tabanlı imge sınıflandırmanın gerçekleştirilmesi süreci irdelenmiştir [15]. Şekil 1’de uygulamanın gerçekleştirilmesi sürecinde kullanılan imgeler gösterilmektedir. Uygulama, 130 adet erkek ve 130 adet kadın imgesi üzerinden gerçekleştirilmiştir [16]. İlgili imgeler 70 adet eğitim imgesi ve 60 adet test imgesi olacak şekilde ayrıştırılmıştır. Uygulamanın başarımının doğru bir şekilde irdelenmesi için 1000 adet iterasyon ile eğitim imgeleri ve test imgeleri rassal bir şekilde seçilmiştir.



Şekil 1: Erkek ve kadın imgelerinden Oluşan veritabanı

İlk aşamada ilgili erkek ve kadın imgelerine ait kanonik vektörler eğitim imgelerine bağlı olarak hesaplanmıştır. Şekil 2’de ilgili veri tabanına ait kanonik vektörler veya *kanonik yüzler* gösterilmektedir. Öznitelik ayrıştırılması sürecinde bu kanonik yüzler kullanılmıştır.

Şekil 2’de gösterilen kanonik yüzler irdelendiğinde, kanonik korelasyon katsayısının azalmasına bağlı olarak kanonik yüzlerde bozulmalar gerçekleştiği gözlemlenmektedir. Bu değişime bağlı olarak seçilecek kanonik yüz çifti sayısı önem arz etmektedir. Bu sayının seçilimi için çeşitli parametreler bulunmaktadır. Bu parametreler; Wilks' Lambda testi, Barlett testi, F testi, serbestlik derecesi şeklindedir.

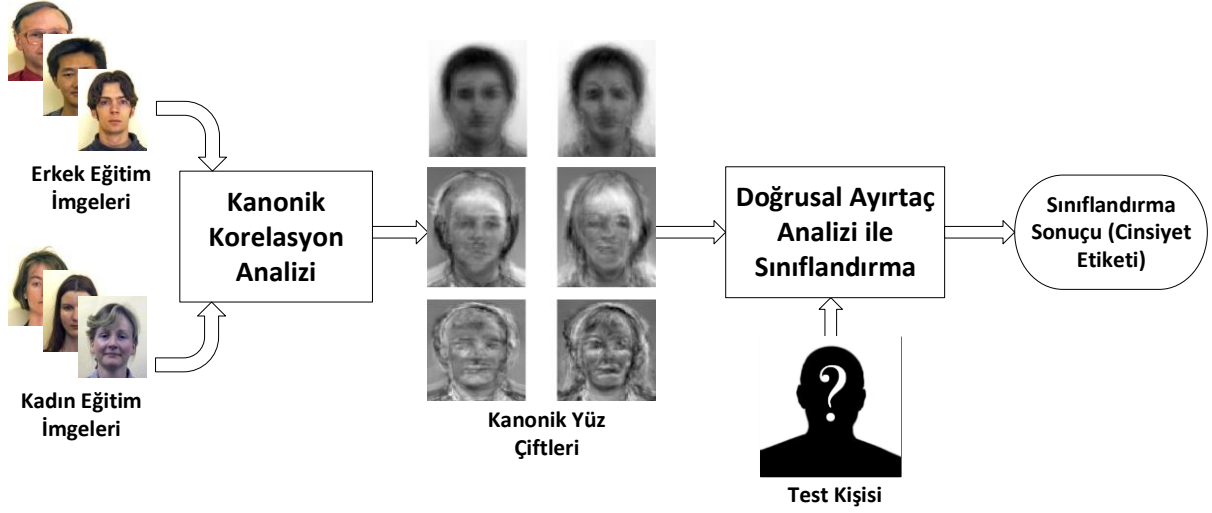


Şekil 2: Kanonik Yüz Çiftleri ve KKK değerleri

Uygulamanın gerçekleştirilmesi süreci Şekil 3’de akış şeması şeklinde gösterilmektedir.

