

Yüz Anatomisine Dayalı İfade Tanıma

Proje No: 109E061

Yrd. Doç. Dr. M. Taner Eşkil

Mart 2013
İstanbul

Önsöz

Bu projede yüz ifadesi tanıma için kas kuvvetlerine dayalı yeni öznitelikler önerdik. Kas kuvvetleri, proje kapsamında geliştirilen anatomik bir yüz modeli aracılığı ile, video üzerinde gözlemlenen yüz ifadesinden çıkarılır. Kas kuvveti öznitelikleri temel ve belirsiz ifadelerin sınıflandırılması problemleri üzerinde sınanmıştır. Tübitak tarafından desteklenen bu proje, Işık Üniversitesi Örüntü Tanıma ve Makine Zekası laboratuvarında yürütülmüştür.

İçindekiler

1	Giriş	1
2	Problem Tanımı ve Genel Yaklaşım	2
2.1	Amaç	4
2.2	Problem tanımı	6
3	Yüz Modeli	7
3.1	Anatomik yüz modeli – HIGEM	7
3.2	Kas modeli	8
3.3	Çıktılar	9
4	Yüz Modelinin Deneğe Uyarlanması	11
4.1	Üç boyutlu yüz veri bankaları	12
4.2	Nirengi sezimi	12
4.3	En yakın komşular ağırlıklı ortalama yöntemi	13
4.3.1	Nirengi düğümlerinin seçimi	14
4.3.2	Telkafes modelenin hizalanması	14
4.3.3	Nirengi düğümlerinin ötelenmesi	15
4.3.4	Nirengi olmayan düğümlerin ötelenmesi	16
4.4	Deneysel ve sonuçlar	16
4.4.1	Uyarlama başarımlar kriterleri	17
4.4.2	Nirengi düğümlerinin seçilmesi	17
4.4.3	Başarımlar değerlendirilmesi	18
4.4.4	Procrustes analizi ile karşılaştırma	19
4.4.5	Etkin biçim modeli ile karşılaştırma	19
4.4.6	İşlem karmaşıklığı	20
4.5	Sonuçlar	21
4.6	Çıktılar	21
5	Yüzün Ardışık Çerçevelerde İzlenmesi	23
5.1	Nirengi noktalarının izlenmesi	23
5.2	Baş yöneliminin kestirilmesi	24
5.3	Bağıl devinimlerin kestirimi	26
6	Kas Kuvvetlerinin Hesaplanması	28
6.1	Sertlik matrisi	28
6.2	Kas kuvvet modeli	31

7	Temel Yüz İfadelerinin Tanınması	32
7.1	Yüz ifadesi veri bankası	32
7.2	Belirlenen kas kuvvetleri	33
7.3	Sınıflandırma	34
7.3.1	Doğrusal ayırtaç analizi	34
7.3.2	Naive Bayes	35
7.3.3	Yapay sinir ağları	35
7.3.4	Destek vektör makinesi	35
7.3.5	Rasgele çapraz sağlama	36
7.4	Sonuçlar	37
7.5	Çıktılar	39
8	Belirsiz İfadeler	40
8.1	Sınıflandırma	40
8.1.1	Doğrusal ayırtaç analizi	40
8.1.2	Naive Bayes	42
8.1.3	Yapay sinir ağları	42
8.1.4	Destek vektör makinesi	42
8.2	Sonuçlar	43
9	Sonuçlar	45
9.1	Sonuç	45
9.2	Öneriler	46
9.3	Çıktılar	47
9.3.1	Tezler	47
	Yüz anatomisine dayalı ifade tanıma	47
	İnsan yüzü modelleme için yarı otomatik uyarlama	47
	Yüz ifadelerinin anatomiye dayalı benzetimi	47
9.3.2	Konferans bildirileri	47
	Telkafes yüz modelleri için yarı-otomatik uyarlama	47
	Kütle-yay sistemleri için sayısal tümlev metodları	48
	SIFT çoğunluk oylaması ile el ayası doğrulama	48
9.3.3	Makaleler	48
	Yüz modelleme için en yakın komşular ağırlıklı ortalama yöntemi	48
	Yüz ifadesi tanıma için anatomik yüz modeli ve kas tabanlı öznitelikler	48
	Yüz anatomisine dayalı ifade tanıma	48
	Biçim değiştiren nesnelerin izlenmesi için parçalı parçacık filtreleme	48
	Yüz ifadelerinin anatomiye dayalı animasyonu	48
A	Türkçe İngilizce Sözlük	56

Tablo Listesi

4.1	Üç boyutlu yüz veri bankaları. Kipler (İ)fade, (I)şıklandırma, görüntünün (E)ngellenmesi, (B)aş yönelimi ve (K)onuşmayı içerir.	12
4.2	Procrustes analizi, önerilen algoritma ve ASM için 104 denek üzerinde koşma zamanları.	21
7.1	İmge dizilerinin ifade sınıflarına dağılımı. Sınıflandırma deneylerinde her imge dizisinin son beş çerçevesi kullanılmıştır.	32
7.2	Doğrusal ayırtaç analizi ile sınıflandırma sonuçları. (Ö)fke, (İ)ğrenme, (Ko)rku, (M)utluluk, (Ü)züntü, (Ş)aşırma, ve (Kü)çümseme.	34
7.3	Gauss dağılımları ile Naive Bayes sınıflandırma sonuçları.	35
7.4	Yapay sinir ağları ile sınıflandırma sonuçları.	35
7.5	Çoklu sınıflar için uyarlanan destek vektör makineleri ile sınıflandırma sonuçları.	36
7.6	Destek vektör makinesi ile geçerlilik sınaması kümesi rasgele seçilerek elde edilen sınıflandırma sonuçları.	36
7.7	Kas öznitelikleri ve destek vektör makinesi ile yapılan sınıflandırma ile insanların yüz ifadesi tanıma oranları karşılaştırması.	37
7.8	Önerilen yöntemin literatürde öne çıkan diğer yöntemlerle karşılaştırması .	38
8.1	Doğrusal ayırtaç analizi ile belirsiz ifadeler sınıflandırma sonuçları.	40
8.2	Gauss dağılımları ile Naive Bayes belirsiz ifadeler sınıflandırma sonuçları. .	42
8.3	Yapay sinir ağları ile belirsiz ifadeler sınıflandırma sonuçları.	42
8.4	Çoklu sınıflar için uyarlanan destek vektör makinesi ile belirsiz ifadeler sınıflandırma sonuçları.	43

Şekil Listesi

2.1	Altı temel yüz ifadesi – öfke, iğrenme, korku, mutluluk, üzüntü, şaşırma. . .	2
2.2	FACS derecelendirme aralıkları.	4
2.3	Eylem birimlerinin bileşik etkileri	5
2.4	Kas kuvvetleri çıkarım aşamaları.	6
3.1	Candide yüz modelleri (Rydfalk, 1987; Welsh, 1991; Ahlberg, 2001).	7
3.2	HIGEM modeli – düğümler, üçgensel yüzeyler ve kaslar.	8
3.3	İpliksi kas modeli.	8
3.4	Kas kuvvetlerinin HIGEM düğümleri ve yüz imgesi üzerinde dağılımı.	9
4.1	En yakın komşular ağırlıklı ortalama algoritması.	13
4.2	Telkafes modeli üzerinde nirengi düğümleri, deneğe ait imge ve veri bulutu üzerinde nirengi noktaları.	14
4.3	Telkafes modelinin hizalandırılması, x ve y eksenlerinde ölçeklendirilmesi. Mavi noktalar 3 boyutlu telkafesin nirengi düğümlerinin izdüşümleridir. . .	15
4.4	Kamera referans noktası ve imge üzerindeki öznitelik noktalarından ışın izleme.	15
4.5	Photoface veri bankasından uyarlama örnekleri.	17
4.6	Nirengi düğümü sayısı ile ortalama hata değişimi.	18
4.7	Bosphorus veri bankasından edinilen 104 denek için 5 komşu ile bağıl hata.	18
4.8	Bir denek için yüz nirengi noktaları, uyarlanmış telkafes modelinin imge üzerine izdüşümü, uyarlanmış telkafes modeli ve deneğe ait veri bulutu (denek 15)	18
4.9	Uyarlanmış telkafes modelinde her düğüm için bağıl hata (denek 15)	19
4.10	En yakın komşular ağırlıklı ortalama ve Procrustes analizi yöntemleri için bağıl hata karşılaştırması.	19
4.11	En yakın komşular ağırlıklı ortalama ve ASM yöntemleri için bağıl hata karşılaştırması.	20
5.1	Yüz imgesi üzerindeki nirengi noktalarının belirlenmesi. Sol: Kas etki alanları. Sağ: Düğümlerin izdüşümü ile nirengi noktalarının bulunması.	23
5.2	İmge düzleminde kararsız kaymakta olan nirengi noktası.	24
5.3	Telkafes modelinin gözlemlenen yüz imgesi ile hizalanması.	25
5.4	Işın izleme yöntemi ile telkafes düğümlerinin yeni koordinatlarının belirlenmesi.	26
5.5	Telkafes düğümünün üzerinde yürümekte olduğu düzlemin bulunması.	27
6.1	Telkafes üzerindeki kenarların yaylar ile gösterimi.	29
6.2	Izgara telkafes modeli ve dışsal kuvvetler ile biçim değiştirmesi.	29

7.1	Yüz ifadeleri ve elde edilen kas kuvvetleri.	33
7.2	CK+ veri bankasında korku ve mutluluk ifadelerinde görülen benzerlikler. Çerçeveler: Korku–Korku–Mutluluk–Korku.	38
8.1	Belirsiz yüz ifadeleri. Her imgenin altında imge dizisindeki çerçeve numarası belirtilmiştir.	41
8.2	Belirsiz yüz ifadeleri karşılaştırması. Üst satır: (Park ve Kim, 2009). Alt satır: Yöntemimizi sınamak için kullandığımız imgelere örnekler.	43

Özet

Literatürde sunulan geometriye dayalı yüz ifadesi tanıma algoritmaları çoğunlukla araştırmacılar tarafından seçilen nirengi noktalarının devinimlerine veya yüz ifadesi kodlama sistemi (FACS) tarafından tanımlanan eylem birimlerinin etkinlik derecelerine odaklanır. Her iki yaklaşımda da nirengi noktaları, ifadenin en yoğun gözlemlendiği dudak, burun kenarları ve alın üzerinde konumlandırılır. Farklı kas etkinlikleri, birden fazla kasın etki alanında bulunan bu nirengi noktaları üzerinde benzer devinimlere neden olurlar. Bu nedenle, karmaşık ifadelerin belli noktalara konulan, sınırlı sayıdaki nirengi ile analizi oldukça zordur.

Bu projede, yüz üzerinde kas etkinlik alanlarına dağıtılmış çok sayıda nirengi noktasının yüz ifadesinin oluşturulması sürecinde izlenmesi ile kas etkinlik derecelerinin belirlenmesini önerdik. Önerdiğimiz yüz ifadesi tanıma algoritması altı aşama içerir; (1) yüz modelinin denegin yüzüne uyarlanması, (2) herhangi bir kasın etki alanında bulunan tüm nirengi noktalarının imge dizisinin ardışık çerçevelerinde izlenmesi, (3) baş yöneliminin belirlenmesi ve yüz modelinin imge üzerinde gözlemlenen yüz ile hizalanması, (4) yüze ait nirengi noktalarının deviniminden yola çıkarak model düğümlerinin yeni koordinatlarının kestirimi, (5) düğüm devinimlerinin kas kuvvetleri için çözülmesi, ve (6) elde edilen kas kuvvetleri ile yüz ifadesi sınıflandırılmasının yapılması. Algoritmamız, modelin yüze uyarlanması aşamasında yüz imgesi üzerinde nirengi noktalarının seçilmesi haricinde tamamen otomatiktir.

Kas etkinliğine dayalı bu öznitelikleri temel ve belirsiz ifadelerin sınıflandırılması problemlerinde sıradık. Yedi adet temel yüz ifadesi üzerinde SVM sınıflandırıcısı ile %76 oranında başarı elde ettik. Bu oran, insanların ifade tanımadaki yetkinliklerine yakındır. Yedi temel ifadenin belirsiz gözlemlendiği çerçevelerde en yüksek başarıyı yine SVM sınıflandırıcısı ile %55 olarak elde ettik. Bu başarıyı, kas kuvvetlerinin genellikle hafif ve ani görülen istemsiz ifadelerin seziminde de başarılı olabileceğini göstermektedir.

Kas kuvvetleri, yüz ifadesinin oluşturulmasındaki temel fiziksel gerçekliği yansıtan özniteliklerdir. Kas etkinliklerinin hassasiyetle kestirimi, belirsiz ifade değişikliklerinin sezimini sağladığı gibi, karmaşık yüz ifadelerinin sınıflandırılmalarını kolaylaştıracaktır. Ek olarak, araştırmacılar veya uzmanlar tarafından seçilen nirengi devinimleri ile kısıtlı kalmayan bu yaklaşım, duygular ve yüz ifadeleri arasında bilinmeyen bağınların ortaya çıkarılmasını sağlayabilecektir.

Anahtar Kelimeler: Yüz anatomisi, kas kuvvetleri, öznitelik, FACS, belirsiz ifadeler.

Abstract

The geometric approaches to facial expression recognition commonly focus on the displacement of feature points that are selected by the researchers or the action units that are defined by the facial action coding system (FACS). In both approaches the feature points are carefully located on lips, nose and the forehead, where an expression is observed at its full strength. Since these regions are under the influence of multiple muscles, distinct muscular activities could result in similar displacements of the feature points. Hence, analysis of complex expressions through a set of specific feature points is quite difficult.

In this project we propose to extract the facial muscle activity levels through multiple points distributed over the muscular regions of influence. The proposed algorithm consists of; (1) semi-automatic customization of the face model to a subject, (2) identification and tracking of facial features that reside in the region of influence of a muscle, (3) estimation of head orientation and alignment of the face model with the observed face, (4) estimation of relative displacements of vertices that produce facial expressions, (5) solving vertex displacements to obtain muscle forces, and (6) classification of facial expression with the muscle force features. Our algorithm requires manual intervention only in the stage of model customization.

