

Bilgisayar Kullanıcılarına Yönelik Duygusal İfade Tespiti

Uğur AYVAZ, Hüseyin GÜRÜLER

Bilişim Sistemleri Mühendisliği, Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi, Muğla, Türkiye

ugur.avvaz@mu.edu.tr, hguruler@mu.edu.tr

(Geliş/Received:12.12.2016; Kabul/Accepted:20.03.2017)

DOI: 10.17671/gazibtd.309307

Özet— Bilgisayar kullanımının yaygınlaştığı günümüzde, insan-bilgisayar etkileşimi ile ilgili yenilikçi çalışmalar hız kazanmıştır. Bu yeniliklerden bir tanesi de bilgisayar kullanıcısı bireylerin duygusal durumlarının, makine ile öğrenilmesidir. Ofis ortamlarında bilgisayarla çalışan bireylerin duygu durumlarının tespit edilebilmesi, özellikle bu kişilerin moral durumu ile iş performansı ilişkisi hakkında anlamlı bilgiler sunabilir. Bu fikirden hareketle, bilgisayar kullanıcısının yüz ifadelerine dayalı anlık duygu tespiti gerçekleştiren prototip bir sistem geliştirilmiştir. Geliştirilen bu sistem sırasıyla; yüz tespiti, yüz işaretçilerinin tespiti, yüz işaretçilerine dayalı özniteliklerden oluşan eğitim veri setinin oluşturulması ve kural-tabanlı sınıflandırıcı ile anlık duygusal durum tespitini gerçekleştirmektedir. Çalışmanın özgünlüğünü ifade eden özniteliklerin ayırt edici karakteristiğini anlamak amacıyla mevcut eğitim veri seti destek vektör makineleri ile durağan bir şekilde sınıflandırılmıştır. Sonuç olarak, sistemin başarımı 10-katlı çapraz doğrulama ile %96,1 olarak tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler— İnsan-bilgisayar etkileşimi, duygusal ifade tespiti, veri madenciliği

The Detection of Emotional Expression towards Computer Users

Abstract— In these days, with the widespread use of computers, innovative studies in human-computer interaction have accelerated. One of these innovations is to learn one's emotional states with the help of a machine. Ascertaining the emotional states of a person working in the office environment can present meaningful information about the correlation between his/her morale and work performance. Based on this idea, an emotion detection system has been developed as a prototype. This system initially performs face and facial landmark detections. Training data set is prepared using these landmarks and then rule-based classifier detects instant emotional states. The training data set has been classified statically with support vector machines to understand the distinctive characteristics of the attributes that express the originality of this study. As a result, the success of the system was detected 96.1% with 10-fold cross-validation.

Keywords— Human-computer interface, detection of emotional states, data mining

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

İnsanlar arası yüz yüze etkileşim; sözlü, sözsüz ve sesli iletişim olmak üzere üç ana gruba ayrılmaktadır. Yapılan araştırmalara göre sözlü iletişim %7, sesli (ses tonu) iletişim %38, sözsüz iletişim (beden dili) ise %55 etkiye sahiptir [1, 2]. Bu sebeple; insan-makine etkileşiminde, insana ait ifadeleri anlama, algılama ve modellemede sözsüz iletişimden sıkça yararlanılmaktadır. Parmak izi tanıma [3], göz hareketi ve iris tanıma [4], el-yazısı tanıma [5], tuş vuruşu tanıma [6], hareket tanıma [7], el işareti tanıma [8], yüz tanıma [9] gibi sistemler bunlara örnek olarak verilebilir. Yüz tanıma, bireye dışarıdan herhangi bir müdahale olmadan kişisel kimliğini doğrulama ve modellemeye imkân sağlayan bir yöntemdir [10].

İnsan yüzü, sözsüz iletişim açısından vücudumuzda en fazla veriyi barındıran bölümdür. Yine insan yüzü, mimikler sayesinde insanlar arası etkileşimde olduğu gibi, insan-bilgisayar etkileşimi şeklinde de değerli bilgiler sunmaktadır. Örneğin, insan yüzlerine ait sayısal veri setleri bilgisayarlı sistemler ile işlenerek insan duygularının algılanması ve analizinde uzman sistemler olarak kullanılabilir. İnsan yüzü, sözsüz iletişim açısından vücudumuzda en fazla veriyi barındıran bölümdür. Yine insan yüzü, mimikler sayesinde insanlar arası etkileşimde olduğu gibi, insan-bilgisayar etkileşimi şeklinde de değerli bilgiler sunmaktadır. Örneğin, insan yüzlerine ait sayısal veri setleri bilgisayarlı sistemler ile işlenerek insan duygularının algılanması ve analizinde uzman sistemler olarak kullanılabilir.

Duygu üzerine yapılan çalışmalar kategorik ve boyutsal olmak üzere iki ana yaklaşımdan oluşmaktadır. Ekman ve diğer araştırmacıların savunduğu *kategorik* yaklaşımda duygu tanıma sadece yüze dayalı gerçekleştirilmekte ve duygular birbirinden ayrı bağımsız kategorilere ayrılmaktadır [11-14]. Bu yaklaşımda, altı duygu (mutluluk, şaşkınlık, üzüntü, öfke, iğrenme ve korku) evrensel kabul edilmektedir [11]. Yani bu duygular tüm

insanlar tarafından benzer yüz mimikleriyle ifade edilmektedir. Russell ve diğer araştırmacıların savunduğu *boyutsal* yaklaşımda ise; hoşnutsuzluk durumundaki sürekliliği ifade eden değerlik (duygusal ton) ve uyarılma seviyesi olmak üzere iki temel boyut (valence and arousal) bulunmaktadır [15-18]. İki boyutlu bu yaklaşım sadece yüze dayalı bir yaklaşım olmayıp, uyarılma durumu ve biyolojik sinyaller de duygu tanımında önem arz etmektedir [19]. Bu çalışmada ise Ekman ve diğerlerinin önerdikleri yüze dayalı duygu modelini kullanan bir sistem geliştirilmiştir.

Yüze dayalı duygu tanımının ilk adımı olan yüz tespiti için literatürde farklı araştırmacılar tarafından önerilmiş çeşitli yüz tespiti yöntemleri mevcuttur. Mikolajczyk ve diğerleri [20] vücut bölümlerinin tespit edilmesine yönelik geliştirdikleri çalışmada 7 adet vücut sensörü kullanarak yüzü, baş bölgesini, vücudun alt bölümlerini ve bacakları hem ön hem de yan profilden tespit etmişlerdir. Viola ve Jones [21] yüz tanıma sistemlerine farklı bir bakış kazandırmışlardır. Geliştirdikleri sınıflandırıcı algoritma, herhangi bir sensör gerektirmeden, video kareleri üzerinde gerçek zamanlı olarak yüz tespiti işlemine imkân vermektedir. Bu algoritma dijital resimleri ya da video karelerini 15fps (saniyedeki video kare sayısı) hızında analiz edip yüz ya da farklı bir nesnenin tespitini gerçekleştirebilmektedir. Algoritmanın çalışma hızını arttırabilmek mümkündür. Bu konuyla ilgili detaylı bilgi Viola-Jones algoritmasının anlatıldığı bölümde (2.1.) verilmiştir. Viola-Jones algoritmasının ön yüz tespitindeki başarısına karşın; yan profilden ve farklı çevresel şartlar altında (aydınlatma, oklüzyon, vb.) yüz tespiti gerçekleştirebilmek için Shen ve arkadaşları yeni bir yöntem geliştirmişlerdir. Bu yöntemde yüz tespitini ve yüz hizalama yöntemlerini bir arada kullanmışlardır [22]. Zhang ve arkadaşları [23], geçmişten günümüze kadar önerilen 12 farklı yüz tespiti yöntemlerinin performans değerlendirmesi üzerine çalışmalar gerçekleştirmişlerdir. Bu 12 yöntem; PASCAL, AFW, LFPW, FDDB gibi yüz resimleri içeren veri setleri üzerinde test edilmiştir. Hız ve doğruluk anlamında en iyi sonucu veren algoritma Chen ve arkadaşları [24] tarafından önerilen algoritma olmuştur. Chen ve arkadaşları, Viola-Jones algoritmasındaki cascade sınıflandırıcısı ile yüz işaretçileri hizalama tekniğini bir arada kullanarak bu alandaki en başarılı yüz tespit algoritmasını geliştirmişlerdir.