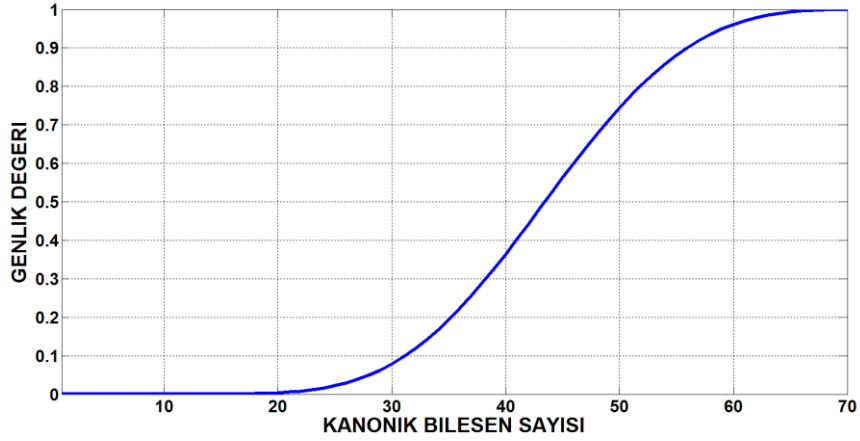
Uygulamanın gerçekleştirilmesi süreci şu şekildedir;

- Erkek ve kadın sınıflarını temsil eden ögeler eğitim imgeleri olarak öğretilir.
- İlgili eğitim imgelerine bağlı olarak kanonik yüz çiftleri elde edilir.
- Bu elde edilen kanonik yüzler ışığında öznitelikleri ayrıştırılan eğitim verileri doğrusal ayırtaç analizine öğretilir ve bu öğretilen kanonik yüzler yardımı ile sınıflandırma gerçekleştirilir.



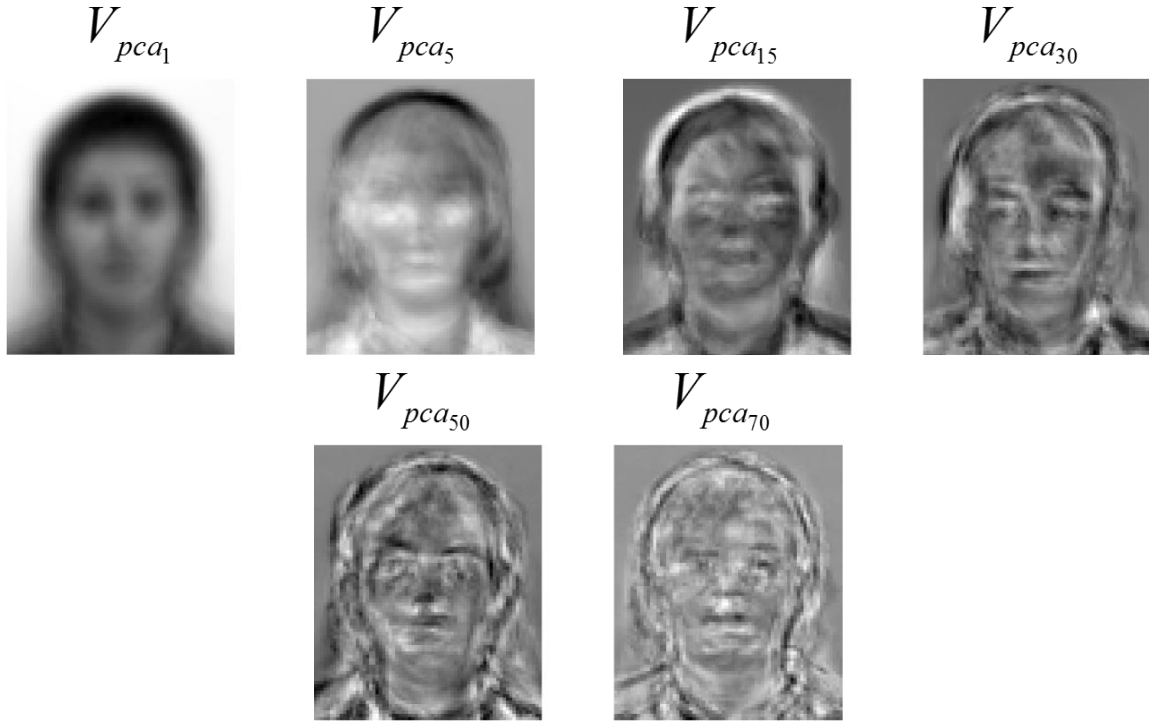
Şekil 3: Uygulamanın gerçekleştirilmesi

Şekil 4’de ilgili veri tabanına ait Wilks’ Lambda testinin ortalama sonuçları gösterilmektedir. Wilks’ Lambda testine göre ilgili genlik değerinin sıfırdan ayrıştığı noktaya kadar olan bileşen sayısı ile gösterilmesinin yeterli olacağını öngörmektedir. Şekilde görüldüğü gibi ilgili veri tabanı yaklaşık 20 adet kanonik bileşen ile temsil edilebilmektedir.