We demonstrate the representative power of the proposed muscle-based features on classification problems of seven basic and subtle expressions. The best performance on the classification problem of basic expressions was 76%, obtained by use of SVM. This result is close to the performance of humans in facial expression recognition. Our best performance for classification of seven subtle expressions was 55%, once again by use of SVM. This figure implies that muscle-based features are good candidates for involuntary expressions, which are often subtle and instantaneous.

Muscle forces can be considered as the ultimate base functions that anatomically compose all expressions. Increased reliability in extraction of muscle forces will enable detection and classification of subtle and complex expressions with higher precision. Moreover, the proposed algorithm may be used to reveal unknown mechanisms of emotions and expressions as it is not limited to a predefined set of heuristic features.

Keywords: Facial anatomy, muscle forces, features, FACS, subtle expressions.

Bölüm 1

Giriş

Bu projede;

- Yüz ifadelerinin benzetimi ve analizi için detaylı ve yüz anatomisine uyumlu kaslar içeren yeni bir telkafes modeli oluşturduk. (Abeysundera ve diğerleri, kabul)
- Telkafes modelinin yüze uyarlanması nirengi noktaları işaretlenmiş tek bir yüz görüntüsü üzerinden gerçekleyen *en yakın komşular ağırlıklı ortalama yöntemi*ni geliştirdik ve önerdik. (Abeysundera, 2011; Benli ve diğerleri, 2011)
- Video çerçevesindeki yüz görüntüsü ile hizalanan telkafes düğümlerinin kamera düzlemine izdüşümlerini öznitelik noktaları olarak işaretledik ve optik akış algoritması ile ardışık çerçeveler üzerinde izledik.
- Ardışık çerçevelerde başın üç boyutlu yönelimini fırsatçı algoritma ile bulduk. İzlenmekte olan nirengi noktalarının geriye izdüşümleri ile telkafes düğümlerinin yeni koordinatlarını kestirdik. Bu sayede telkafes üzerinde yüz ifadelerinden kaynaklanan bağıl devinimleri belirledik.
- Yay denklemleri kullanarak telkafes modeline ait sertlik matrisini oluşturduk ve kas kuvvetlerini en küçük kareler yöntemi ile çözdük. Elde ettiğimiz kas kuvvetlerini yüz ifadesi tanımada yeni öznitelikler olarak önerdik. (Benli ve Eskil, gönderildi)
- Önerdiğimiz kas kuvvetlerine dayalı öznitelikleri geliştirilmiş Cohn-Kanade veri bankasının tamamı üzerinde denedik. Öfke, üzüntü, iğrenme, korku, mutluluk, şaşırma ve küçümsemeyi içeren yedi sınıf üzerinde %76 başarı elde ettik. Yöntemimizin literatürdeki diğer yöntemlerle karşılaştırmasını yaptık. (Eskil ve Benli, gönderildi)

Yüz ifadesi tanıma için önerdiğimiz yöntemde kullanılmıyor olmasına rağmen, ek olarak;

- Değişken biçimli nesnelerin ardışık video çerçevelerinde daha hassas izlenmesini sağlayan bir parçacık filtreleme tekniği önerdik. (Eskil, gönderildi)
- Anatomiye dayalı telkafes modelimiz üzerinde, kas kuvvetlerinin etkinleştirilmesiyle yüz ifadeleri benzetimi çalışmaları yaptık. Çoklu kasların etkinleşmesini de kapsayan tüm yüz ifadesi benzetimlerini gerçek zamanlı olarak yapabilen verimli bir algoritma önerdik. (Erkoç, 2013; Erkoç ve Eskil, gönderildi)

Bölüm 2

Problem Tanımı ve Genel Yaklaşım

Yüz ifadesi tanıma üzerine araştırmalar Duchenne de Boulogne'un 1800'lü yılların ortalarında insan yüzüne elektrik şokları uygulayarak yaptığı deneylere (de Boulogne ve Cuthbertson, 1990) kadar uzanır. Duchenne de Boulogne'ın çalışmalarından yaklaşık 10 yıl sonra Charles Darwin altı yüz ifadesinin kültürler arasında ortak olduğunu savunmuştur (Darwin, 1872). Öfke, iğrenme, korku, mutluluk, üzüntü ve şaşırma olarak belirlenen bu yüz ifadelerine örnekler şekil 2.1'de sunulmuştur.



Şekil 2.1: Altı temel yüz ifadesi – öfke, iğrenme, korku, mutluluk, üzüntü, şaşırma.

Yaklaşık 100 yıl sonra, Ekman ve Friesen yüz ifadesi analizi konusunda devrim sayılabacak çalışmalarını (Ekman ve Friesen, 1976, 1978) raporlamışlardır. Bu çalışmalar, yüz ifadesi kodlama sistemi (FACS) olarak bilinen yüz devinimleri ölçme ve analiz yöntemini literatüre kazandırmıştır. FACS yöntemi, yüz devinimlerini derecelendirmek için eylem birimlerini (AU) tanımlar. Eylem birimleri aracılığı ile yüz ifadelerinin analiz edilebilmesi psikoloji ve insan makina etkileşimi alanlarında etkili sonuçlar doğurmuştur.

Yüz ifadelerinin otomatik sınıflandırmasında piksel bazlı karşılaştırma yüksek boyut ve yetersiz örnek sayısı nedeniyle olanaklı değildir. Bu nedenle geometrik yaklaşımlarda nirengi sezimi ve bu nirengilerin devinimi üzerinden sınıflandırma yapılması kaçınılmazdır. FACS yaklaşımı eylem birimlerinin derecelendirilmesi için kullanılacak olan nirengi noktalarını sabitler. FACS yaklaşımına dayanmayan çalışmalarda nirengi noktaları sezgisel yaklaşımlarla kaş, göz, burun ve dudak kenarları gibi belirgin noktalar olarak belirlenir (Cristinacce ve Cootes, 2003, 2006; Ali Salah ve diğerleri, 2007; Çeliktutan ve diğerleri, 2008; Asteriadis ve diğerleri, 2009; Kozakaya ve diğerleri, 2010). Yüz hizalama ve çakıştırma metodlarının nirengi noktalarının belirlenmesinde de kullanılabilmesi gösterilmiştir (Wiskott ve diğerleri, 1997; Cristinacce ve Cootes, 2003; Ali Salah ve diğerleri, 2007; Wu ve diğerleri, 2008; Asteriadis ve diğerleri, 2009; Akakin ve Sankur, 2011). Nirengi noktaları farklı yönelim ve ölçeklerde Gabor süzgeçleri ile de sezilebilir (McKenna ve diğerleri, 1997; Bartlett, 1998; Fellenz ve diğerleri, 1999). Oldukça başarılı yüz sezimi algoritmaları (Rowley ve diğerleri, 1998; Viola ve Jones, 2004) bulunmasına rağmen nirengi sezimi halen çözülmüş bir problem değildir.

Nirengi noktalarının devinimi yüz ifadesinin tanınması için gerekli veriyi sağlar. Tanıma sisteminin girdisi bir imge dizisi olduğunda zamansal dinamik kullanılarak tanıma gürbüzleştirilebilir. Bunun için nirengi noktalarının ardışık çerçevelerde izlenmesi gereklidir. İzleme görünümüne (Lucas ve Kanade, 1981; Shi ve Tomasi, 1994; Cristinacce ve Cootes, 2006) veya bir yüz modeline (Cootes ve diğerleri, 2001; Ahlberg, 2002; Dornaika ve Davoine, 2004; Coşar ve Çetin, 2011) dayalı olarak gerçekleştirilebilir. Modele dayalı izleme, yüze ait önsel bilgiyi nirengi noktalarının görünümleri ile bütünleştirdiği için daha gürbüz sonuçlar üretme potansiyeline sahiptir.

Yüz ifadesi tanımının son aşaması nirengi noktalarının yer değiştirmesinin bilinen veya varsayılan ifadesiz yüz şablonu ile kıyaslanması ve sınıflandırmanın yapılmasıdır. SVM sınıflandırıcıların (Vapnik, 1995, 1998) yüz ifadesi sınıflarının Gauss olmayan dağılımlarını modellemekte başarılı olduğu gösterilmiştir. (Littlewort ve diğerleri, 2006). Michel ve Kalioby (Michel ve El Kaliouby, 2003), 22 nirengi noktası ve SVM sınıflandırıcılarla yaptığı deneylerle denekten bağımsız yüz ifadesi tanımada altı sınıf üzerinde %72 başarı elde etmiştir. Littlewort (Littlewort ve diğerleri, 2006) da AdaBoost kullanarak seçtiği Gabor süzgeçleri alt kümesinin çıktılarını ile SVM eğitmiştir.

Yukarıdaki paragraflarda sözünü ettiğimiz öznelilikler, yüzlerin piksel bazlı gözlemlerinden üst veri türetilmesini sağlarlar. FACS yaklaşımı, tanımladığı 46 adet eylem birimi ile üst veri türetimini bir adım daha ileri götürerek olası tüm yüz ifadelerini kapsayan bir küme oluşturmuştur. FACS eylem birimleri yüz ifadesi tanımada literatürde en sık kullanılan özneliliklerdir (Pantic ve Rothkrantz, 2004; Zhang ve Ji, 2005; Tong ve diğerleri, 2007; Wang ve James Lien, 2009; Tsalakanidou ve Malassiotis, 2010).

Literatürde, FACS eylem birimlerinin birer öznelilik olarak yüz ifadesi tanımadaki başarımını değerlendiren çok sayıda çalışma bulunmaktadır. Eylem birimleri arasından seçilen 17 elemanlı bir alt küme ile yedi yüz ifadesi üzerinde %92'ye varan başarı oranı elde edilmiştir (Kotsia ve diğerleri, 2008b). Başka bir çalışmada ise, FACS eylem birimlerine benzeyen sürekli öznelilikler kullanılmış ve Cohn-Kanade (Kanade ve diğerleri, 2000) yüz ifadesi veri bankası üzerinde %93 oranında başarı raporlanmıştır (Sebe ve diğerleri, 2007). Bu iki çalışmada 5 ve 10 yinelemeli çapraz sağlama yöntemi kullanılmıştır.

Literatürdeki bir yaklaşım, tüm video çerçevelerinin bir araya getirilmesi ile elde edilen kümenin yerine koymasız, rasgele eğitim ve sınama kümelerine ayrıştırılmasıdır (Sebe ve diğerleri, 2007). Burada gözden kaçabilecek bir nokta, bir deneğe ait bir yüz ifadesi imge dizisinin eğitim ve sınama setlerine paylaşılması olasılığıdır. Başka bir deyişle, %80-%20 eğitim seti-sınama seti dağılımında sınama setindeki bir çerçeve örneğinden hemen önceki veya sonraki çerçevenin eğitim setinde olması olasılığı yüksektir. Aşırı eğitilmiş ve veri setine uydurulmuş sınıflandırıcılardan kaçınmak için eğitim ve sınama kümelerine ayrıştırmada bir deneğin bir ifadesine ait imge dizisinin bölünmez bir bütün olarak kabul edilmesi gerekir. Bu yöntemin izlendiği çalışmalarda, CK+ veri bankası üzerinde elde edilen sınıflandırma başarıları %70-%85 aralığında olmuştur (Lucey ve diğerleri, 2010).

2.1 Amaç

FACS'ın tanımladığı 46 adet eylem birimi psikoloji alanında yapılan çalışmalarla, duyguların ifadeleri üzerine yapılan testlerden türetilmiştir. Baş, göz veya yüz devinimlerini simgeleyen her eylem biriminin bir ifadeye denk geldiği bilinmektedir. FACS, yüz üzerinde dokuzu yüzün üst yarısında, onsekizi yüzün alt yarısında, ve beşi genel olmak üzere otuziki eylem birimi tanımlar. Bu eylem birimleri yüz kaslarının hemen hepsinin etkinliğini kapsar.

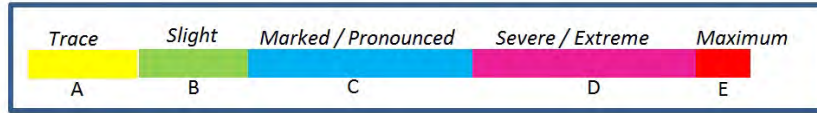
FACS kodlamasının temelini yüz ifadesi algısı oluşturduğu için eylem birimleri ile yüz kasları arasında bire bir eşleme olmasına dikkat edilmemiştir. Kasların bileşik kuvvetleri ile gerçekleştirilebilen eylem birimlerinin analizi hem uzmanlar, hem de algoritmik çözümler için oldukça zordur. FACS kodlaması üzerine yapılan uzmanlık eğitimlerinin 300 saate yakın sürdüğü ve bir dakikalık bir videonun bir uzman tarafından ancak 2 saatte çözümlenebildiği bilinmektedir (Braathen ve diğerleri, 2002).

FACS eylem birimlerinin bu karmaşıklığı yüz ifadesi tanıma algoritmalarının geliştirilmesinde farklı aşamalarda sorun olarak karşımıza çıkar. Aşağıdaki paragraflarda bu sorunları inceleyeceğiz.

1. Yüz devinimlerinin derecelendirilmesi

FACS kodlama sistemi, sürekli veya tekdüze olmayan bir derecelendirme sistemi tanımlamıştır. Şekil 2.2'de görüldüğü gibi C ve D dereceleri geniş bir eylem aralığını kapsar. Bu derecelendirme sistemi uygulandığında ufak ifade değişikliklerini gösteren değerli veri kaybedilmiş olur.

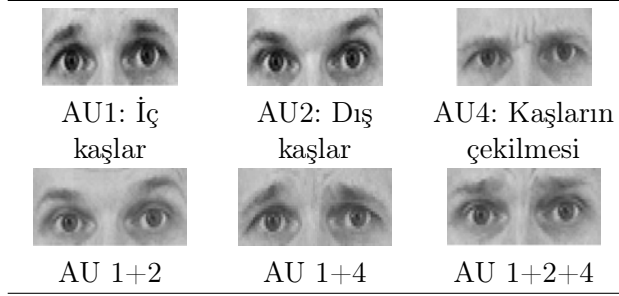
Algoritmik yaklaşımlarda bu kısıtı kaldırmak sürekli bir derecelendirme sistemi kullanılmasıyla mümkün olmuştur. Literatürdeki çalışmaların çoğunluğunda eylem birimleri, sınırları bulgu olmaması ve tepe ifade olan $[0, 1]$ aralığında derecelendirilmiştir.