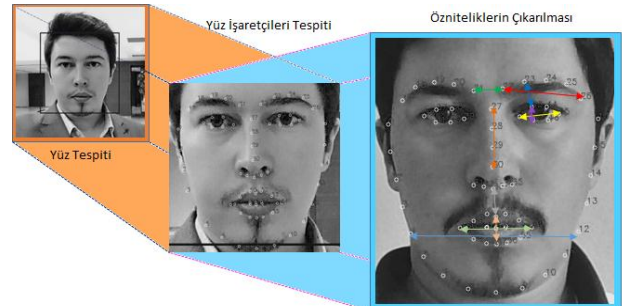
Yüze dayalı duygu tanıma ile ilgili olarak gerçekleştirilen çalışmalar incelendiğinde, Ekman ve diğerleri geliştirilen Yüz Eylem Kodlama Sistemi (YEKS) üzerinde yaptıkları çalışmalar ile insan yüzündeki kas yapısını ve hareketlerini görsel olarak incelemişler, bu kas hareketlerinin hangi duygusal ifadeleri temsil ettiğini tespit etmişlerdir [25, 26]. Essa ve Pentland klasik YEKS tabanlı statik resimlerle yapılan çalışmalara farklı bir yaklaşım getirmişlerdir. Bu yeni yaklaşımda video karelerinden elde ettikleri veri seti üzerinde yüzdeki kas hareketlerine göre, dinamik olarak, yüz ifadesi tespiti gerçekleştirmişlerdir [27]. Tsakanidou ve arkadaşları bir

yapısal ışık sensörü kullanarak gerçek zamanlı olarak kaydedilen iki ve üç boyutlu resimlerde otomatik yüz tanıma sistemi geliştirmişlerdir. Resimler üzerinde Active Shape Model tekniği ile 81 adet yüz işaretçisi takip işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu işaretçiler kullanılarak yüze ait geometrik ve yüzey eğrilik ölçümleri hesaplanmış ve kural-tabanlı bir sınıflandırma yapılmıştır [28]. Zhang ve diğerleri [29] insansı robotların duygu tespiti yapabilmeleri amacı ile YEKS'e dayalı 54 yüz noktası elde etmişlerdir. Bir robota entegre edilen bu sistem, bulanık c-ortalama kümeleme (fuzzy c-means clustering) yöntemi ile duygu tespiti gerçekleştirmektedir. Chanthaphan ve diğerleri [30] derinlik sensöründen elde ettikleri yüze ait öznelikleri %91,17 doğruluk ile sınıflandırarak, duygu tespiti gerçekleştirmişlerdir.

Bu çalışmada, ofis ortamında çalışan bireylerin yüz ifadelerine dayalı duygusal durumları hakkında bilgi elde eden prototip bir bilişim sistemi geliştirilmiştir. Bu sistem, kategorik duygu tanıma baz alınarak, Viola-Jones'un yüz tespit algoritması üzerine inşa edilmiştir. Bu sistemi geliştirmekte yatan ana fikir; büyük işletmelerin ofislerinde çalışan personelin duygusal durumlarını nesnel bir şekilde anlamak, moral ve motivasyon durumlarını, yazılım destekli analiz edebilmek, iş performansı ve iş memnuniyeti açısından yöneticilere anlamlı bilgi sunabilecek bir alt yapıyı oluşturmaktır.

2. MATERYAL VE METOT (MATERIALS AND METHODS)

Bu çalışmada dizüstü bilgisayara birleşik video kamera ile 30 fps hızında gerçek zamanlı olarak yüz tanıma, yüz işaretçilerinin tespiti, öznelik çıkarımı ve duygusal ifade tespiti gerçekleştirilmiştir. Şekil 1'de gösterilen bu işlemlerin detayları ileriki bölümlerde tanıtılmaktadır. Çalışma; i5 2.90GHz işlemci, 8 GB RAM hafıza ve Nvidia GeForce GTX 860M grafik kartına sahip bir dizüstü bilgisayarda gerçekleştirilmiştir. Yazılım geliştirme aşamasında Python yazılım dili ve kütüphaneleri (OpenCV, Dlib, Scikit-learn, NumPy ve Orange) kullanılmıştır.



Şekil 1. Gerçek zamanlı yüz ifadeleri tanıma sisteminin ara basamakları

(Intermediate steps of real-time facial expression recognition system)

2.1. Yüz Tespiti (Face Detection)

Resim veya video gibi herhangi bir dijital ortamda yer alan insanlara ait yüzlerin, görüntü işleme teknikleri uygulanarak tespit edilmesi işlemidir.

Yüz tespit işleminde bütünsel ve analitik yaklaşımlar olmak üzere iki temel yaklaşım mevcuttur. Bütünsel yaklaşım yüzün bir bütün olarak ele alındığı yaklaşımdır. Huang ve Huang'ın [31] kullandıkları Nokta Dağılım Modeli (PDM) ile Pantic and Rothkrantz'ın [32] önerdikleri, resimlerdeki yüzü hem ön hem de yan profilden işleyen sistem bu yaklaşıma örnek olarak verilebilir. Analitik yaklaşım ise sadece ön yüze ait karakteristik yüz elemanlarının birlikte oluşumunu incelemektedir [33]. Kobayashi ve Hara'nın iris lokalizasyonu yöntemi [34] ile Rowley ve arkadaşlarının sinir ağları tabanlı yöntemine [35] ek olarak [21] ve [27] bu yaklaşıma örnek olarak verilebilir. Çalışmada Viola ve Jones [21] tarafından geliştirilen yüz tespit algoritması tercih edilmiştir. Bu algoritma; integral imaj, AdaBoost öğrenme algoritması ve Haar-cascade sınıflandırıcısı olmak üzere üç temel bölümden oluşmaktadır.

Haar-cascade sınıflandırıcı algoritması; dijital bir resim ya da video karesi içerisinde bulunan belirli bir nesnenin tespit edilmesi amacıyla kullanılmaktadır. Algoritmanın verimliliğini arttırmak amacıyla ilk olarak integral imaj üretilmektedir. İntegral imaj $ii(x, y)$ ile gösterilmektedir. Burada (x, y) imajın konumlandığı noktayı ifade eder. İntegral imaj denklem 1'de verilmiştir.