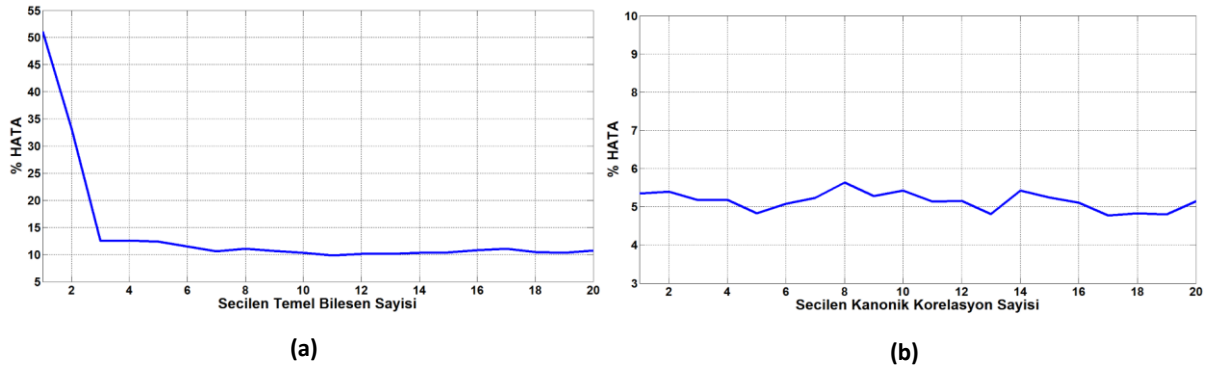
Şekil 4: Wilks’ Lambda test sonucu

Uygulamanın başarımının irdelenmesi sürecinde, denetimsiz boyut indirgeme yöntemi olan temel bileşenler analizi yöntemi kullanılmıştır. İlgili yönteme ilişkin özyüzler(eigenfaces) çıktıları Şekil 5’de gösterilmektedir. Kanonik korelasyon katsayısının azalmasına bağlı olarak kanonik yüzlerdeki detay azalması, ilgili veritabanına ait özyüz çıktıları da gözlemlenmektedir. Özdeğerlerin genliğine bağlı olarak detaylarda bir azalım gözlemlenmektedir [17].



Şekil 5: Özyüzlerin gösterimi

Şekil 6’da kanonik korelasyon analizi ve temel bileşenler analizi sonucu elde edilen öznitelikler ile yapılan sınıflandırma hatalarının, seçilen vektör boyutu ile ilişkisi gösterilmektedir. Şekiller irdelendiğinde kanonik korelasyon analizi yöntemi ile cinsiyet sınıflandırma hatasının daha düşük olduğu ayrıca çıktı olarak daha gürbüz sonuçlar gösterdiği gözlemlenmektedir. İmgelerin sınıflandırılması sürecinde doğrusal ayırtaç analizi yöntemi kullanılmıştır.