Şekil 2.2: FACS derecelendirme aralıkları.

2. Bileşik ifadelerde eylem birimlerinin tespit edilmesi

Gerçek yüz ifadelerinin çoğunluğu eylem birimlerinin bileşik etkisi ile oluşturulur. Yüz ifadeleri üzerine yapılan bir çalışmada, gerçek ifadelerde 7.000'den fazla eylem birimi katışımı gözlemlenmiştir (Scherer ve Ekman, 1982). Eylem birimlerinin bileşik etkisi çoğu zaman doğrusal değildir. Şekil 2.3'te görüldüğü gibi, kaygı ifadesini oluşturan AU1 ve AU2 eylem birimlerinin bileşik etkisi iç kaşın kaldırılmasıdır. Eylem birimleri AU1, AU2 ve AU4 ise kaşların yukarı kaldırılmasını vurgular ve korku ifadesini oluşturur. Eylem birimlerinin tekil etkileri birleştiğinde oluşan ifadeyi tekrar eylem birimlerine ayırtırmak oldukça zordur ve geniş bir sorgu tablosu gerektirir.



Şekil 2.3: Eylem birimlerinin bileşik etkileri

3. Duyguların ifadelerinde bilinmeyen mekanizmalar

Gözlemlenen bir yüz ifadesinin eylem birimlerine ayrıştırılması problemi zordur. Dahası, böyle bir problemin çözüm kümesi tek olmayabilir. Şekil 2.3'te gösterilen, AU1 ve AU2 eylem birimlerinden oluşan yüz ifadesini ele alalım. Bileşik ifadeye AU1 eylem biriminin etkisi fark edilemeyecek kadar küçüktür. Buna rağmen bu ifadeye iç Frontalis kası aktiftir. *Sınırlı sayıda* nirengi noktası izlendiğinde, farklı kas kuvveti katışımları bu noktalar için aynı vektörel yer değiştirmelerine neden olabilir. Bu, özellikle çok sayıda kasın birleştiği dudak kenarlarında sıkça karşılaşılan bir durumdur.

Diğer bir deyişle, kısıtlı sayıdaki nirengi noktalarının gözlemlenen yer değiştirmeleri belli bir eylem birimi kümesinin etkin olduğu anlamına gelmez. Bir ifadeyi tanıyabilmek için yüz ifadesini etkin olarak oluşturan kasların belirlenmesi, etkin olmadığı halde deri ile birlikte yer değiştiren kasların göz ardı edilmesi önemlidir.

Bu projede, yüz üzerinde geniş bir alana yayılan nirengi noktalarının yüz ifadesinin oluşturulması sürecinde izlenmesi ile yüz kaslarının etkinlik derecelerinin belirlenmesini önerdik. Doğal olarak, yüz kasları tarafından uygulanan gerçek kuvvetlerin gözlemlenmesi, ancak electroencephalograph (EEG) gibi elektrik aktivite algılayıcıları ile mümkündür. Diğer taraftan, yüze uyarlanmış bir model, deri ve kasların fiziksel özellikleri ve dikkatle seçilmiş nirengi noktalarının gözlemlenen yer değiştirmeleri kullanılarak kas etkinleşmelerini kestirmek mümkündür.

Yüz derisinin altında yaklaşık olarak 46 adet tanımlanmış kas bulunmaktadır. Bu kaslar sadece kısalabilen, bu sayede bağlandıkları deri bölgesine çekme kuvveti uygulayan iplikli yapılardır. Kas iplikleri belli bir alan üzerinde deriye tutunurlar. Kas kuvvetinin farklı şiddette dağıldığı bu alana *kasın etki alanı* diyoruz.

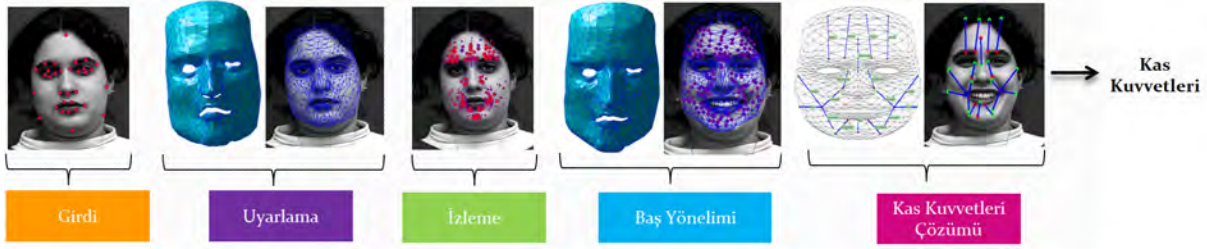
İnsan yüzleri ırklar ve kişiler arasında geniş farklılık gösterir. Diğer taraftan yüzün anatomisi bütün insanlarda aynı olan bir kas topolojisi sunar. Göz ve dudak kenarları gibi nirengi noktaları bilindiğinde deri altındaki kas yerleşimini oldukça hassas olarak kestirmek mümkündür. Bu yerleşim, bir kas etkinleştiğinde deri altında uygulanan kuvvetin dağılımını modellememizi sağlar.

Yüz üzerindeki her noktanın devinimi, o noktayı etki alanı içine alan kasların etkinlik derecelerinin belirlenmesi için bir bulgudur. Bu çalışmada kuvvet ve yer değiştirmeyi doğrusal bir sistem olarak modelliyoruz. Yüz üzerindeki kas sayısından daha fazla sayıda nirengi noktası izlendiğinde artık-belirtilmiş doğrusal bir denklem sistemi elde edilir. Bu sistem dışbükey eniyileme yöntemleri kullanılarak kas etkinleşmeleri için çözülebilir.

Yüz ifadelerinin kas etkinleşmeleri ile tanımlanması FACS yaklaşımlarının her üç kısıtı için de çözüm sunar: (1) Kasların etkinleşmeleri sürekli bir skala üzerinde çözülür ve izlenen nirengi noktası sayısı arttıkça çözüm hassasiyeti artar. (2) Dikkatlice yerleştirilmiş yeterli sayıdaki nirengi noktasının izlenmesi ile etkin her kasın uyguladığı kuvvetin belirlenmesi sağlanır. (3) En önemlisi, kas kuvvetlerinin kestirilebilmesi davranışsal ölçüleme sağlayarak duyguların ifadelerinde yeni mekanizmaların keşfedilmesine yol açabilecektir. Bu çıkarımı sağlayan yöntem, hem algoritmik çözümler hem de davranış bilimleri için önemli bir kilometre taşı olabilecektir.

2.2 Problem tanımı

Bu çalışma, yüz kaslarının etkinlik değerlerinin elde edilmesini ve bu değerlerin yüz ifadesi tanımada yeni öznitelikler olarak önerilmesini içerir. Öznitelik çıkarma algoritmamızın girdileri, 3 boyutlu bir yüz modeli ve ilk çerçevede nirengi noktaları işaretlenmiş bir yüz ifadesi imge dizisidir. İlk çerçevede bulunan yüzün ifadesiz ve yaklaşık olarak kameranaya dönük olduğunu varsayıyoruz. Yaklaşımımız, kas etki alanlarına dağıttığımız nirengi noktalarının dinamik olarak izlenmesi ve her çerçeve için kas etkinlik değerlerinin belirlenmesidir. Algoritmamızın çıktısı telkafes modeli üzerinde tanımlı tüm kasların etkinlik dereceleri olacaktır.



Şekil 2.4: Kas kuvvetleri çıkarım aşamaları.

Şekil 2.4'te gösterildiği gibi ilk çerçeve, yüz anatomisine uygun bir telkafes modelinin denegin yüzüne uyarlanması ve izlenecek olan nirengi noktalarının ilklendirilmesi için kullanılır. İzlenen noktalar ile baş yönelimi ve ifadeye bağlı biçim değişimleri kestirilir. Bu dönüşümler ve bağlı devinimler telkafes modeli üzerinde uygulanır. Modelimizde deri gerilme kuvvetlerinin uzama ve kısalma büyüklükleri ile ilintisi doğrusaldır.

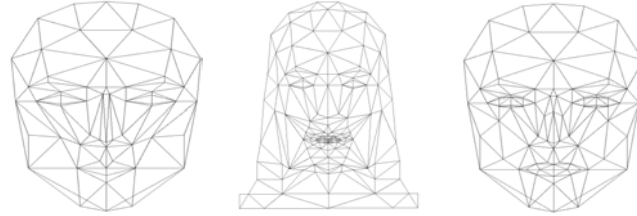
Bu raporun bölümlerinde önerilen yöntemin aşamaları; çözüm önerisi, deneysel sonuçlar ve elde edilen çıktılar bağlamında ele alınacaktır.

Bölüm 3

Yüz Modeli

Yüz ifadesi tanıma algoritmamızın girdilerinden biri 3 boyutlu ve insan yüz anatomisine uygun bir yüz modelidir. Literatürde sıkça kullanılan Candide modeli (Rydfalk, 1987) 75 düğüm ve 100 poligon ile oluşturulmuştur. Şekil 3.1’de gösterilen bu model yüz modelleme ve ifade benzetimleri için geliştirilmiştir. Bu modelin detaylandırılmış (Ahlberg, 2001) ve çok katmanlı versiyonları da (Terzopoulos ve Waters, 1990) literatürde önerilmiştir. Bir diğer çalışmada MRI görüntüleri kullanılarak insan yüzü, 32 yüz kası, kafatası katmanında 30 bin ve deri katmanında 850 bin poligon ile modellenmiştir (Sifakis ve diğerleri, 2005).

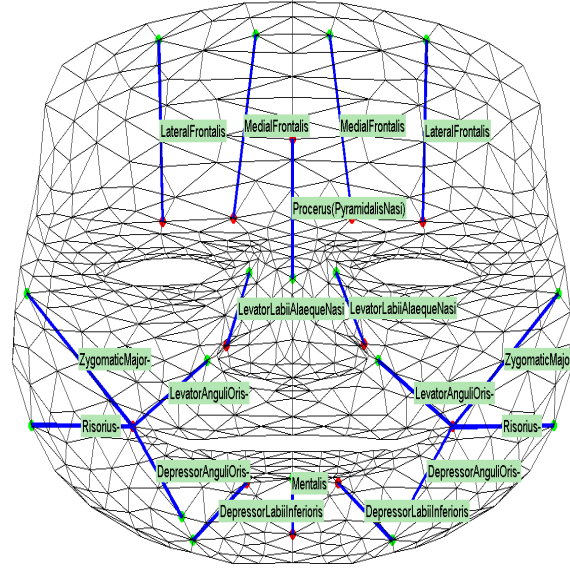
Candide modellerinin geliştirilmesindeki temel amaç tanımlanan 11 adet eylem birimi ile yüz ifadesi benzetimidir. Detaylı bir model olmaması nedeni ile gerçek ve belirsiz yüz ifadelerinin tanınması için yeterli değildir. Diğer taraftan Sifakis tarafından geliştirilen yüz modeli, sahip olduğu çok sayıda düğüm sayısı nedeni ile hızlı uygulamaların geliştirilmesi için uygun değildir. Bu proje kapsamında yeni bir yüz modeli geliştirilmiş ve önerilmiştir (Abeyesundera, 2011; Benli ve diğerleri, 2011; Abeyesundera ve diğerleri, kabul).



Şekil 3.1: Candide yüz modelleri (Rydfalk, 1987; Welsh, 1991; Ahlberg, 2001).

3.1 Anatomik yüz modeli – HIGEM

Bu çalışmada amacımız yüz ifadelerini gerçek zamana yaklaşan hızla tanımak olduğu için orta ölçekte detaya sahip bir yüz modeli geliştirdik. Önerilen model, 612 düğüm ve 1.128 poligona sahip, tek katmanlı HIGEM modelidir. Şekil 3.2’de görebileceğiniz bu model, yüz anatomisine uygun olarak 18 ana kas grubunu içerir. Her kas, kafatasına ve deriye bağlantı noktaları aracılığı ile tanımlanmıştır. Bu noktalar kas kuvvetlerinin yönünü ve dağılımını belirlemede kullanılır. Yüz modelimizi yeni kaslar tanımlayarak geliştirmek oldukça kolaydır. Bu proje kapsamında geliştirdiğimiz HIGEM modeli Işık Üniversitesi Örüntü Tanıma ve Makina Zekası laboratuvarında araştırmacılara sunulmuştur (Eskil, 2013).

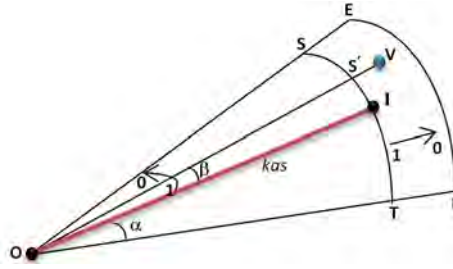


Şekil 3.2: HIGEM modeli – düğümler, üçgenel yüzeyler ve kaslar.

3.2 Kas modeli

HIGEM’de yüz kasları Waters’ın çalışmasına dayanarak dağınık kuvvet alanına sahip olarak modellenmiştir. İpliksi bir kas örneği şekil 3.3’de \vec{OI} vektörü olarak gösterilmiştir. Kasın kısılması, sınırlandırılmış alanda bulunan tüm düğümlere kuvvet uygulanmasına neden olur.

Şekil 3.3’te V , herhangi bir telkafes düğümünü, β , ipliksi kastan ayrılma açısını, α ise kasın etki alanının en yüksek açısını temsil eder. Kas tarafından düğümlere etkilenen kuvvet ayrılma açısı β açısız limit α ’ya ulaşırken azalır. Kas kuvveti merkezden deri bağlantı noktası I ’ya yaklaşırken artar, etki alanının dışsal alanında azalarak sifıra ulaşır.



Şekil 3.3: İpliksi kas modeli.