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x} \sum_{y' \leq y} i(x', y'), \quad (1)$$

Denklemdaki $i(x, y)$, girdi olarak verilen imajdır. İntegral imaj, (x, y) koordinatının üstündeki ve sol tarafına doğru olan piksel değerlerinin toplamını içermektedir.

Haar-cascade sınıflandırıcı algoritmasının karar verme mekanizması denklem 2 ve 3'te verilmiştir.

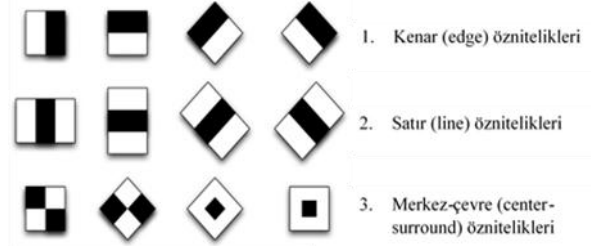
$$C_m = \begin{cases} 1, & \sum_{i=0}^{m-1} F_{m,i} > \theta_m \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$F_{m,i} = \begin{cases} \alpha_{m,i}, & \text{if } f_{m,i} > t_{m,i} \\ \beta_{m,i}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

Burada, $f_{m,i}$; 2-boyutlu integrallerin ağırlıklı toplamıdır ve aynı zamanda i . öznelik çıkarıcı için karar eşliğidir. $\alpha_{m,i}$ ve $\beta_{m,i}$; i . öznelik çıkarıcı ile bağımlı sabit değerlerdir. $\theta_{m,i}$; m . sınıflandırıcı için karar eşliğidir.

Yüz tespiti işleminde, Viola-Jones algoritmasını eğitmek amacıyla bir eğitim veri setine ihtiyaç vardır. Eğitim veri seti, hem içerisinde bulunması istenen nesnenin yer aldığı

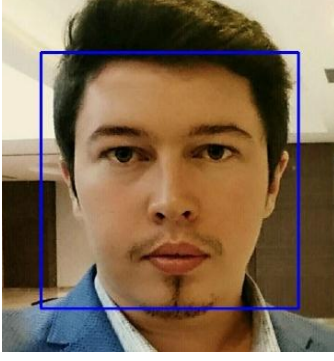
pozitif resimleri hem de yer olmadığı negatif resimleri içermelidir. Pozitif resim içerisindeki nesneyi tespit etmek amacıyla Şekil 2'de görüldüğü gibi 24x24 piksel boyutlarındaki alt-pencereler tüm resim boyunca kaydırılarak nesne taraması gerçekleştirilir [21]. Bu pencereler, haar-benzeri öznelikler olarak bilinmektedir (Şekil 1). Tüm resim içerisinde bu küçük alt-pencerelerin kaydırılarak pozitif ve negatif bölgelerin tespit edilmesi çok zaman alıcıdır. Bu nedenle; Viola ve Jones, AdaBoost algoritmasını kullanarak son derece hızlı bir şekilde hem en iyi haar-öznelikleri seçmeyi hem de bu öznelikleri kullanan sınıflandırıcıları eğitmeyi başarmışlardır [36].



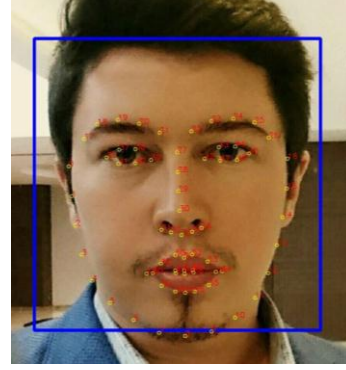
Şekil 2. Haar-benzeri öznelikler [37]
(Haar-like attributes)

Viola-Jones algoritması ilk geliştirildiğinde, çalışma hızı 15 fps'dir. Sonraki çalışmalar, grafik işleme birimi (GPU) ile merkezî işlem biriminin (CPU) birlikte kullanılması sayesinde Viola-Jones algoritmasının hızının artabileceğini göstermiştir. [38-40]. Gerçekleştirilen çalışmada Nvidia GeForce GTX 860M grafik kartına sahip bir bilgisayar kullanılmıştır. Bu grafik kartı 640 CUDA (Compute Unified Device Architecture-Birleşik Hesaplama Aygıt Mimarisi) çekirdeğine sahiptir. CUDA, hesaplamanın yoğun olduğu süreçte GPU'nun paralel hesaplama yeteneklerinden faydalanarak, tekrarlayan işlemlerin çalışma süresini kısaltmaktadır [39]. Open Source Computer Vision (OpenCV) kütüphanesi, Viola-Jones algoritmasının CUDA platformunda çalışabilmesini sağlamaktadır. Dolayısıyla Viola-Jones algoritması 30 fps hızında çalışabilmektedir. OpenCV'nin bu amaçla kullanıldığı çalışmalar literatürde yer almaktadır [40, 41].

Bu çalışmanın ilk adımında; Viola-Jones algoritması öncelikle statik resimlere uygulanmış ve yüz tespiti gerçekleştirilmiştir. Daha sonra, benzer işlemler gerçek zamanlı video karelerine uygulanarak video üzerinden yüz tespiti gerçekleştirilmiştir. Tespit edilen yüzler video boyunca takip edilmiştir. Gerçek zamanlı olarak yüz tespiti ve takibi işlemi 30 fps hızında gerçekleştirilmiş ve renkli bir çerçeve ile belirtilmiştir (Şekil 3).



Şekil 3. Gerçek zamanlı yüz tespiti
(Real-time face detection)



Şekil 4. Tespit edilen yüz üzerinde 68 adet yüz işaretçisinin gösterilmesi
(Displaying 68 facial landmarks on detected face)

2.2. Yüz İşaretçilerinin Tespiti (Detecting Facial Landmarks)

Yüz işaretçilerinin otomatik tespiti işlemi, yüz analizi çalışmaları için çok önemli bir yere sahiptir. Çünkü elde edilen yüz noktaları, yapılacak çalışmalar için zengin veriler sunmaktadır. Burada, tespit edilen noktaların doğruluğu ve hassasiyeti büyük önem arz etmektedir. Sagonas ve diğerleri mevcut; LFPW [43], HELEN [44], AFW [45] ve AFLW [46] veri setleri için kullanılan farklı yüz işaretçileri tespiti yöntemlerini ve yüz işaretçileri veri setlerini karşılaştırarak yeni bir yüz işaretçileri veri seti geliştirmişlerdir [42]. Önerdikleri yöntemde diğer veri setlerinden derledikleri 300-W [47] isimli bir veri seti ile çalışmışlar ve bir standart olarak kabul ettikleri 68 adet yüz işaretçisi veri setini elde etmişlerdir [42].