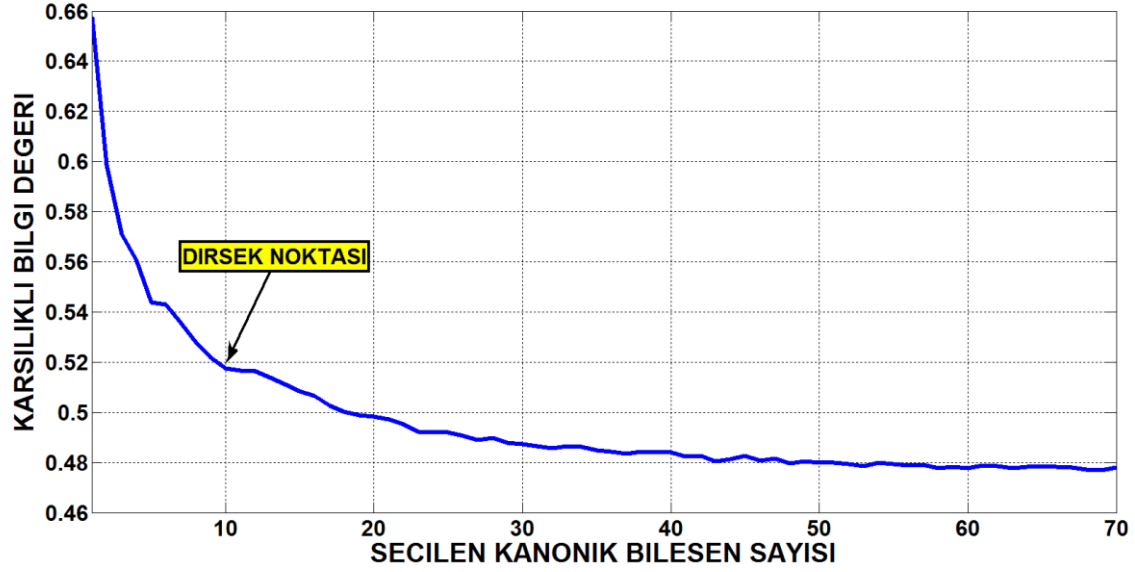


Şekil 6: Hata oranının bileşen sayısına göre değişimi (a) Temel bileşenler (b) Kanonik korelasyon

Şekil 7’de kanonik yüzlerin karşılıklı olarak içerdikleri bilgilerin, seçilen kanonik yüz sayısına göre değişimi gösterilmektedir. Şekilde de görüldüğü karşılıklı bilgi miktarı belirli bir değerden sonra sabit olmaktadır. Bu değişime ilişkin dirsek veya kırılma noktası yaklaşık 10 bileşen civarındadır.

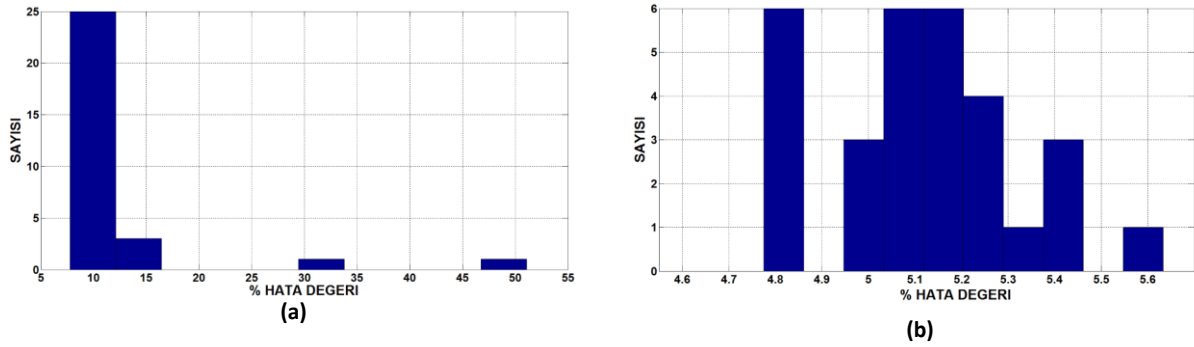
Bu bilgiler ışığında 10 adet kanonik yüzün sınıflandırma başarımı bakımından yeterli olacağı öngörülmektedir. Şekil 6’da bulunan hata oranının kanonik vektör sayısına göre değişimi irdelendiğinde bu sayının kanonik vektör sayısı seçilimde başarılı bir ön bilgi verdiği görülmektedir. Bir diğer kanonik vektör sayısı seçilimi ön bilgisi parametresi olan

Wilks' Lambda parametresine göre bu değer yaklaşık 20 şeklindedir (bkz. Şekil 4). İlgili sonuç irdelendiğinde karşılıklı bilgi değerinin, vektör sayısı seçilimi sürecinde daha başarılı bir ön bilgi parametresi olduğu görülmektedir.



Şekil 6: Karşılıklı bilgi ortalamasının seçilen bileşen sayısına göre değişimi

Cinsiyet tabanlı sınıflandırma hata değerlerine ait çıktıların histogram gösterimi Şekil 7'de gösterilmektedir. Bu değerler 30 adet rassal süreç sonucunda elde edilen değerlerdir. Tablo 2'de ise 1000 adet rassal süreç sonucunda elde edilen hataların ortalama değerleri gösterilmiştir.



Şekil 7: Hata oranlarının histogramı (a) Temel bileşenler (b) Kanonik korelasyon

Tablo 2: Sınıflandırma hatalarının ortalaması

Uygulanan Yöntem	Ortalama % Hata Değeri
Temel Bileşenler Analizi (PCA)	12.17
Kanonik Korelasyon Analizi (CCA)	5.11

Tablo 2 ve Şekil 7'de görüldüğü gibi denetim bir boyut indirgeme ve öznetelik ayırıştırma uygulaması olan kanonik korelasyon analizi Temel bileşenler analizine göre çok daha başarılı bir şekilde cinsiyet tabanlı sınıflandırma gerçekleştirmektedir.