Kuvvetin azalma katsayılarını ayrılma açısı ve \vec{OI} vektörünün uzunluğuna göre belirleriz. Ayrılma açısına dayalı azalma katsayısı δ_A aşağıdaki gibi tanımlanmıştır;

$$\cos \beta = \frac{\vec{OI} \cdot \vec{OV}}{(\|\vec{OI}\| \times \|\vec{OV}\|)}$$

$$\delta_A = \begin{cases} \frac{\cos \beta - \cos \alpha}{1 - \cos \alpha} & \text{eğer } \cos \beta \geq \cos \alpha \\ 0 & \text{diğer} \end{cases} \quad (3.1)$$

İpliksi kas uzunluğu $\|\vec{OI}\|$ r , ve etki alanının yarıçapı $\|\vec{OE}\|$ r_{max} ile gösterilsin. Bu

durumda merkezden uzaklaşmaya dayalı (radyal) azalma katsayısı δ_R aşağıdaki gibi tanımlanabilir;

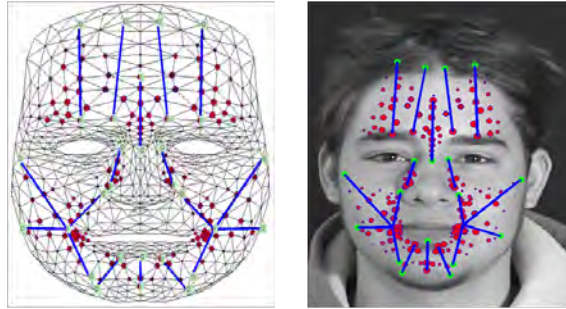
$$\delta_R = \begin{cases} \cos\left(\frac{r - \|\vec{\mathbf{O}\mathbf{V}}\|}{r} \frac{\pi}{2}\right) & \text{eğer } \|\vec{\mathbf{O}\mathbf{V}}\| \leq r \\ \cos\left(\frac{\|\vec{\mathbf{O}\mathbf{V}}\| - r}{r_{max} - r} \frac{\pi}{2}\right) & \text{eğer } r < \|\vec{\mathbf{O}\mathbf{V}}\| \leq r_{max} \\ 0 & \text{eğer } \|\vec{\mathbf{O}\mathbf{V}}\| > r_{max} \end{cases} \quad (3.2)$$

Genel azalma katsayısı ayrılma açısı ve radyal azalma katsayılarının çarpımı ile bulunur;

$$\delta = \delta_A \cdot \delta_R \quad (3.3)$$

İnsan yüzünde kaslar deriye tek bir noktadan değil, belli bir alanda dağınık olarak tutunurlar. Önerilen kas modeli bu fiziksel gerçekliğe uygundur. Ancak modelin fiziksel gerçekliğe yakınsaması için her kasa ait azalma katsayılarının parametreleri doğru seçilmelidir. Bu seçimi, yüz ifadesi veri bankamızın seçilen alt kümelerinde ifade tanıma deneylerinde elde ettiğimiz başarıya göre yaptık.

Şekil 3.4, kas modelimizin HIGEM düğümleri üzerindeki kuvvet dağılımlarını göstermektedir. Kırmızı noktaların çapları ipliksi kasların düğümler üzerinde uyguladıkları kuvvetlerin büyüklüklerini temsil eder. Kas kuvvetleri her zaman düğümden kasın kafatasına tutunma noktasına (\mathbf{O}) doğrudur.



Şekil 3.4: Kas kuvvetlerinin HIGEM düğümleri ve yüz imgesi üzerinde dağılımı.

Kasların etki alanındaki kuvvet dağılımlarını *kas haritası* olarak anacağımız \mathbf{A} matrisinde toplarız. Bu, n düğüm sayısı ve m kas sayısı iken $3n \times m$ boyutlarında bir matristir. \mathbf{A} matrisinin ilk üç satırı HIGEM üzerindeki her kasın uyguladığı birim kuvvetin birinci düğüme x , y ve z eksenlerindeki etkisini gösterir. \mathbf{A} matrisinin $m \times 1$ boyutlu kas kuvvetleri ile çarpımı bize her düğüm üzerindeki ve her eksendeki $3n \times 1$ boyutlu kas kuvvetlerini verir;

$$\mathbf{A}\vec{\mathbf{f}}_m = \vec{\mathbf{f}} \quad (3.4)$$

3.3 Çıktılar

Projenin bu aşamasında geliştirilen, anatomiye uygun kas yerleşimlerine sahip HIGEM yüz modeli, Işık Üniversitesi Örüntü Tanıma ve Makine Zekası Laboratuvarı'nın sayfalarında araştırmacılarla paylaşılmıştır (Eskil, 2013). HIGEM yüz modeli, proje kapsamında

tamamlanan iki yüksek lisans (Abeysondera, 2011; Erkoç, 2013) ve devam etmekte olan bir doktora tezinin (Benli, devam ediyor) önemli birer parçası olmuş, model uyarlamayı konu alan bir dergi makalesi ile literatüre sunulmuştur (Abeysondera ve diğerleri, kabul).

Bölüm 4

Yüz Modelinin Deneğe Uyarlanması

Nesnelerin modellenmesi ve tanınması görüntü işlemenin zor konularından biridir. İnsan yüzü, kişiler arası ve yüz ifadeleri ile gösterdiği farklılıklar nedeniyle, modellemede katı nesnelere göre farklı problemler sunar. Yüz modellemede amaç, genellikle yüz ifadeleri benzetimi için deneğe uygun bir örnek meydana getirmektir.

Çalışmamızın bu aşamasında yüz ifadesi tanıma ve benzetimi için yarı-otomatik bir yüz modelleme algoritması önerdik. Bu algoritmanın işlevi bir yüz imgesini girdi olarak genel bir yüz modelini deneğe uyarlamaktır. Genel yüz modelimizin (HIGEM) anatomik yapısı, deneğe uyarlamayı izleyen aşamalarda, yüz ifadelerinin analizi için kullanılabilir.

Üç boyutlu objelerin modellenmesinde en zor aşama gözlemlenen her nokta (veya piksel) için derinlik verisinin elde edilmesidir. Tarayıcı cihazlar kullanıldığında bu veri doğrudan cihazdan alınabilir. Çoklu kamera sistemleri kullanıldığında ise bağıntılı noktaların eşlenmesiyle derinliklerin kestirimi yapılır (Longuet-Higgins, 1987). Aynı yaklaşım, lazer işaretleme (Lee ve diğerleri, 1995) veya biçimli ışıklandırma (Proesmans ve Van Gool, 1997) gibi farklı kiplerdeki algılayıcılarla da uygulanabilir. Bu yaklaşımlarda gerekli olan bağıntı noktalarının eşlenmesi görevi işlemsel olarak karmaşıktır.

Tek bir yüz görüntüsünün mevcut olduğu durumlarda ise derinlik verisi gölgeler (Horn ve Brooks, 1989; Kemelmacher-Shlizerman ve Basri, 2011; Adm ve Said, 2011) veya devinim (Ullman, 1979; Hartley ve Zisserman, 2000; Torresani ve diğerleri, 2008) bilgisi kullanılarak kestirilebilmektedir. Bir diğer yaklaşım, istatistiksel yöntemlerin kullanımıyla gözlemlenen örüntünün model üzerinde tekrar oluşturulmasıdır (Essa ve Pentland, 1997; Blanz ve Vetter, 1999). Bu yaklaşımda insan yüzleri arasındaki değişim biçim ve örüntü kiplerine ayrılır. Her iki kip kişiler arasında olduğu gibi aynı kişi için başın yönelimi, yüz ifadesi ve kamera açısına göre değişiklik gösterir. İstatistiksel metodlar bu değişimi modellemeye ve gözleme dayalı yüz modelleri oluşturmaya çok uygundur. Bu yöntemlerin önemli bir kısıtı güvenilir istatistik çıkarmak için yüzlerce örneğe ihtiyaç duymalarıdır.

Tek çerçeveden yüz modellenmesini gölgeler veya devinim bilgisiyle başaran yöntemler, bir döngü içinde ve eşzamanlı olarak kamera özellikleri, gölge veya devinim benzetimi ve eşlenen nirengi noktalarının 3 boyutlu koordinatlarının hesaplanmasını gerektirdikleri için işlemsel olarak karmaşıklardır. İstatistiksel yöntemler ise eniyileme probleminin çözümü için gradyan, Jacobian ve yarı matris evriği gibi karmaşık hesaplar yapılmasını gerekli kılarlar. Bu nedenle, hassas sonuçlar üretmelerine rağmen gerçek zamanlı uygulamalar için kullanılmaları oldukça güçtür. Önerdiğimiz yarı-otomatik yüz modelleme yöntemi ise doğrusal zamanda çalışan, gerçek zamanlı analiz ve benzetime uygun, basit bir algorit-

madır.

Bu çalışma ile önerilen en yakın komşular ağırlıklı ortalama algoritması 3 boyutlu telkafes modelini (HIGEM) 2 boyutlu tek bir yüz imgesine oturtur. Yöntemimiz, yüz anatomisine dayalı HIGEM modeli dışında önsel bilgi veya eğitim setine gerek duymaz. Uyarılama işlemi tek aşamalıdır ve düğüm sayısına göre doğrusal bir işlem karmaşıklığında çalışır.

4.1 Üç boyutlu yüz veri bankaları

İki boyutlu yüz imgeleri deneğin profil görüntüsünün belirlenmesi için yeterli veri sunmazlar. Bu nedenle derinlik bilgisinin çıkarılması yetersiz-belirtilmiş bir problemdir. Önerdiğimiz modelleme tekniği 3 boyutlu modelin kestirimini sağlamaktadır. Yöntemimizin başarısını sınamak için veri bankamızın hem yüz görüntülerini, hem de deneğe ait 3 boyutlu veri bulutlarını içermesi gerekir.

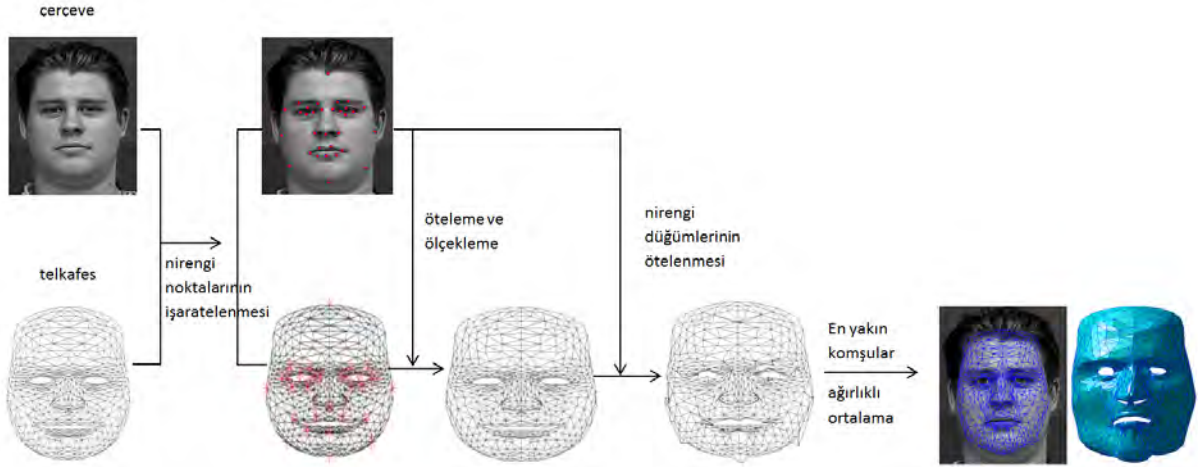
Literatürde insan yüzüne ait çok sayıda 3 boyutlu veri bankası sunulmuştur. Bu veri bankalarına ait özet bilgiler tablo 4.1’de bir araya getirilmiştir. Bu çalışmada Photoface (Zafeiriou ve diğerleri, 2011) ve Bosphorus 3D (Savran ve diğerleri, 2008) veri bankaları kullanılmıştır.

Tablo 4.1: Üç boyutlu yüz veri bankaları. Kipler (İ)fade, (I)şıklandırma, görüntünün (E)ngellenmesi, (B)aş yönelimi ve (K)onuşmayı içerir.

Database Name	Subjects	Resolution	Variation
3DRMA (Beumier ve Acheroy, 2001)	120	240 x 320	B
Bosphorus 3D (Savran ve diğerleri, 2008)	105	1128 x 1374	İ, E, B
BU-3DFE (Yin ve diğerleri, 2006)	100	1049 x 1329	İ, B
BU-4DFE (Yin ve diğerleri, 2008)	101	1040 x 1329	İ, B
CASIA (Li ve diğerleri, 2009)	100	640 x 480	E, I, B
CAS-PEAL (Gao ve diğerleri, 2008)	1040	360 x 480	İ, I, B
FRGC-v2.0 (Phillips ve diğerleri, 2005)	466	1704 x 2272	İ, I
GavabDB (Moreno ve Sanchez, 2004)	61	240 x 320	İ, B
Max Plank Inst. (Troje ve Bühlhoff, 1996)	200	786 x 576	İ, B
ND 2006 (Faltemier ve diğerleri, 2007)	888	240 x 320	İ, B
Photoface (Zafeiriou ve diğerleri, 2011)	453	1280 x 1024	İ, I
Texas 3DFRD (Gupta ve diğerleri, 2010)	284	720 x 480	İ, B
XM2VTS (Messer ve diğerleri, 1999)	295	720 x 576	B, K
York (Heseltine ve diğerleri, 2008)	350	240 x 320	İ, B

4.2 Nirengi sezimi

Yüzün geometrik yapısına dayalı modelleme yöntemlerinde ilk aşamada yüz görüntüsü üzerinde nirengi noktalarının sezimi yapılır. Bu çalışmanın kapsamı içinde nirengi noktalarının sezimi bulunmamaktadır. Ancak önerdiğimiz yüz ifadesi analizi yöntemini bir nirengi noktası sezimi algoritması ile tamamen otomatik hale getirmek olasıdır.



Şekil 4.1: En yakın komşular ağırlıklı ortalama algoritması.