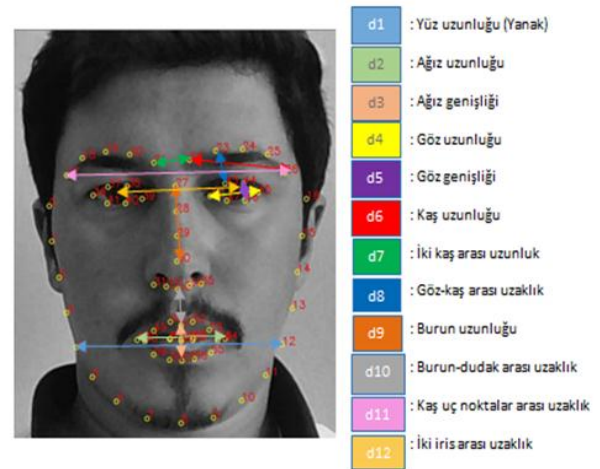
Gerçekleştirilen çalışmada yüz işaretçilerinin tespiti işleminde Sagonas ve arkadaşlarının önerdikleri ve bir standart kabul edilen veri seti tercih edilmiştir. C++ programlama dilinde geliştirilmiş platform-bağımsız bir yazılım kütüphanesi olan Dlib [48, 49], Sagonas ve diğerlerinin geliştirdikleri bu yüz işaretçisi veri setini içermektedir. Bu veri seti; insan yüz hatlarını ve yüz üzerindeki ağız, göz, kaş, burun gibi bölümlerin sınırlarını ifade eden 68 işaretçi bulundurmaktadır. Her bir işaretçi, yüz üzerinde belirli bir noktayı ifade etmektedir ve (x, y) koordinatlarına sahiptir. Bu işaretçiler; $P_1(x_1, y_1)$, $P_2(x_2, y_2)$, ..., $P_{68}(x_{68}, y_{68})$ şeklinde gösterilebilir.

Bu bölümde, gerçek zamanlı tespit edilen her bir yüz üzerinde, yine 30 fps hızında yüz işaretçileri tespit ve takip edilmiştir. Tespit edilen yüz işaretçileri ekranda 1'den 68'e kadar numaralandırılmış olarak Şekil 4'te gösterilmiştir. Bu yüz işaretçilerine ait koordinat değerleri kayıt altına alınarak incelendiğinde; kişinin cinsiyetine ve duygusal durum değişikliğine bağlı olarak koordinat değerlerinde belirgin değişiklikler olduğu görülmüştür. Buradan hareketle; tespit edilen yüz işaretçilerinden elde edilecek özniteliklerin, duygusal durumu ayırt etmede kullanılabileceği öngörülmüştür.

2.3. Öznitelik Çıkarımı (Attribute Extraction)

Özniteliklerin çıkarılması işlemi bu çalışmanın özgün olan yanısıdır, ayrıca duygu tanıma için en fazla önem arz eden süreçtir. Çünkü bu bölümde çıkarılan özniteliklerin doğruluğu ve ayırt edici özelliği, duygusal durumu sınıflandırma noktasında çok önemli bir role sahiptir. Bir önceki bölümde gerçek zamanlı olarak tespit ve takip edilen yüz işaretçileri arasındaki Öklid uzaklıkları belirlenerek 12 adet uzunluk elde edilmiştir. Bu uzunluk değerlerinin birbirine oranlanması ile 8 adet öznitelik çıkarılmıştır. Dokuzuncu öznitelik ise cinsiyet bilgisidir ve erkek için {0} ve kadın için {1} olarak tanımlanmıştır. Tablo 1'de tüm bu öznitelikler belirtilmiştir.

Yüz işaretçilerine dayalı çıkarılan öznitelikler; yüz bölümlerine ait 12 adet uzunluk değerinin (Şekil 5) birbirlerine oranıdır. Bu uzunluk değerlerinin seçilmesinde, farklı duygusal durumlara geçiş anlarında yüz işaretçilerinde meydana gelen gözle görülür konumsal değişiklikler etkili olmuştur. Elde edilen özniteliklerin duygusal durumu ayırt edici karakteristiği 2.6.1'de bahsedilen sınıflandırma işlemi ile doğrulanmıştır.



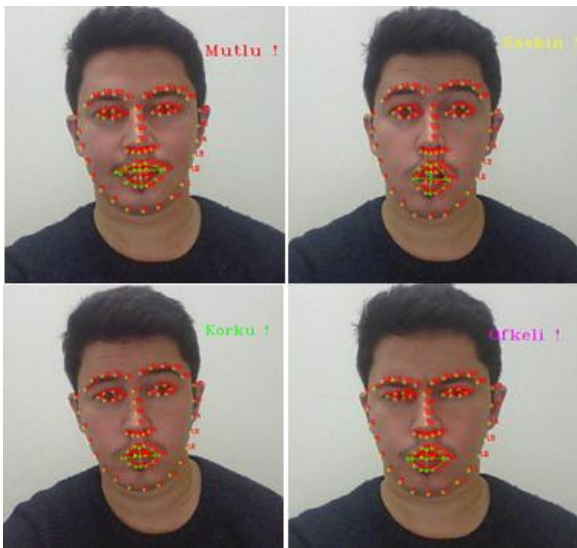
Şekil 5. Özniteliklerin belirlenmesinde kullanılan değerler
(Values used in determining the attributes)

Tablo 1. Yüz işaretçileri kullanılarak çıkarılan öznitelikler
(The attributes extracted using facial landmarks)

No	Öznitelik	Oran
1	Yüz genişliğinin ağız genişliğine oranı	d1/d2
2	Ağız genişliğinin ağız açıklığına oranı	d2/d3
3	Göz genişliğinin göz açıklığına oranı	d4/d5
4	Kaş uzunluğunun iki kaş arasındaki uzaklığa oranı	d6/d7
5	Kaş uzunluğunun göz-kaş arasındaki uzaklığa oranı	d6/d8
6	Burun uzunluğunun burun ile üst dudak arasındaki uzaklığa oranı	d9/d10
7	Kaşların en uç noktaları arası uzaklığın burun uzunluğuna oranı	d11/d9
8	İki iris arası uzaklığın ağız genişliğine oranı	d12/d2
9	Cinsiyet	{0,1}

2.4. Özniteliklere Dayalı Kural Oluşturma (Creating Rules For Instantaneous Detection Of Emotional Expressions)

Bu çalışmada özniteliklere dayalı kural oluşturulurken farklı bireylerin aynı duygusal durumdaki öznitelikleri kullanılmıştır. Altı farklı evrensel duygusal durum için bu işlem tekrarlanmıştır. Elde edilen özniteliklerin maksimum, minimum ve ortalama değerleri hesaplanarak altı farklı duygusal durum için eşik değerleri belirlenmiştir. Algoritma geliştirilirken kadınlardan ve erkeklerden elde edilen verilerin farklılık göstereceği göz önüne alınarak cinsiyete göre farklı eşik değerleri belirlenmiştir. Bu eşik değerlerine bağlı olarak yeni bir kural-tabanlı sınıflandırma algoritması geliştirilmiştir. “If-Else” yapısına dayalı bu algoritma ile gerçek zamanlı tespit edilen insan yüzünde altı farklı duygusal ifade yine anlık olarak tespit edilmiştir. Elde edilen sınıflandırma sonucu farklı renkler ile betimlenerek ekranda gösterilmiştir. Şekil 6’da çalışma kapsamında geliştirilen kural-tabanlı sınıflandırıcı ile tespit edilen altı farklı duygusal durumdan örnek olarak dördü gösterilmektedir.