6. SONUÇLAR

Bu çalışmada imgelerden cinsiyet sınıflandırılması süreci ve bu sürece etki eden faktörler irdelenmiştir. İmgelerin sınıflandırılması sürecinde; temel bileşenler analizi ve kanonik korelasyon analizi kullanılmıştır. Öznitelik çıkartılması sürecinde geleneksel yöntemlerden farklı olarak bilgi teorisinden yararlanılmıştır. Bu bağlamda kanonik yüzlerin içerdiği karşılıklı bilgiler irdelenerek sınıflandırma için gerekli en iyi bileşen sayısı öngörülmüş ve sıklıkla kullanılan bir diğer yöntem olan Wilks' Lambda parametresi ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sonucunda, karşılıklı bilgi parametresinin, Wilks' Lambda parametresine göre daha başarılı sonuçlar sergilediği gözlemlenmiştir. Geleneksel boyut indirgeme ve öznitelik çıkarma yöntemi olan temel bileşenler analizi ile kanonik korelasyon analizi yönteminin başarımları karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak Kanonik korelasyon analizinin sınıflandırma başarımlarını önemli ölçüde artırdığı görülmüştür ve bu değere çok daha az sayıda bileşen ile ulaşabildiği gözlemlenmiştir. Gelecek çalışmalar kapsamında çoklu kanonik korelasyon analizi ile imge tanıma ve sınıflandırma uygulamaları gerçekleştirilmesi öngörülmektedir. Doğrusal olmayan kanonik korelasyon yönteminin imge tanıma ve sınıflandırma başarımlarının irdelenmesi öngörülmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] Makinen, E.; Raisamo, R., "Evaluation of Gender Classification Methods with Automatically Detected and Aligned Faces," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on* , vol.30, no.3, pp.541,547, March 2008
- [2] B. Moghaddam and M.-H. Yang, "Gender Classification with Support Vector Machines," *Proc. Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 306-311, Mar. 2000.
- [3] Karl Pearson, On line On Lines and Planes of Closest Fit to Systems of Points in Space, *Philosophical Magazine, Vol. 2, No. 6.* , 1901
- [4] Forbes Burkowski, PCA Tutorial Lecture Notes, 2013
- [5] Maathius, Principal Component Analysis(PCA) Lecture Notes, 2008
- [6] George C. J. Fernandez, Principal Component Analysis, A Powerful Scoring Technique, 2003
- [7] Harold Hotelling, Relation Between Two Sets of Variates, *Biometrika, Vol. 28, No. 3/4*, 1936
- [8] Nebu Vargese, a Survey of Dimensionality Reduction and Classification Methods, *International Journal of Computer Science & Engineering Survey (IJCSSES) Vol.3 No.3*, 2012
- [9] Magnus Borga, Canonical Correlation: a Tutorial, 2001
- [10] Yanfeng Sun, Facial Expression Recognition Based on Modular Two Dimensional Canonical Correlation Analysis, *Journal of Information & Computational Science 10:7* , 2013
- [11] Phil Ender, Multivariate Analysis, Canonical Correlation Analysis, 2007

- [12] Jacqueline S. McLaughlin, Chi-Square Test Lecture Notes, 2007
- [13] Z. Pei, Y. Zhou, L. Liu, L. Wang, Y. Lu, and Y. Kong, "A mutual information and information entropy pair based feature selection method in text classification," in *Computer Application and System Modeling (ICCA SM)*, vol. 6, pp. 258–261, 2010
- [14] Toker, K.G.; Kucuk, S.; Catalbas, M.C., "Online signature recognition," *Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, 2014 22nd , vol., no., pp.1754,1757, 23-25 April 2014
- [15] C. Catalbas, "Temel bileşenler analizi ve kanonik korelasyon analizi ile imge tanıma ve sınıflandırma," Master's thesis, Hacettepe University, 2014
- [16] Ian Craw ,The aberdeen set of Psychological Image Collection at Stirling (PICS) database (PICS), URL: <http://pics.psych.stir.ac.uk/zips/Aberdeen.zip> , Last connection: 22/2/2015
- [17] Turk, M; Pentland, A, "Eigenfaces for Recognition", *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol.3, no.1, pp.71,86, Jan. 1991