Yüz sezimi için oldukça güvenilir algoritmalar (Rowley ve diğerleri, 1998; Viola ve Jones, 2004) bulunmasına rağmen, nirengi noktalarının sezimi halen araştırmaya açık bir problemdir. Göz bebekleri, kaşlar, burun ve dudak kenarları gibi belirgin noktalar düz yüzeylere oranla daha hassas olarak bulunabilir (Cristinacce ve Cootes, 2003, 2006; Ali Salah ve diğerleri, 2007; Çeliktutan ve diğerleri, 2008; Asteriadis ve diğerleri, 2009; Kozakaya ve diğerleri, 2010). Gabor süzgeçleri kullanılarak sezimin gürbüzlüğü iyilenebilir (McKenna ve diğerleri, 1997; Bartlett, 1998; Fellenz ve diğerleri, 1999) veya etkin biçim modelleri (Active Shape Models) kullanılarak sezimin hassasiyeti artırılabilir (Rogers ve Graham, 2002).

Farklı kiplerde özniteliklerin tümleştirilmesi ile yüz üzerindeki belirgin nirengi noktalarının %98,5'a varan oranda sezimi yapılabilmektedir (Çeliktutan ve diğerleri, 2008). Etkin görünüm modelleri (Valenti ve diğerleri, 2007) ve Haar taban fonksiyonları (Valstar ve Pantic, 2007) da nirengi noktası sezimi için başarı ile kullanılmıştır.

4.3 En yakın komşular ağırlıklı ortalama yöntemi

İki boyutlu yüz imgesi üzerinde gözlemlenen nirengi noktalarının üç boyutlu uzaya eşlenmesi yetersiz-belirtmiş bir problemdir. Bu nedenle girdi olarak tek imge alan çoğu algoritma döngülü eniyileme yöntemleri kullanırlar. Önerdiğimiz algoritma girdi olarak aldığı bir yüz imgesi ve nirengi noktaları işaretlenmiş genel bir telkafes modeli ile tek aşamada deneye uyarlanmış bir yüz modeli sunar. Algoritmanın aşamaları aşağıdaki gibidir.

1. Yüz imgesi üzerinde nirengi noktaları seçilir.
2. Nirengi noktalarının ağırlık merkezi bulunur.
3. Telkafes modeli 3 boyutlu uzayda, 3 boyutlu ve 2 boyutlu nirengi noktalarının ağırlık merkezleri kamera düzleminde çakışacak şekilde ötelenir.
4. Telkafes modelinin genişlik ve uzunluğu, 3 boyutlu nirengi noktalarının izdüşüm aralıklarının 2 boyutlu nirengi noktalarının aralıklarına oranı ile ölçeklendirilir.

5. İki boyutlu nirengi noktalarından ışın izleme (ray tracing) metodu ile 3 boyutlu nirengi noktalarının yeni koordinatları belirlenir.
6. Nirengi düğümü dışındaki düğümlerin koordinatları, en yakın k adet nirengi düğümünün yer değiştirmelerinin ağırlıklı ortalaması ile güncellenir.

Aşağıdaki paragraflarda algoritmamızın aşamalarını inceleyeceğiz.

4.3.1 Nirengi düğümlerinin seçimi

En yakın komşular ağırlıklı ortalama yöntemi, seçilen nirengi düğümlerine dayanarak tüm modeli günceller. Bu nedenle yüzün karakteristiğini tanımlayan nirengi düğümlerinin seçilmesi önemlidir.

Çalışmalarımıza 42 adet nirengi düğümü ile başladık. Yüz ifadesi tanıma yöntemi-miz için kasların yerleşiminin belirlenmesi kritik önemde olduğundan bu düğümlerin bir kısmını kasların deri ile birleşim yerlerinde seçtik. Bu şekilde yüz ifadesini tanımlayan devinimleri elde edebilmeyi hedefledik.

Nirengi düğümü sayısını azaltarak model uyarlama deneylerimizi tekrar ettik. Bu deneylerin sonucunu bölüm 4.4.2’de sunacağız. Kaşlar, gözler, dudaklar ve burunla beraber yüzün genel biçimini tanımlayan 32 nirengi düğümünün (şekil 4.2) yeterli hassasiyette sonuç verdiğini gözlemledik. İleri aşamalarda tüm deneylerimizi bu 32 nirengi düğümü ile yaptık.

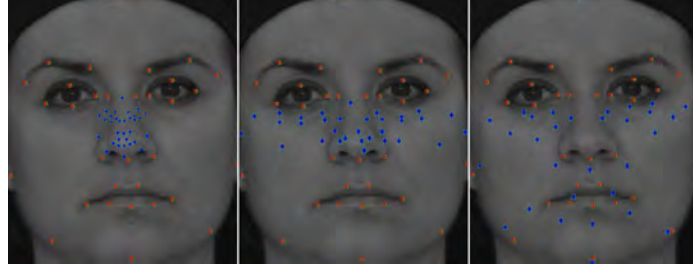


Şekil 4.2: Telkafes modeli üzerinde nirengi düğümleri, deneğe ait imge ve veri bulutu üzerinde nirengi noktaları.

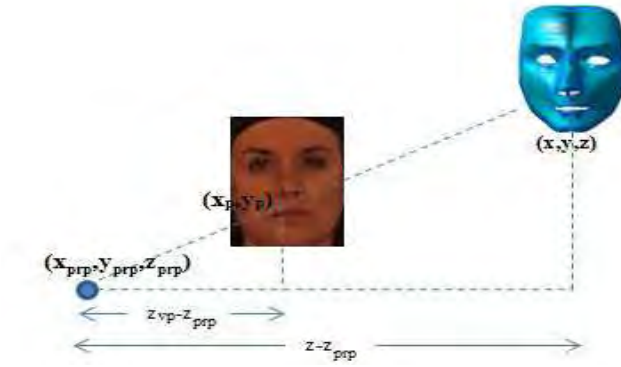
4.3.2 Telkafes modelenin hizalanması

Yüz imgesi üzerindeki nirengi noktalarını telkafes modeline yansıtmadan önce telkafes modeli yüz imgesi ile hizalanmalı ve ölçeklendirilmelidir. İlk hizalama 3 boyutlu nirengi düğümleri ve 2 boyutlu nirengi noktalarının ağırlık merkezleri kamera düzlemi üzerinde çakışacak şekilde yapılır.

Üç boyutlu uzayda eksenler üzerinde ölçeklendirmeyi ayrı ayrı yapıyoruz (şekil 4.3). Yüz imgesinin genişlik ve uzunluğu 2 boyutlu nirengi noktalarının x ve y eksenlerindeki en geniş aralıkları kullanılarak bulunur. Bu aralıkları kullanarak telkafes modelinin x ve y eksenlerindeki ölçeklendirmesi yapılır. z eksenindeki ölçeklendirme, (Luximon ve diğerleri, 2012)’nin yaptığı istatistiksel çalışmaya dayanarak, 3 boyutlu genişliğin 1.15 katı olarak kabul edilmiştir.



Şekil 4.3: Telkafes modelinin hizalandırılması, x ve y eksenlerinde ölçeklendirilmesi. Mavi noktalar 3 boyutlu telkafesin nirengi düğümlerinin izdüşümleridir.



Şekil 4.4: Kamera referans noktası ve imge üzerindeki öznitelik noktalarından ışın izleme.

4.3.3 Nirengi düğümlerinin ötelenmesi

Nirengi düğümlerinin ötelenmesini imge üzerindeki nirengi noktalarından ışın izleme yolu ile yapıyoruz. Işın izleme yöntemi şekil 4.4'te gösterilmiştir.

Perspektif izdüşüm, 3 boyutlu uzayda bir nokta ile kamera referans noktası tarafından tanımlanan ışının kamera düzlemi ile kesişimi bulunarak elde edilir;

$$x_p = x \left(\frac{z_{prp} - z_{vp}}{z_{prp} - z} \right) + x_{prp} \left(\frac{z_{vp} - z}{z_{prp} - z} \right) \quad (4.1)$$

$$y_p = y \left(\frac{z_{prp} - z_{vp}}{z_{prp} - z} \right) + y_{prp} \left(\frac{z_{vp} - z}{z_{prp} - z} \right) \quad (4.2)$$

Bu denklemlerde z_{vp} kamera düzleminin z koordinatını, $(x_{prp}, y_{prp}, z_{prp})$ ise kamera referans noktasını gösterir. Kamera referans noktasını z ekseninde seçerek bu denklemleri sadeleştirebiliriz;

$$f_p(x, y, z) = (x_p, y_p) = \left[x \left(\frac{z_{prp} - z_{vp}}{z_{prp} - z} \right), y \left(\frac{z_{prp} - z_{vp}}{z_{prp} - z} \right) \right] \quad (4.3)$$

Gözlemimiz sadece kamera düzlemi üzerindeki nirengi noktalarını içermektedir. Telkafes modeli üzerindeki bir nirengi düğümü, kamera referans noktası ve kamera düzlemi üzerindeki karşılık gelen nirengi noktasının oluşturduğu ışın üzerinde bulunmalıdır. Telkafes düğümlerinin yeni koordinatlarını, derinlik değerlerinin sabit kabul edildiği durumda çözebiliriz. Burada dikkat çekilmesi gereken nokta, telkafes modelinin hizalama ve ölçeklendirme aşamasında z ekseninde ölçeklendirilmiş olduğudur. Nirengi düğümleri için sabit z koordinatları kullanılarak perspektif izdüşüm denklemlerinin tersi alınır;

$$x = x_p \left(\frac{z_{prp} - z}{z_{prp} - z_{vp}} \right) \quad (4.4)$$

$$y = y_p \left(\frac{z_{prp} - z}{z_{prp} - z_{vp}} \right) \quad (4.5)$$

$$f_p^{-1}(x_p, y_p, z) = \left[x_p \left(\frac{z_{prp} - z}{z_{prp} - z_{vp}} \right), y_p \left(\frac{z_{prp} - z}{z_{prp} - z_{vp}} \right), z \right] \quad (4.6)$$

Bu denklemlerin türetiminde yaptığımız bir diğer varsayım da kamera iç parametrelerinden kaynaklanan görüntü bozulumunun ihmal edilebilir olduğudur. Deneylerimizde kullandığımız Bosphorus veri bankası kalibrasyon imgeleri veya kamera parametreleri sunmamaktadır. Yine de, standart kalibrasyon prosedürleri (Tsai, 1992) kullanılarak modelleme hassasiyetini artırmak mümkündür.

4.3.4 Nirengi olmayan düğümlerin ötelenmesi

Işın izleme metodu sadece nirengi düğümlerinin deneye uyarlanmasını sağlar. Telkafes modelimizdeki 612 düğümden sadece 32'si nirengi düğümü olarak işaretlenmiştir. Kalan 380 düğümün, nirengi düğümlerinin ötelenmesine uygun olarak deneye uyarlanması gerekir. Bu düğümler, k adet en yakın komşu nirengi düğümlerine ait yer değiştirmelerin ağırlıklı ortalaması ile ötelenir.

Nirengi düğümlerinin öteleme vektörleri Δv_i^l , hizalanmış ve ölçeklendirilmiş telkafes modeli üzerindeki koordinatlarından ışın izleme ile elde edilen yeni koordinatları çıkarılarak bulunur;

$$\Delta v_i^l = v_{i,\text{orij}}^l - v_{i,\text{yeni}}^l \quad (4.7)$$

Bir nirengi düğümünün nirengi olmayan düğümün ötelenmesine etkisi, bu iki düğüm arasındaki mesafenin karesiyle ters orantılı modellenmiştir. Her nirengi düğümünün diğer tüm düğümlere olan Öklid mesafeleri d_{ij} , HIGEM modeli için hesaplanmış ve bir tablo olarak saklanmıştır. Nirengi olmayan düğüm için öteleme v_j^{nl} , basit bir ağırlıklı ortalama işlemi ile bulunur;

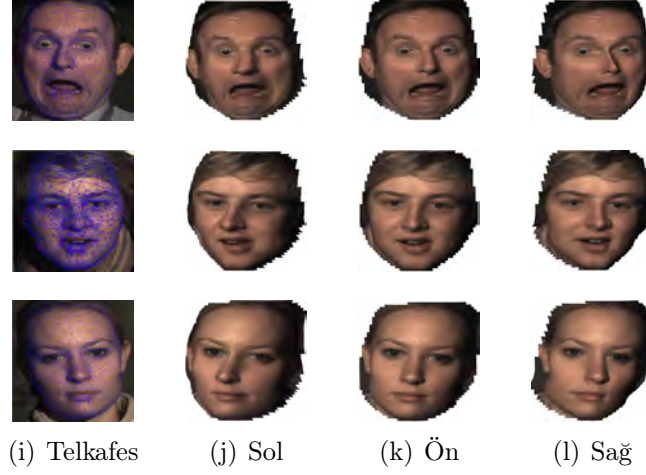
$$\mathbf{T}_j = \frac{\sum_{i=1}^k \frac{\Delta v_i^l}{d_{ij}^2}}{\sum_{i=1}^k \frac{1}{d_{ij}^2}} \quad (4.8)$$

$$v_{j,\text{yeni}}^{\text{nl}} = v_{j,\text{orij}}^{\text{nl}} + \mathbf{T}_j \quad (4.9)$$

4.4 Deneyler ve sonuçlar

En yakın komşular ağırlıklı ortalama yöntemini Photoface ve Bosphorus veri bankaları üzerinde denedik. Photoface veri bankası üzerinde modellenmenin görsel sınamasını yaptık. Bunun için, uyarlama sona erdiğinde orijinal dokuyu telkafes poligonları üzerine kapladık. Elde ettiğimiz modellerin farklı açılardan görüntülerini şekil 4.5'de görebilirsiniz.

Yöntemimizin sayısal sınaması için Bosphorus 3 boyutlu veri bankasını kullandık. Bu veri bankası 105 deneye ait yüz imgeleri ve karşılık gelen 3 boyutlu veri bulutlarını içerir. Bir deneyin (denek #7) veri bulutu doğru ayrıştırılmadığı için 104 deneyin ifadesiz yüz



Şekil 4.5: Photoface veri bankasından uyarlama örnekleri.

imgeleri ile deneylerimizi yaptık. Sayısal sınama için yüz imgeleri dışında veri bulutları üzerinde de nirengi noktalarını işaretledik.