Şekil 6. Duygusal ifadelerin anlık olarak tespitine örnekler

(Examples of instantaneous detection of emotional expressions)

2.5. Eğitim veri setinin oluşturulması (Creating training data set)

Bu çalışmanın özgün yanlarından bir tanesi de, eğitim amaçlı olarak hazır veri setlerini değil, özgün bir veri setini meydana getirmesidir. Bu bölümde, eğitim veri setinin hazırlanma süreci tanıtılmaktadır.

Gözetimli-denetimli öğrenmenin (Supervised Learning) bir gereği olarak hedef sütunu belli olan bir veri setine ihtiyaç vardır. Bu amaçla kamera karşısındaki 12 farklı kişiden (5 kadın, 7 erkek) 30 fps hızında 30 saniye süre ile yüz ifadelerine dayalı çıkarılan öznitelik verisi alınmıştır. Bu süre 5'er saniyelik alt bölümlere ayrılmış her bir bölümde kişilerin yalnızca belirli bir duygusal durumda kalmaları sağlanmıştır. Sonuç olarak, kayıt süresince her bir video karesi üzerinde yüz tespiti ve yüz işaretçileri tespiti işlemleri gerçekleştirilerek öznitelikler çıkarılmıştır. Şekil 7’de bir bölümü örnek olarak verilen veri seti; 9 adet öznitelik, 6 farklı sınıf ve toplamda 11452 adet veri örneğinden oluşmaktadır. Veri setinde kaydedilen 6 farklı sınıf, kişilerin kayıt anındaki gerçek duygusal durumlarıdır. Bu veri seti, kural-tabanlı sınıflandırma sonucu elde edilen tahmini duygusal durum bilgisini içermemektedir.

	ifade	d1/d2	d2/d3	d4/d5	d6/d7	d6/d8	d9/d10	d11/d9	d12/d2	cinsiyet
1	Mutlu	2.256	3.181	3.432	1.953	2.620	2.957	1.165	3.107	0
2	Mutlu	2.222	3.377	3.432	2.068	2.620	2.957	1.166	3.002	0
3	Saskin	2.466	1.381	2.722	2.762	2.530	2.209	1.503	2.983	1
4	Saskin	2.468	1.414	2.536	2.819	2.488	2.232	1.502	2.857	0
5	Uzgun	2.318	2.906	3.813	2.097	3.052	2.920	1.202	3.416	0
6	Ofke	2.189	6.596	3.761	3.861	2.578	4.606	1.235	2.807	0
7	Ofke	2.401	9.153	3.606	3.178	2.907	4.333	1.385	2.652	1
8	Tiksizme	2.507	2.479	4.617	1.969	2.910	3.170	1.254	3.016	0
9	Tiksizme	2.501	2.423	4.617	2.138	2.758	3.170	1.261	2.920	1
10	Korku	2.598	2.168	2.887	2.693	2.449	3.088	1.365	2.783	1
11	Korku	2.569	2.119	3.002	2.634	2.337	2.829	1.321	2.762	0
12	Korku	2.543	2.000	3.113	2.663	2.869	3.126	1.327	2.646	0

Şekil 7. Gerçek zamanlı duygusal durumlara ait öznitelikleri içeren veri setinden bir bölüm

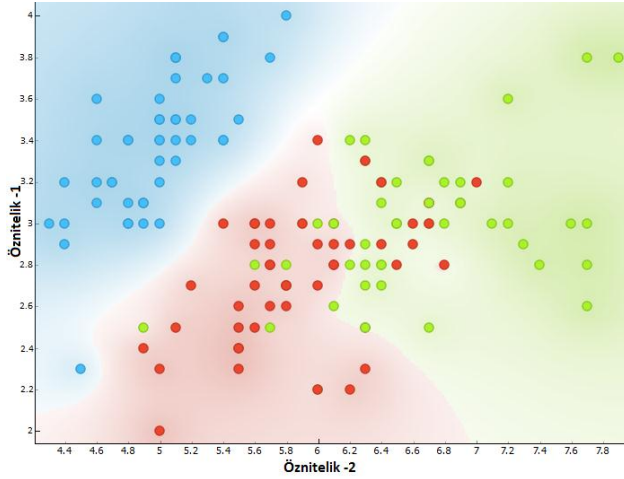
(A section from the data set containing attributes belonging to real-time emotional states)

2.6. Duygusal İfadelerin Statik Olarak Sınıflandırılması (Statically Classification Of Emotional Expressions)

Seçilen yüz işaretçilerine dayalı özniteliklerin ayırt etme karakteristiğini görebilmek amacıyla k-en yakın komşu (kNN) ve Destek Vektör Makineleri (DVM) kullanılarak 2.5 ‘te oluşturulan eğitim veri seti sınıflandırılmıştır. Bu iki algoritma doğrusal olarak sınıflandırılmayan ve çok sınıflı veri setlerinde başarılı sonuçlar vermektedir. Bu çalışmada, DVM algoritması ile kNN algoritmasına göre daha doğru sonuç elde edilmiştir. DVM ile ilgili detaylı bilgi 2.6.1’de verilmiştir.

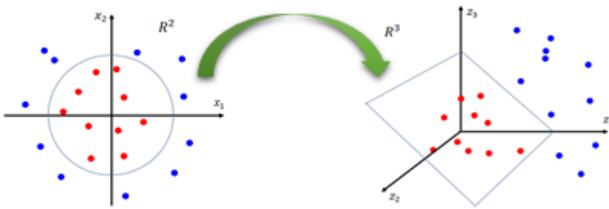
2.6.1. Sınıflandırmada destek vektör makinelerinin kullanımı (Usage of support vector machines in classification)

DVM, karmaşık ve büyük boyutlardaki veri setlerinin sınıflandırılmasında oldukça hızlı ve iyi performansa sahip bir denetimli öğrenme algoritmasıdır [50]. DVM algoritması iki veya çok sınıflı veri setlerinde, sınıfları birbirinden ayırmak için, bu sınıfların sınırlarını belirleyen bir düzlemin (hyperplane) veya düzlemlerin bulunması esasına dayanmaktadır [51]. DVM algoritması, verilerin hem doğrusal olarak ayrılabilirdiği hem de doğrusal olarak ayrılamadığı veri setlerinde kullanılabilir. Şekil 8’de üç-sınıflı herhangi bir veri setinin doğrusal olmayan DVM ile sınıflandırılması örnek olarak gösterilmiştir. Burada, veri setindeki herhangi iki özneliğe göre üç-sınıflı verilerin dağılımı doğrusal olmayan düzlemlerle üç farklı renk ile gösterilmiştir.



Şekil 8. Üç sınıflı bir veri seti örneğinin doğrusal olmayan DVM ile sınıflandırılması
(Classification of a sample of three-class data set with non-linear SVM)

Gerçekleştirilen çalışmada elde edilen veri seti altı-sınıflıdır ve doğrusal olarak ayrılamadığından sınıflandırma işlemi için doğrusal olmayan DVM algoritması tercih edilmiştir. Burada, veri setini doğrusal olmayan DVM ile sınıflandırabilmek için; veri seti iki-boyutlu uzaydan analitik uzaya taşınarak haritalama işlemi gerçekleştirilir [52]. Şekil 9’da R^2 , iki boyutlu girdi uzayını, R^3 , üç boyutlu özellik uzayı göstermektedir.