4.4.1 Uyarlama başarımları kriterleri

Bir yüz modeli oluşturduğumuzda, bu modelin deneye ait veri bulutundan farkını sayısal olarak değerlendirmemiz gerekir. Bu amaçla, uyarlanmış modeli ve veri bulutunu ortak bir ölçüğe getirdik ve orijin üzerinde hizaladık. Her telkafes düğümünün veri bulutundaki en yakın komşusu ile arasındaki mesafeyi hata olarak tanımladık. Ortalama hatayı telkafes üzerindeki 612 adet düğüm için hesapladık. Aynı işlemi Procrustes analizi ile elde ettiğimiz uyarlanmış telkafes modeli için de tekrarladık. Etkin biçim modeli (ASM) nirengi noktalarının değişim kipleri üzerinde çalıştığı için sadece bu noktalar için uyarlama sağları. Bu nedenle ASM yönteminde ortalama hatayı sadece nirengi düğümleri için hesapladık.

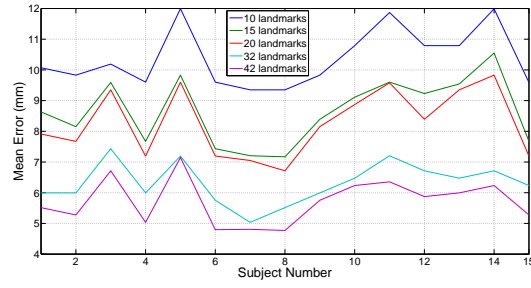
Deneklerin yüz boyutlarının farklılığı ortalama hatanın yorumlanmasını zorlaştırır. Tüm hata ölçümlerinin ortak bir ölçüğe getirilmesi için *bağlı hata* hesapladık. Her denek için bağlı hatayı, ortalama hatayı veri boyutunu sınırlandıran 3 boyutlu kutunun köşegen uzunluğuna bölerek bulduk.

4.4.2 Nirengi düğümlerinin seçilmesi

Yüz imgesi üzerinde çok sayıda nirengi noktasının seçilmesi veya algoritmik olarak bulunması hataya açık bir işlemdir. Bu nedenle, yüzün ayırıcı özelliklerini gösterebilen mümkün olduğunca az sayıda nirengi düğümü seçilmesi gerekir. Başta seçtiğimiz 42 adet nirengi düğümünü azaltmak için ortalama hatanın nirengi düğümü sayısı ile değişimini 15 rasgele denek üzerinde inceledik.

Beklendiği gibi, ortalama hata nirengi düğümü sayısı azaldıkça artmaktadır (şekil 4.6). Çalışmamız için 32 adet nirengi düğümünün yeterli hassasiyette uyarlama sağladığını gördük. Bu aşamadan sonraki tüm deneylerimizi bu nirengi düğümlerini (şekil 4.2) kullanarak yaptık.

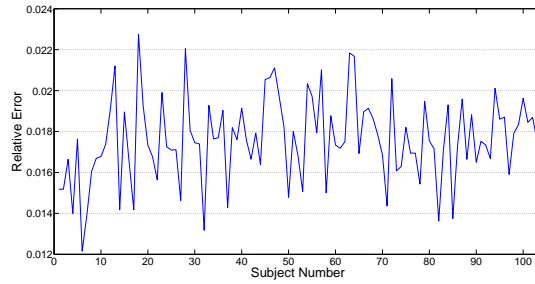
Benzer bir deneysel yöntemle, en uygun komşu sayısını 5 olarak belirledik. Komşu sayısı k çok düşük seçildiğinde modelin yumuşaklığının bozulduğunu, 10 değerinin üzerinde seçildiğinde ise ortalama hatanın artmaya başladığını gözlemledik.



Şekil 4.6: Nirengi düğümü sayısı ile ortalama hata değişimi.

4.4.3 Başarım değerlendirilmesi

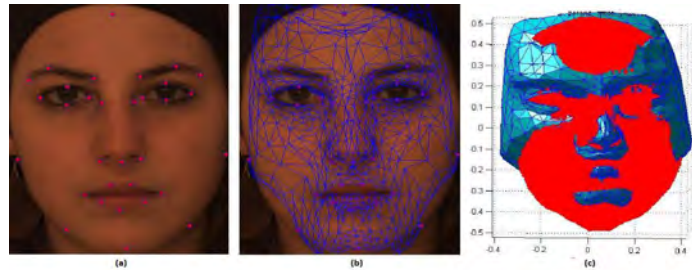
Bosphorus veri bankasından elde ettiğimiz 104 denek üzerine yaptığımız uyarlama deneylerinde bağıl hata değerlerinin ve değişimin oldukça düşük olduğunu gözlemledik (şekil 4.7). Bu deneyleri her denek için sadece karşıdan ve ifadesiz yüz imgesi üzerinde yaptık. Kısaca, her denek için sadece bir bağıl hata hesapladık.



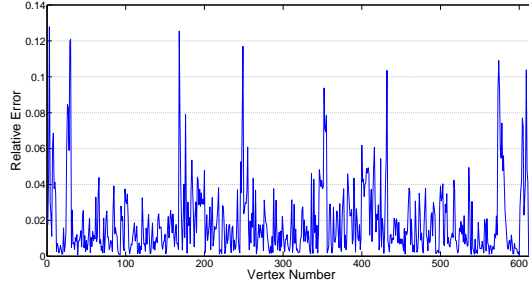
Şekil 4.7: Bosphorus veri bankasından edinilen 104 denek için 5 komşu ile bağıl hata.

Rasgele seçilen bir deneye yapılan uyarlama sonucunda elde ettiğimiz sonuçları şekil 4.8’de görebilirsiniz. Şeklin sağ tarafında uyarlanmış telkafes modeli üzerinde veri bulutu kırmızı noktalarla gösterilmiştir.

Aynı denek için uyarlanmış modelde her düğüm için elde edilen bağıl hatayı şekil 4.9’de sunduk. Şekilde görüldüğü gibi telkafes düğümlerinin büyük çoğunluğu düşük hata oranlarına sahiptir.



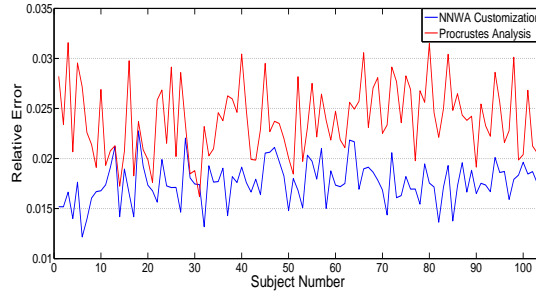
Şekil 4.8: Bir denek için yüz nirengi noktaları, uyarlanmış telkafes modelinin imge üzerine izdüşümü, uyarlanmış telkafes modeli ve deneye ait veri bulutu (denek 15)



Şekil 4.9: Uyarlanmış telkafes modelinde her düğüm için bağıl hata (denek 15)

4.4.4 Procrustes analizi ile karşılaştırma

Procrustes analizi (Schönemann, 1966) bir hizalama tekniği olarak çoğunlukla modellenin ilk aşamasında kullanılır. Şekil 4.10, 104 denek için en yakın komşular ağırlıklı ortalama ve Procrustes analizi yöntemlerinin bağıl hatalarını göstermektedir. Yöntemimizin Procrustes analizine göre tutarlı olarak daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir.



Şekil 4.10: En yakın komşular ağırlıklı ortalama ve Procrustes analizi yöntemleri için bağıl hata karşılaştırması.

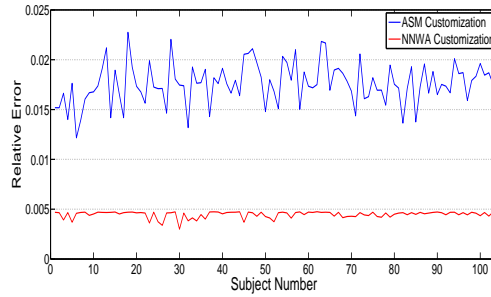
4.4.5 Etkin biçim modeli ile karşılaştırma

Etkin biçim modelleri (ASM) başlangıçta 2 boyutlu nesnelere için önerilmiştir. Bu çalışma kapsamında ASM yöntemini 3 boyutlu nesnelere uyarladık. Algoritmamız aşağıda özetlenmiştir.

1. Procrustes analizi ile tüm 3 boyutlu veri bulutları hizalanır (öteleme, döndürme ve yönbağımsız ölçekleme).
2. Hizalandırılmış veri bulutlarına PCA uygulanarak ortalama model \mathbf{m} ve değişim kipleri özvektörleri \mathbf{a} bulunur.
3. Nirengi düğümlerinin veri bulutundan kalan hatası için 6 serbestlik derecesinde Jacobian bulunur.
4. Gauss–Newton kestirimi ile dönüşüm parametreleri kestirilir.
5. Dönüşüm $\mathbf{m} + \sum_i \alpha_i \mathbf{a}_i$ parametrik modeli üzerinde uygulanır. α_i biçim parametreleridir.

6. Nirengi düğümlerinin veri bulutundan kalan hatası için biçim parametreleri üzerinde Jacobian bulunur.
7. Gauss–Newton kestirimi ile biçim parametreleri kestirilir.
8. Model yakınsayınca kadar 3. adıma geri dönülür.

Kalan hatayı yüz imgesi üzerindeki nirengi noktaları ile telkafes üzerindeki nirengi düğümlerinin izdüşümleri arasındaki Öklid mesafelerinin kareleri olarak tanımladık. Şekil 4.11 en yakın komşular ağırlıklı ortalama yöntemi ve ASM için bağıl hata değerlerini karşılaştırmaktadır. ASM yönteminin tutarlı olarak önerilen yöntemden daha başarılı olduğunu gözlemledik. Ancak sadece bu sonuca bakarak yöntemlerin tüm uygulamalar için geçerliliği hakkında karar vermemek gerekir. ASM istatistiksel ve döngülü bir eniyileme algoritması olarak uygulama kısıtlarına sahiptir.



Şekil 4.11: En yakın komşular ağırlıklı ortalama ve ASM yöntemleri için bağıl hata karşılaştırması.

ASM, değişim kiplerinin belirlenmesi için geniş bir 3 boyutlu veri setine ihtiyaç duyar. Önerilen algoritma genel bir telkafes modeli kullanır ve işlemlerini doğrudan yüz imgesi üzerinde seçilen nirengi noktalarını kullanarak yapar. ASM, döngülü bir eniyileme algoritması olarak evrensel optimuma yakınsamayı garantilemez. Buna ek olarak, ASM sadece eşleniği seçilen nirengi düğümleri üzerinde, önerilen algoritma tüm telkafes modelinin tüm düğümleri üzerinde uyarlama sağlar. Sunulan bağıl hata değerleri ASM için 32 adet nirengi düğümü üzerinden, önerilen yöntem için ise 612 adet telkafes düğümü üzerinden hesaplanmıştır.

4.4.6 İşlem karmaşıklığı

En yakın komşular ağırlıklı ortalama yönteminin literatürdeki diğer uyarlama yöntemlerine en önemli üstünlüklerinden biri hızıdır. Yöntemimizde, nirengi düğümlerinin diğer tüm düğümlere mesafeleri uyarlamadan önce ve sadece bir defa hesaplanmaktadır. Işın izleme yöntemi, hem nirengi düğümleri hem de diğer düğümler için doğrusal işlem karmaşıklığına sahiptir. Diğer taraftan literatürdeki çoğunluk yöntemler gibi ASM yakınsamaya kadar sürecek döngülü bir yapıya sahiptir ve her döngüde dönüşüm ve biçim parametrelerinin kestirimi için pahalı işlemler yapılmaktadır.

Tablo 4.2 önerilen yöntem, ASM ve Procrustes analizi algoritmaları için 104 denek üzerinde koşma zamanlarının karşılaştırılmasını sunmaktadır. Kod MATLAB ile yazılmış ve 2.2 GHz kişisel bilgisayar üzerinde koşturulmuştur. Procrustes analizi ve önerilen algoritma koşma zamanlarında benzer özellikler göstermektedir. ASM için koşma zamanı,

Yöntem	Ortalama(saniye)	Standart sapma (saniye)
Procrustes	0.0086	4.83×10^{-4}
NNWA	0.0134	4.99×10^{-4}
ASM	35.4464	2.622

Tablo 4.2: Procrustes analizi, önerilen algoritma ve ASM için 104 denek üzerinde koşma zamanları.

tahmin edilebileceği gibi oldukça yüksektir. ASM yöntemi, bir denek için ortalama 10 döngü yapmıştır. ASM yönteminin döngü sayısı ve evrensel eniyiye yakınsaması, ilklendirilmiş telkafes modelinin koordinatlarına ve ölçeğine doğrudan bağlıdır.

4.5 Sonuçlar

Çalışmamızın bu aşamasında telkafes modelinin denegin yüz imgesine uyarlanması için en yakın komşular ağırlıklı ortalama yöntemini önerdik. Bu yöntem nirengi noktaları işaretlenmiş tek yüz imgesi üzerinde çalışır.

HIGEM modeli üzerinde 32 adet düğümü nirengi olarak belirledik. Yüz imgesi üzerinde karşılık gelen nirengi noktaları el ile seçildi. Algoritmamız ışın izleme yöntemini kullanarak nirengi düğümlerinin ve diğer telkafes düğümlerinin 3 boyutlu uzayda ötelenmelerini sağlar. Nirengi olmayan bir telkafes düğümü için öteleme, en yakın k nirengi komşusunun ötelemelerinin ağırlıklı ortalaması ile bulunur. Bir nirengi düğümünün nirengi olmayan bir düğüme etkisi, uzaklığının karesinin tersiyle orantılıdır.

Önerilen algoritma istatistiksel bir yöntem olmaması nedeniyle bir veri bankasına veya eğitim setine gereksinim duymaz. Yöntem ile anatomiye dayalı HIGEM modeli için hızlı ve gürbüz uyarlama olanağı elde edilmiştir. Bosphorus veri bankasından elde edilen 104 denek üzerinde yapılan deneylerde yöntemin hassas ve güvenilir sonuçlar ürettiği doğrulanmıştır.

Yöntemimizi Procrustes analizi ve ASM yaklaşımları ile kıyaslayabilmek için Bosphorus veri bankasının 3 boyutlu veri bulutlarını gerçek veri olarak kullandık. Modellerin ölçek farklılıklarının deney sonuçlarının yorumlarını zorlaştırmaması için bağıl hata değerleri hesapladık. Önerilen algoritmanın tutarlı olarak Procrustes analizinden başarılı olduğunu gösterdik. Aynı şekilde, ASM yaklaşımı tutarlı olarak önerilen algoritmadan başarılı sonuçlar üretti.

Önerilen algoritma n düğüm sayısı iken $\theta(n)$ karmaşıklığa sahip olduğu için, döngülü algoritmalara oranla oldukça hızlıdır. Yüz anatomisi parametrelerine ve istatistiksel veriye gerek duymadan çalıştığı için; yüksek hız, çözünürlük ve ortalama hassasiyet gerektiren yüz ifadesi analizi yöntemlerinin ilk aşamasında kullanım için çok uygundur.

4.6 Çıktılar

Bu projede önerdiğimiz yöntem, denegin yüzünde ifadeye bağlı görülen yer değiştirmelerin hangi kas kuvvetleri altında oluşabileceğini hesaplamaktır. Elde edeceğimiz sonuçlar yüz modelleme algoritmasının performansına doğrudan bağlı olacaktır. Bu nedenle, güvenilir, yeterince hassas ve tüm telkafes için uyarlama gerçekleştiren bir yüz modelleme algoritmasının kullanılması, projenin başarısı için çok önemli görülmüştür.

En yakın komşular ağırlıklı ortalama algoritması farklı veri bankalarında denenmiş ve

elde edilen sonuçlar, önceki bölümde işlediğimiz HIGEM yüz modeli ile beraber, bir yüksek lisans tezi (Abeysondera, 2011), bir konferans bildirisi (Benli ve diğerleri, 2011) olarak yayımlanmış, dergi makalesi (Abeysondera ve diğerleri, kabul) olarak kabul edilmiştir.

Bölüm 5

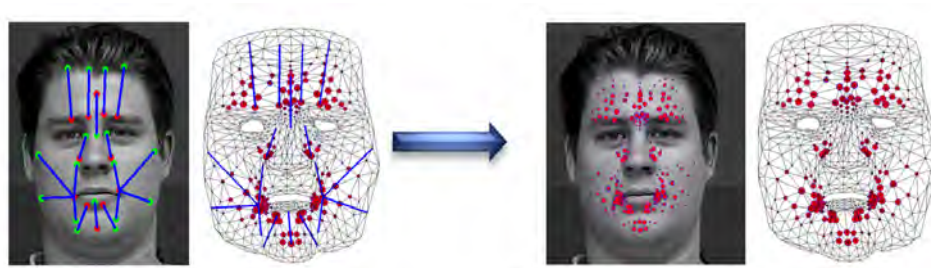
Yüzün Ardışık Çerçevelerde İzlenmesi

5.1 Nirengi noktalarının izlenmesi

Bir önceki bölümde ele aldığımız model uyarlama yöntemi ile HIGEM telkafes modelini ilk çerçeve üzerindeki yüz görüntüsüne uyarladık ve onunla hizaladık. İpliksi kas modelimizi (denklem 3.3) kullanarak, şekil 3.4'te örneklediğimiz gibi nirengi düğümlerini belirledik. Nirengi düğümlerinin kamera düzlemine izdüşümlerini nirengi noktaları olarak belirledik.

Bir sonraki aşamamız ardışık çerçevelerde nirengi noktalarını izlemek ve bu veriden yola çıkarak yüzün 3 boyutlu yönelimi ile yüz ifadesinden kaynaklanan bağıl devinimlerini kestirmektir. Nirengi düğümlerinin ardışık çerçevelerde izlenmesi için parçacık filtreleme (Isard ve Blake, 1998) ve optik akış (Lucas ve Kanade, 1981) algoritmaları denenmiştir. Optik akışın imge üzerindeki yumuşak dokularda daha hassas izleme sağladığı gözlemlenmiştir. Bu nedenle ifade tanıma sistemimizde optik akış yöntemi kullanılmıştır.

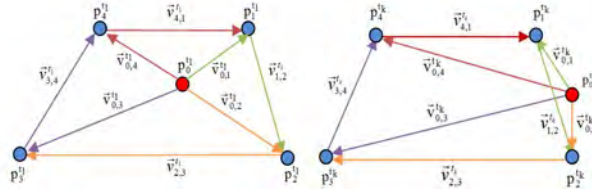
Nirengi noktalarının devinimleri bize hem yüzün yönelimi, hem de yüz ifadesi kaynaklı bağıl yer değiştirmeler için veri sağlar. Her çerçeve için kestirilen 3 boyutlu yönelimi telkafes modeline uyguladık. Bu hizalamadan sonra, telkafes düğümleri izdüşümleri ile nirengi noktaları arasındaki vektörel farkı yüz ifadesi kaynaklı bağıl devinimler olarak kullandık.



Şekil 5.1: Yüz imgesi üzerindeki nirengi noktalarının belirlenmesi. Sol: Kas etki alanları. Sağ: Düğümlerin izdüşümü ile nirengi noktalarının bulunması.

İzleme sırasında nirengi noktalarının kararsız kayması (drifting), hem baş yöneliminin hem de ifadeye dayalı devinimlerin kestiriminde önemli bir hata kaynağıdır. Kararsız kaymanın ardışık çerçevelerde sürmesi halinde nirengi noktası ve komşularının belirlediği topolojinin bozulduğu görülür. Şekil 5.2, nirengi noktası \mathbf{p}_0 'nun kararsız kayması ile t_k anında topoloji bozulmasını gösterir. Her nirengi noktası telkafes düğümünün anlık izdüşümüne denk gelmelidir. Telkafeste katlanmaya izin verilmediği sürece bu topoloji değişimi

olası değildir.



Şekil 5.2: İmge düzleminde kararsız kaymakta olan nirengi noktası.

Kararsız kaymakta olan bir nirengi noktasını belirlemek için vektör çarpımlarından faydalandık. Topoloji değişimini şekil 5.2’de $\vec{v}_{0,1}$ ve $\vec{v}_{1,2}$ vektörlerinin çarpımı göstermektedir. Bu vektörlerin çarpımı, \mathbf{p}_0 topolojik olarak kabul edilebilir alanda iken düzlem içine doğru iken, topoloji değiştiği noktada düzlem dışına doğru olur.

İlk çerçeve üzerinde telkafes modelimizin izdüşümleri ile nirengi noktalarını belirlediğimiz aşamada komşu nirengi noktalarını kullanarak vektör çarpımlarını hesapladık. Aynı vektör çarpımlarını her çerçeve için, nirengi noktalarının izlenmesinden sonra tekrar hesapladık;

$$\vec{c}_{1,2}^{t_k} = \vec{v}_{0,1}^{t_k} \times \vec{v}_{1,2}^{t_k} \quad (5.1)$$

Herhangi bir vektör çarpımının ilk çerçevede hesaplanmış olan yönünün tersine dönmelerini durum değişimi (topoloji bozulması) olarak belirledik. Durum değişimi belirlenen nirengi noktalarını *güvenilmez* olarak işaretledik. Diğer tüm nirengi noktalarını başın yönelimini belirlemek için kullandık.

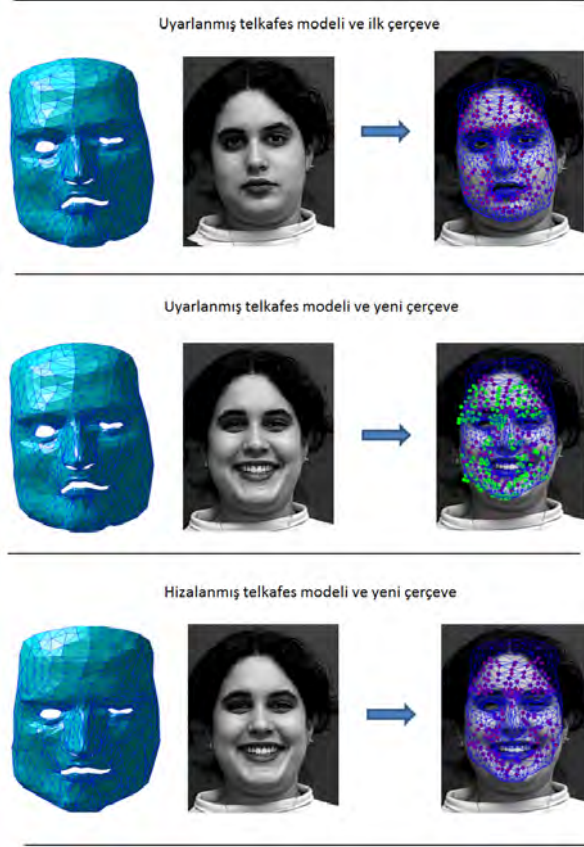
5.2 Baş yöneliminin kestirilmesi

Nirengi düğümlerinin bağıl hareketlerinin incelenebilmesi için telkafes modelinin çerçeve üzerindeki yüz imgesi ile doğru şekilde hizalanması zorunludur. Deneğin üç boyutlu uzaydaki altı serbestlik derecesinde baş yönelimini fırsatçı algoritma kullanarak belirledik. Fırsatçı algoritma ile elde edilen baş yönelimine bir örnek şekil 5.3’te gösterilmiştir. Baş yönelimi kestirimine benzer yaklaşımlar literatürde bulunabilir (Dornaika ve Ahlberg, 2006).

Başın üç boyutlu katı devinimi x , y , z eksenleri etrafında döndürme (θ) ve bu eksenler üzerinde ötelemelerle (T) ifade edilebilir;

$$\mathbf{b} = [\theta_x \theta_y \theta_z T_x T_y T_z] \quad (5.2)$$

Uygulanan fırsatçı algoritma döngü içinde her serbestlik derecesinde, pozitif ve negatif yönlerde dönüşüm arar. Her döngü, bir serbestlik derecesinde bulunan ve hatayı en aza indiren dönüşümün telkafes modeline uygulanması ile sona erer. Burada hata, düğüm izdüşümlerinin karşılık gelen öznelik noktalarından uzaklıklarının karelerinin toplamı olarak belirlenmiştir. Hata azaltımı belirlenen bir eşikten düşük olması durumunda döngü sona erer. Bu algoritma aşağıdaki gibidir.



Şekil 5.3: Telkafes modelinin gözlemlenen yüz imgesi ile hizalanması.

Algorithm 5.2.1: KATIDEVİNİM(V, P)

// V : Telkafes nirengi dugumleri
// P : Imge nirengi noktaları
 $b \leftarrow \{0, 0, 0, 0, 0, 0\}$

```

while maksimumHataAzaltimi > esikDeger
{
  sonHata  $\leftarrow$  kareToplam(izdusum( $V$ ),  $P$ )
  maksimumHataAzaltimi  $\leftarrow$  0

  for  $j \leftarrow$  serbestlik dereceleri
  do
    for  $k \leftarrow \{-adimBuyuklugu, adimBuyuklugu\}$ 
    do
       $V \leftarrow$  donusum( $V, b_j, k$ )
      hata  $\leftarrow$  kareToplam(izdusum( $V$ ),  $P$ )
      hataAzaltimi  $\leftarrow$  sonHata - hata
      do
        if hataAzaltimi > maksimumHataAzaltimi
        then
          maksimumHataAzaltimi  $\leftarrow$  hataAzaltimi
          enIyiDonusum  $\leftarrow$   $j$ 
          enIyiYon  $\leftarrow$   $k$ 
      if maksimumHataAzaltimi > 0
      then  $b\{enIyiDonusum\} \leftarrow b\{enIyiDonusum\} + enIyiYon$ 
}
return ( $b$ )

```

Bu algoritma CK+ veri bankasındaki tüm imge dizileri için baş yönelimini doğru olarak kestirdi. Ancak not etmek gerekir ki, fırsatçı algoritma başın hareketi imge düzlemine dik olduğunda güvenilir sonuçlar vermeyebilir. Bu durumda hatayı en aza indiren izdüşümler hem imge düzlemine dik öteleme dönüşümleri, hem de imge düzleminin eksenleri etrafında

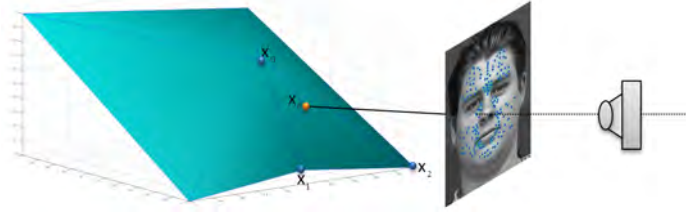
döndürmelerle elde edilebilir.

5.3 Bağıl devinimlerin kestirimi

Baş yönelimi kestirildiğinde telkafes modelimiz kamera düzlemi üzerinde gözlemlenen yüz imgesi ile hizalanmış olur. Yine de, telkafes düğümlerinin izdüşümleri tam olarak nirengi noktaları üzerine düşmeyecektir. Bu farklılıkların sebebi; (1) baş yöneliminin kestiriminde yapılan hatalar (2) izleme sırasında kararsız kaymakta olan öznitelik noktaları ve (3) öznitelik noktalarının yüz ifadesine dayalı bağıl hareketleri olabilir.

Önerdiğimiz fırsatçı algoritma (bölüm 5.2) başın ufak dönüşümleri için başarılı sonuçlar vermektedir. Diğer yandan, kararsız kaymakta olan öznitelik noktalarını belirledik ve onları güvenilir olarak işaretledik (bölüm 5.1). Diğer nirengi noktaları için, düğüm izdüşümleri ve nirengi noktaları koordinatları arasında gözlemlenen farklar çoğunlukla yüz ifadesine dayalı bağıl hareket kaynaklıdır.

Şekil 5.4 telkafes modeli üzerinde bir nirengi düğümünü ve komşularını göstermektedir. HIGEM telkafes modeli, yüksek çözünürlük ile küçük üçgen yüzeylerden oluşmaktadır. Bu yüzeylerin düzlem olarak kalacakları, yani tümseklenmeyecekleri ve kırışmayacakları kadar küçük olduklarını varsayıyoruz. Bu varsayım altında bir düğüm ancak üzerinde bulunduğu yüzeylerden birinde yer değiştirme yapıyor olabilir. Şekildeki örnekte \mathbf{x}_0 düğümü, \mathbf{x}_0 , \mathbf{x}_1 ve \mathbf{x}_2 tarafından tanımlanan yüzey üzerinde yürümektedir.