Şekil 9. Doğrusal olmayan verilerin iki-boyutlu uzaydan analitik uzaya dönüştürülmesi

(Transformation of non-linear data from two-dimensional space into analytic space)

$R^2 \rightarrow R^3$ dönüşümü sonucu elde edilen özellik uzayı; $(x_1, x_2) \rightarrow (z_1, z_2, z_3) := (x_1^2, \sqrt{2}x_1x_2, x_2^2)$ şeklinde ifade edilir. DVM sınıflandırıcısının karar fonksiyonu denklem 4’te verilmektedir.

$$sgn(\sum_{i=1}^m y_i \alpha_i k(x, x_i) + b) \quad (4)$$

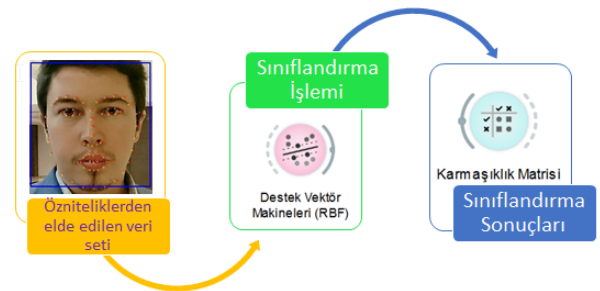
Burada, $k(x, x_i)$, DVM sınıflandırıcısının çekirdek fonksiyonunu ifade etmektedir.

DVM algoritmasında çekirdek fonksiyonu seçimi oldukça önemlidir. Aydoğan, gerçekleştirdiği çalışmada DVM çekirdek fonksiyonlarının performanslarını kıyaslamış ve farklı büyüklükteki farklı veri setlerinde en yüksek doğruluk oranlarını Radyal Bazlı Fonksiyon (RBF) ile elde etmiştir [53]. Bu çalışmada da DVM çekirdek fonksiyonu olarak RBF tercih edilmiştir. RBF aslında bir haritalama fonksiyonudur [54].

$$K_{RBF}(x, x') = \exp[-\gamma |x - x'|^2] \quad (5)$$

Denklem 5’te $x - x'$ veri setindeki iki farklı örneği temsil etmektedir. γ , bu iki örnek arasındaki benzerlik ölçüsünü vermektedir. $|x - x'|$ ifadesi ne kadar küçük olursa veri setindeki bu iki örnek birbirine o kadar yakın demektir. \exp , ifadesi ikili örnekler arası uzaklık bulma işleminin veri setindeki her bir örneğe uygulanarak gittikçe genişlemesi anlamına gelmektedir.

Statik sınıflandırma işlemi Orange (Ver.3.3.3) ile gerçekleştirilmiştir [55]. Sınıflandırma algoritmasının çalışma sistemi Şekil 10’da gösterilmiştir.



Şekil 10. Sınıflandırma algoritmasının çalışma sistemi
(The working system of classification algorithm)

DVM ile tüm veri seti, maksimum iterasyon sayısı 500 olacak şekilde sınıflandırıldığında %96,1 doğruluk elde edilmiştir. Bunun yanında, Tablo 2’de farklı örnek sayılarında, farklı sayıda iterasyonlar sonucunda elde edilen doğruluklar da verilmektedir. DVM algoritması kullanılarak geliştirilen sistemin başarımlarını değerlendirmesi 10-katlı çapraz doğrulama (10-fold cross validation) ile gerçekleştirilmiştir. Görüldüğü üzere; örnek sayısı arttıkça

daha fazla iterasyonla benzer doğruluk oranlarına ulaşabilmektedir.

Tablo 2. Sınıflandırma aşamalarında elde edilen sonuçlar
(Results obtained in classification stages)

Veri örnek sayısı	Maksimum iterasyon sayısı	Doğruluk (%)
6001	150	95.8
	250	96.6
	350	96.6
	500	96.6
8192	150	86.8
	250	95.0
	350	96.2
	500	96.2
9334	150	84.0
	250	94.2
	350	95.8
	500	96.0
11452	150	78.1
	250	89.9
	350	94.0
	500	96.1

Yüz tespiti üzerine yapılan yeni çalışmalarda [22, 45] farklı ışık koşullarında ve farklı yüz açılarındaki Viola-Jones algoritmasına göre daha yüksek doğrulukta yüz tespiti gerçekleştirildiği görülmektedir. Ayrıca bu yöntemlerin bir resim veya videoda yan profilden çekilmiş yüzleri tespit etmedeki başarısı Viola-Jones algoritmasına göre daha yüksektir. Ancak bu yöntemlerin hassasiyeti sağlayan algoritmalarındaki karmaşıklıkları nedeniyle Viola-Jones'a göre hızları ve gerçek zamanlı çalışma performansları düşüktür [24]. Bu çalışmanın yüz tespiti kısmında Viola-Jones algoritması diğer yüz tespiti algoritmalarına göre gerçek zamanlı çalışmalar için daha kullanışlı olduğundan tercih edilmiştir. Ayrıca, bu çalışmada önerilen sistem ofis ortamında bilgisayar ile çalışan bireylere yöneliktir. Birey bilgisayara bakarak çalıştığı süre boyunca yüzü ekrana dönük olacağından yüz tespitinde herhangi bir problem yaşanmamaktadır.

Çalışma kapsamında oluşturulan özgün eğitim veri setinde; 12 farklı bireyden (5 kadın, 7 erkek) 30'ar saniye süreyle 6 farklı duygusal durum için öznitelikler çıkarılmış ve 11452 adet veri örneğinden oluşan veri seti hazırlanmıştır. Bu veri seti; karmaşık ve büyük boyutlardaki veri setlerinin sınıflandırılmasında oldukça hızlı ve iyi performansa sahip bir denetimli öğrenme algoritması olan DVM algoritması ile sınıflandırılmıştır. DVM kullanan benzer çalışmaların [56-59] yüksek doğrulukta sonuçlar verdiği görülmüştür.

		Tahmin Edilen						
		Korku	Mutlu	Ofke	Saskin	Tiksinme	Uzgun	Σ
Gerçek	Korku	1807	15	21	20	2	15	1880
	Mutlu	2	1832	0	3	18	13	1868
	Ofke	12	0	1888	0	30	8	1938
	Saskin	30	0	20	1869	1	8	1928
	Tiksinme	8	13	80	5	1777	60	1943
	Uzgun	4	1	26	2	28	1834	1895
Σ		1863	1861	2035	1899	1856	1938	11452

Şekil 11. Sınıflandırma sonuçlarının karmaşıklık matrisi
(Confusion matrix of classification results)

Şekil 11'de verilen karmaşıklık matrisinde, DVM algoritması kullanılarak yapılan sınıflandırma işleminde doğru olarak sınıflandırılan toplam örnek sayısı 11007, yanlış sınıflandırılan toplam örnek sayısı ise 445 adettir.

4. TARTIŞMA (DISCUSSION)

Gerçekleştirilen çalışmada sırasıyla yüz tespiti, yüz işaretçileri tespiti, öznitelik çıkarımı ve duygusal durum sınıflandırma işlemleri uygulanmıştır. Yüz işaretçilerine dayalı özniteliklerin çıkarıldığı aşama özgünlük bakımından bu çalışma için en önemli aşamalardan biridir. Ayrıca elde edilen öznitelikler kullanılarak özgün bir eğitim veri seti de oluşturulmuştur.

Bu çalışmada gerçek zamanlı görüntü üzerinden sadece yüze dayalı duygu tanıma amaçlandığından Ekman'ın önerdiği ve duyguları kategorik olarak birbirinden ayıran model tercih edilmiştir.

3. SONUÇLAR (CONCLUSIONS)

Bu çalışmada ofis ortamında çalışan bireylerin yüz ifadelerine dayalı olarak duygusal durumları hakkında bilgi elde eden prototip bir bilişim sistemi geliştirilmiştir. Kişisel bilgisayara birleşik video kamera ile gerçek zamanlı olarak yüz tanıma, yüz işaretçilerinin tespiti, öznitelik çıkarımı ve duygusal ifade tespiti gerçekleştirilmiştir. Günümüzde, dizüstü bilgisayarlar için kameranın standart bir donanım haline gelmesi, bu sistemin kullanılabilirliğini artırmaktadır.

Bu çalışmanın yazılım tasarımında Python çatısı altında birleştirilen sayısal görüntü işleme ve makine öğrenmesi yöntemleri kullanılmıştır. Gerçek zamanlı duygu tespiti amaçlı geliştirilen kural-tabanlı sınıflandırıcı algoritma yüksek doğruluklarda çalışmaktadır. Aslında, belli bir duygu için standart bir kural oluşturmak oldukça zor bir süreçtir ve tekrarlayan "if-else" yapısına ihtiyaç duyulmaktadır. Elde edilen özniteliklerin ayırt edici özelliği ne kadar fazla ise bu özniteliklere dayalı kural oluşturmak o kadar kolaylaşmaktadır. Bu nedenle çıkarılan öznitelikler kural-tabanlı sistemin çalışmasını belirleyen en temel taşlardır. Çalışmanın kapsamı içerisinde, bu özniteliklerin ayırt edici değerini anlamak amacıyla eğitim veri seti doğrusal olmayan DVM algoritması ile sınıflandırılmıştır. DVM algoritmasının seçilme nedeni, özniteliklerin yüze ait noktalar arası Öklid uzaklığına bağlı çıkarılmış olmasıdır. kNN ve DVM algoritmaları bu tür konumsal değerlere sahip veri setlerinin sınıflandırılmasında oldukça başarılıdır. kNN ve DVM algoritmaları ile elde edilen doğruluk oranları

sırasıyla %95,7 ve %96,1 'dir. Burada doğrusal olmayan DVM algoritması ile elde edilen yüksek doğruluk değeri, çıkarılan özniteliklerin oldukça ayırt edici olduğu ve duygu sınıflandırmak için bu özniteliklere dayalı kural-tabanlı bir algoritmanın kullanılabilmesi yargılarını destekler niteliktedir. Bu araştırma neticesinde elde edilen sonuçlar, farklı öznitelikleri ve sınıflandırıcı yöntemleri araştırmaya kapı aralamaktadır.

Son olarak, büyük işletmelerde çalışan personelin duygusal durumlarının nesnel bir şekilde anlaşılması; işletme yöneticilerine anlamlı bilgiler sunulmasının yanısıra çalışanların duygusal durumlarının iş performansına etkisinin yazılım destekli analizine zemin oluşturmaktadır.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

- [1] I. A. Essa, A. P. Pentland, "Coding, analysis, interpretation and recognition of facial expressions", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(7), 757-763, 1997.
- [2] F. B. Mandal, S. Srivastava, "Real Time Facial Expression Recognition using a Novel Method", *The International Journal of Multimedia & Its Applications*, 4(2), 2012.
- [3] V. Conti et al., "Usability Analysis of a Novel Biometric Authentication Approach for Android-Based Mobile Devices", *Journal of Telecommunications and Information Technology*, 4, 34-43, 2014.
- [4] A.A. Mange et al., "Gaze and blinking base human machine interaction system", **IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICIC)**, 2015.
- [5] C. O'Reilly et al., "Recent developments in the study of rapid human movements with the kinematic theory: Applications to handwriting and signature synthesis", *Pattern Recognition Letters*, 35(1), 224-235, 2014.
- [6] A. Salem et al., "Analysis of strong password using keystroke dynamics authentication in touch screen devices", **Cybersecurity and Cyberforensics Conference CCC 2016**, 15-21, 2016.
- [7] K. Sehairi et al., "Real-time implementation of human action recognition system based on motion analysis", *Studies in Computational Intelligence*, 143-164, 2016.
- [8] G. Castellano et al., "Recognising Human Emotions from Body Movement and Gesture Dynamics", **2nd international conference on Affective Computing and Intelligent Interaction**, 71-82, 2007.
- [9] S. Borra and N.K. Jayant, "Attendance Management System Using Hybrid Face Recognition Techniques", **Conference on Advances in Signal Processing (CASP2016)**, 2016.
- [10] M. Moon and J.P. Phillips, "Computational and performance aspects of PCA-based face recognition algorithm", *Perception*, 30(3), 303-321, 2001.
- [11] P. Ekman, D. Keltner, "Universal Facial Expression of Emotion: An Old Controversy and New Findings", *J Nonverbal Behav*, 21(1), 3-21, 1997.
- [12] P. Ekman, "**Basic Emotions**", Hand Book of Cognition and Emotion, Editör: T. Dalgleish ve M. J. Power, Wiley, New York, A.B.D., 45-60, 1999.
- [13] N. L. Ectoff, J. J. Magee, "Categorical perception of facial expressions.", *Cognition*, 44, 227-240, 1992.
- [14] D. Roberson, L. Damjanovic, M. Kikutani, "Show and tell: The role of language in categorizing facial expressions of emotion.", *Emotion Review*, 2, 255-260, 2010.
- [15] J. A. Russell, "A circumplex model of affect." *Journal of Personality and Social Psychology*, 39, 1161-1178, 1980.
- [16] J. A. Russell, "Core affect and the psychological construction of emotion.", *Psychological Review*, 110(1), 145-172, 2003.
- [17] M. Katsikitis, "The classification of facial expressions of emotion: A multidimensional-scaling approach.", *Perception*, 26, 613-626, 1997.
- [18] T. Takehara, N. Suzuki, "Differential processes of emotion space over time.", *North American Journal of Psychology*, 3, 217-228, 2001.
- [19] T. Fujimura, Y.T. Matsuda, "Categorical and dimensional perceptions in decoding emotional facial expressions", *Cognition and Emotion*, 26(4), 587-601, 2012.
- [20] K. Mikolajczyk, C. Schmid, A. Zisserman, "Human detection based on a probabilistic assembly of robust part detectors", **Proc. of ECCV**, 2004.
- [21] P. A. Viola, M. J. Jones, "Robust Real-Time Face Detection", *Int J Comput Vision*, 57(2), 137-154, 2004.
- [22] X. Shen, Z. Lin, J. Brandt, Y. Wu, Detecting and aligning faces by image retrieval, **2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)**, 3460-3467, 2013.
- [23] Z. Zhang et al., "A survey on face detection in the wild: Past, present and future", *Computer Vision and Image Understanding*, 138, 1-24, 2015.
- [24] D. Chen, S. Ren, Y. Wei, X. Cao, J. Sun, "Joint cascade face detection and alignment.", **European Conference on Computer Vision (ECCV) 2014**, 2014.
- [25] P. Ekman, W. V. Friesen, "Measuring facial movement", *Environmental psychology and nonverbal behavior*, 1(1), 56-75, 1976.
- [26] G. Donato, M. S. Bartlett, J. C. Hager, P. Ekman, T. J. Sejnowski, "Classifying facial actions", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 21(10), 974-989, 1999.
- [27] I. A. Essa, A. P. Pentland, "Facial Expression Recognition using a Dynamic Model and Motion Energy", **International Conference on Computer Vision '95**, Cambridge, MA, 360-367, 1995.
- [28] F. Tsalakanidou, S. Malassiotis, "Real-time 2D+ 3D facial action and expression recognition", *Pattern Recognition*, 43(5), 1763-1775, 2010.
- [29] L. Zhang et al., "Adaptive facial point detection and emotion recognition for a humanoid robot", *Computer Vision and Image Understanding*, 140, 93-114, 2015.
- [30] Chanthaphan et al., "Novel facial feature extraction technique for facial emotion recognition system by using depth sensor", *International Journal of Innovative Computing*, 12(6), 2067-2087, 2016.
- [31] C.L. Huang and Y.M. Huang, "Facial Expression Recognition Using Model-Based Feature Extraction and Action Parameters Classification." *J. Visual Comm. and Image Representation*, 8(3), 278-290, 1997.

- [32] M. Pantic and L. Rothkrantz, "Expert System for Automatic Analysis of Facial Expression", *Image and Vision Computing J.*, 18(11), 881-905, 2000.
- [33] P.S. Subramanyam, S.A. Fegade, "Face and Facial Expression Recognition - A Comparative Study", *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, 2(1), 2013.
- [34] H. Kobayashi and F. Hara, "Facial Interaction between Animated 3D Face Robot and Human Beings", *Proc. International Conf. on Systems, Man, Cybernetics*, 4, 3732-3737, 1997.
- [35] H. Rowley, S. Baluja, T. Kanade, "Neural Network-Based Face Detection", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20,(1), 23 – 38, 1998.
- [36] Y. Freund, R. E. Schapire, "A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting", **European Conference On Computational Learning Theory**, Springer-Verlag London, UK, 23-37, 1995.
- [37] Internet: OpenCV Documentation, Cascade Classification: Haar Feature-based Cascade Classifier for Object Detection, http://docs.opencv.org/2.4/modules/objdetect/doc/cascade_classification.html, 14.03.2017.
- [38] D. Hefenbrock, et al., "Accelerating Viola-Jones Face Detection to FPGA-Level using GPUs", **18th IEEE Annual International Symposium on Field-Programmable Custom Computing Machines**, 2010.
- [39] H. Jia, Y. Zhang, et al., "Accelerating Viola-Jones Face Detection Algorithm On GPUs", **IEEE 14th International Conference on High Performance Computing and Communications**, 2012.
- [40] A.W.Y. Wai, S.M. Tahir, and Y.C. Chang, "GPU Acceleration of Real Time Viola-Jones Face Detection", **IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering**, 2015.
- [41] L. Sun, S. Zhang, et al. "Acceleration Algorithm for CUDA-based Face Detection", **IEEE International Conference on Signal Processing, Communication and Computing (ICSPCC 2013)**, 2013.
- [42] C. Sagonas et al., "300 Faces in-the-Wild Challenge: The first facial landmark localization Challenge", **International Conference on Computer Vision**, 2013.
- [43] P. N. Belhumeur, D. W. Jacobs, D. J. Kriegman, and N. Kumar, "Localizing parts of faces using a consensus of exemplars.", **2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)**, 545–552, 2011.
- [44] V. Le, J. Brandt, Z. Lin, L. Bourdev, and T. S. Huang, "Interactive facial feature localization.", **Computer Vision–ECCV 2012**, 679–692, 2012.
- [45] X. Zhu and D. Ramanan, "Face detection, pose estimation, and landmark localization in the wild.", **2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)**, 2879–2886, 2012.
- [46] M. Kostinger, P. Wohlhart, P. M. Roth, and H. Bischof, "Annotated facial landmarks in the wild: A large-scale, realworld database for facial landmark localization.", **2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)**, 2144–2151, 2011.
- [47] Internet: 300 Faces In-The-Wild Challenge (300-W), IMAVIS 2014, https://ibug.doc.ic.ac.uk/resources/300-W_IMAVIS/, 14.03.2017.
- [48] D. E. King, "Dlib-ml: A Machine Learning Toolkit", *J Mach Learn Res.*, 10, 1755-1758, 2009.
- [49] Internet: Dlib: Image Processing Shape Predictor, http://dlib.net/imaging.html#shape_predictor, 14.03.2017.
- [50] N. Cristianini, J.S. Taylor, "An Introduction to Support Vector Machines and other kernel based learning methods", *Cambridge University Press*, 2001.
- [51] U. Ayvaz, M. Peker, H. Gürüler, "Uykuda periyodik bacak hareketleri bozukluğunun bir karar destek sistemi ile tespiti", **Uluslararası Mühendislik Teknolojileri ve Uygulamalı Bilimler Konferansı ICETAS 2016**, Afyon Kocatepe Üniversitesi, Afyon, 1138-1141, 2016.
- [52] K. P. Soman, R. Loganathan, V. Ajay, "Machine learning with SVM and other kernel methods", PHI Learning Pvt. Ltd., New Delhi, India, 2009.
- [53] Ü. Aydoğan, "Destek vektör makinelerinde kullanılan çekirdek fonksiyonların sınıflama performanslarının karşılaştırılması", Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, 2010.
- [54] Internet: M. Bernstein, The Radial Basis Function Kernel, <http://pages.cs.wisc.edu/~matthewb/>, 14.03.2017.
- [55] Internet: Orange Data Mining Tool, <http://orange.biolab.si>, 14.03.2017.
- [56] S. Datta, D. Sen, R. Balasubramanian, "Integrating Geometric and Textural Features for Facial Emotion Classification Using SVM Frameworks.", **Proceedings of International Conference on Computer Vision and Image Processing. Advances in Intelligent Systems and Computing**, 459, 619-628, 2016.
- [57] A. Basu, A. Routray, S. Shit, and A. K. Deb, "Human emotion recognition from facial thermal 253 image based on fused statistical feature and multi-class svm.", **2015 Annual IEEE India Conference 254 (INDICON)**, 1–5, 2015.
- [58] R. Niese et al., "Facial expression recognition based on geometric and optical flow features in colour image sequences", *IET Computer Vision*, 6(2), 79-89, 2012.
- [59] H. Candra et al., "Classification of facial-emotion expression in the application of psychotherapy using Viola-Jones and Edge-Histogram of Oriented Gradient.", **2016 IEEE 38th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)**, 423-426, 2016.