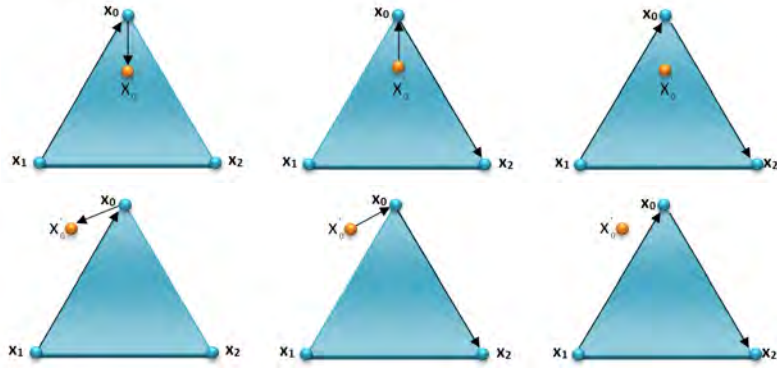
Şekil 5.4: Işın izleme yöntemi ile telkafes düğümlerinin yeni koordinatlarının belirlenmesi.

Telkafes düğümlerinin yeni koordinatlarını belirlerken, modelin deneye uyarlamasında yaptığımız gibi düğüm derinliklerinin sabit olduğunu varsayamayız. Ancak düğümün üzerinde yürümekte olduğu yüzeyi belirleyebilirsek, düğümün yeni koordinatlarını ışın-düzlem kesişimi kullanarak bulabiliriz. Düğüm, üzerinde bulunduğu yüzeylerden herhangi biri üzerinde yer değiştiriyor olabilir. Bu nedenle, kamera referans noktası ve kamera düzlemi üzerindeki nirengi noktasından geçen ışını, düğümün üzerinde bulunduğu tüm düzlemlerle kesiştiririz. Şekil 5.5'te gösterildiği gibi, bulduğumuz kesişim noktası \mathbf{x}'_0 bir üçgenle sınırlanan düzlemin içinde veya dışında kalabilir.

Nirengi düğümünün üzerinde bulunduğu her düzlem için üç dik vektörü tanımlayalım;

$$\begin{aligned}\vec{\mathbf{n}}_1 &= \overrightarrow{\mathbf{x}_1\mathbf{x}_0} \times \overrightarrow{\mathbf{x}_0\mathbf{x}'_0} \\ \vec{\mathbf{n}}_2 &= \overrightarrow{\mathbf{x}'_0\mathbf{x}_0} \times \overrightarrow{\mathbf{x}_0\mathbf{x}_2} \\ \vec{\mathbf{n}}_3 &= \overrightarrow{\mathbf{x}_1\mathbf{x}_0} \times \overrightarrow{\mathbf{x}_0\mathbf{x}_2}\end{aligned}\quad (5.3)$$

Bu denklemlerde \mathbf{x}_0 , \mathbf{x}_1 ve \mathbf{x}_2 , hizalanmış telkafes modeli üzerinde bir düğümü ve onun iki komşusunu gösterir. Kesişim noktası \mathbf{x}'_0 izlenen nirengi noktasının ışın-düzlem kesişimi



Şekil 5.5: Telkafes düğümünün üzerinde yürümekte olduğu düzlemin bulunması.

aracılığı ile bulunan olası yeni koordinatlarından biridir. Hipotez olarak bulunan kesişim noktasının üçgenle sınırlanan düzlemin içinde bulunabilmesi için her üç dik vektör aynı yönü göstermelidir;

$$\vec{n}_1 \cdot \vec{n}_3 > 1 - \epsilon \quad \text{and} \quad \vec{n}_2 \cdot \vec{n}_3 > 1 - \epsilon \quad (5.4)$$

Bu iki koşul, nirengi düğümünün hangi yüzey üzerinde yürümekte olduğunu, dolayısı ile düğümün yeni koordinatlarını belirlememizi sağlar. Bu işlem sadece *güvenilir* nirengi noktalarına karşılık gelen telkafes düğümleri için yapılır. Burada dikkat edilmesi gereken bir konu, bu iki koşul ile düğümün $\overrightarrow{x_1 x_2}$ kenarını aşmasına izin veriliyor olmasıdır. Düğüm, komşuları ile aynı yönde ilerlemekte olabileceği için *hızalanmış* telkafes üzerindeki komşularının belirlediği bu kenarı geçebilir.

Güvenilir düğümlerin yeni koordinatlarını belirlemek için kullandığımız bu yöntem oldukça gürbüz çalışmaktadır. CK+ veri bankasının tüm imge dizileri için denenmiş ve herhangi bir kararsızlığa neden olmadan modeli güncellememizi sağlamıştır.

Güvenilir olmayan nirengi noktalarına karşılık gelen düğümler için yeni koordinat kestirimi olası değildir. Bu telkafes düğümlerini, yüz ifadesi analizimize en az hata katkısı yapacak şekilde (1) komşularının aritmetik ortalamalarına geri çektik ve (2) izdüşümlerini alıp karşılık gelen nirengi noktalarının koordinatlarını güncelledik. Bu yöntem sayesinde kararsız kaymakta olan bazı nirengi noktalarının tekrar kararlı hale geldiklerini ve kalan çerçevelerde optik akış tarafından doğru izlenebildiklerini gözlemledik.

Bölüm 6

Kas Kuvvetlerinin Hesaplanması

Anatomik yüz modelimizi bölüm 3'te oluşturduk. Proje kapsamında geliştirdiğimiz ve HIGEM ismini verdiğimiz bu yüz modeli üzerinde 18 adet yüz kası, kafatası ve deriye tutunma noktaları işaretlenerek tanımlıdır. Kasların etki alanları içindeki düğümlere olan etkisini $3n \times m$ boyutlarına sahip, kas haritası ismini verdiğimiz \mathbf{A} matrisinde topladık.

Yüz ifadesi videosunun ilk çerçevesini HIGEM modelini deneğin yüzüne uyarlamak için kullandık. Bu aşamada, yine proje kapsamında geliştirilen en yakın komşular ağırlıklı ortalama yöntemini kullandık. HIGEM'in anatomik haritalara uygunluğu sayesinde deneğin yüzündeki kas yerleşimlerini kestirebildik.

Nirengi noktalarını, ardışık çerçeveler üzerinde optik akış yöntemini kullanarak izledik. Bu izleme sırasında kaybedilen (kararsız kaymakta olan) nirengi noktalarını belirledik ve *güvenilmez* olarak işaretledik. Fırsatçı algoritma yaklaşımı ile, kalan tüm nirengi noktalarını kullanarak başın yönelimini belirledik ve telkafes modeline uyguladık. Nirengi düğümlerinin yüz ifadesine bağlı bağlı devinimlerini, nirengi düğümlerinin üzerinde yürümekte olduğu yüzeyleri belirleyerek, ışın-düzlem kesişimleri ile bulduk. Böylelikle gözlemlediğimiz yüz imgesindeki ifadeye bağlı devinimleri telkafes modelimize yansıtmuş olduk.

Gözleme uygun şekilde yönelimi belirlenen ve biçimlendirilen telkafes modelimizin, hangi kas kuvvetleri altında bu bozulmayı gerçekleştirebileceğini bu bölümde ele alacağız. Bu aşama için öncelikle telkafes modelimizin sertlik (stiffness) matrisini hesaplayacağız.

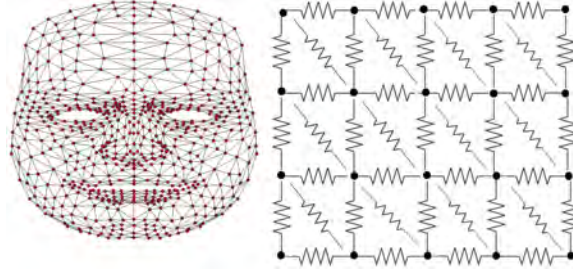
6.1 Sertlik matrisi

Kas kuvvetlerini kas haritası, telkafes düğümlerinin kestirilmiş devinimleri ve telkafes modelinin sertlik matrisini kullanarak hesaplayacağız. Telkafes modeli HIGEM üçgen düzlemlerden oluşan üç boyutlu bir yüzey olarak modellenmiştir. Bu modelde komşu düğümler arasındaki kenarlar, şekil 6.1'de gösterildiği gibi doğrusal yaylar olarak kabul edilmiştir.

Düğüm i üzerindeki, i ve j düğümlerinin yer değiştirmelerinden kaynaklanan yay kuvveti Hooke kuralı ile gösterilebilir;

$$\vec{\mathbf{f}}_{ij} = k_{ij}(l_{ij} - \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|) \frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|} \quad (6.1)$$

Bu denklemde k_{ij} , i ve j düğümleri arasındaki yayın sertlik sabiti, l_{ij} aynı yayın serbest haldeki uzunluğu, \mathbf{x}_i ve \mathbf{x}_j ise düğümlerin 3 boyutlu koordinatlarını temsil eder. Denk-



Şekil 6.1: Telkafes üzerindeki kenarların yaylar ile gösterimi.

lemde parantez içindeki değer yayın uzama veya kısılma büyüklüğünü verir. Sağ taraftaki oran \mathbf{x}_j 'den \mathbf{x}_i 'ye birim vektörü oluşturarak kuvvetin yönünü belirler. Üç boyutlu yay modellerinde düğümlerin 3 serbestlik derecesinde, x , y ve z eksenlerinde yer değiştirebiliyor olması, yöne, dolayısı ile vektör gösterimine dayalı bu modellemeyi zorunlu kılar.

Denklem 6.1'de skalar terimleri toplayarak aşağıdaki denklemleri elde ederiz;

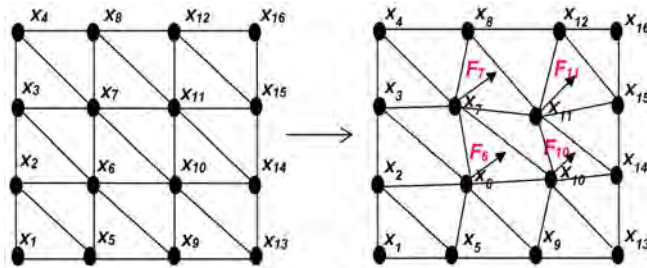
$$\begin{aligned} \vec{\mathbf{f}}_{ij} &= \alpha_{ij}(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j) \\ \alpha_{ij} &= k_{ij} \frac{l_{ij} - \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|} \end{aligned} \quad (6.2)$$

Etkin sertlik değeri, α_{ij} , her iki düğümün de devinimine dayalı olarak değişmektedir. Karşılıklı etkin sertlik değerleri α_{ij} ve α_{ji} birbirine eşittir. Tüm modeli doğrusal bir denklem sistemi ile gösterebilmek için etkin sertlik değerlerini bir sertlik matrisinde toplarız. Bir düğüm üzerinde, birden fazla komşu düğüm tarafından uygulanan kuvvet var ise etkin sertlik değerleri toplamır.

$$\mathbf{F} = -\mathbf{K}\mathbf{x} \quad (6.3)$$

Sertlik matrisi \mathbf{K} , n düğüm sayısı iken $n \times n$ boyutlarında bir matristir. Bileşke kuvvet matrisi \mathbf{F} ve düğüm koordinatları \mathbf{x} , n satır ve x , y , z eksenlerini gösteren 3 sütundan oluşur.

Sertlik matrisinin oluşturulmasına bir örnek için şekil 6.2'yi ele alalım. Bu ızgara 2 boyutlu olmasına rağmen 3 boyutlu uygulama için bir kısıt getirmez. Başka bir deyişle, ızgara üzerine, düzleme dik uygulanacak kuvvetler düğümleri düzlem içine veya dışına doğru yönlendirir ve kararlı şekilde salınımlarına neden olur. Sistemin kararlı olmasını sağlayabilmek için sınır düğümleri sabit tutulmuştur.



Şekil 6.2: Izgara telkafes modeli ve dışsal kuvvetler ile biçim değiştirmesi.

Düğüm \mathbf{x}_1 'in her iki komşusu da sabittir. Kenarlar üzerindeki yayların uzamaları veya kısaltmaları olası olmadığı için etkin sertlik değerleri sıfırdır. Buna bağlı olarak, sertlik matrisi \mathbf{K} 'nın ilk satırı sıfır olacaktır.

İkinci düğüm \mathbf{x}_2 'nin tek dinamik komşusu \mathbf{x}_6 'dır. Düğümün kendisi sabittir. Komşusu \mathbf{x}_6 'nın deviniminden kaynaklanan, \mathbf{x}_2 üzerindeki kuvvet aşağıdaki gibi hesaplanır;

$$\vec{\mathbf{f}}_2 = \vec{\mathbf{f}}_{26} = \alpha_{26}(\mathbf{x}_2 - \mathbf{x}_6) \quad (6.4)$$

Sonuç olarak, \mathbf{K} matrisinin ikinci satır ikinci sütun ve ikinci satır altıncı sütun değerleri, etkin sertlik değerleri α_{26} ve $-\alpha_{26}$ olacaktır. Burada dikkat edilmesi gereken bir konu, \mathbf{x}_2 farazi bir kuvvetle uzayda sabitlendiği için, bu kuvvetin kuvvet matrisi \mathbf{F} 'in ikinci satırında belireceğidir.

Bir düğümün birden çok komşusunun, düğümün veya komşularının devinimi ile yay kuvvetleri oluşturduğu durumu ele alalım. Bu durumda, düğüm için söz konusu kenarlar üzerindeki etkin sertlik değerleri toplanacaktır. Örnek olarak, \mathbf{x}_6 ve \mathbf{x}_7 düğümlerinin her ikisi de devinimleri sonucunda \mathbf{x}_3 düğümü üzerinde kuvvet uygulanmasına neden olabirler. \mathbf{x}_3 düğümü üzerindeki bileşik kuvvet aşağıdaki gibi hesaplanır;

$$\begin{aligned} \vec{\mathbf{f}}_3 &= \vec{\mathbf{f}}_{36} + \vec{\mathbf{f}}_{37} \\ &= \alpha_{36}(\mathbf{x}_3 - \mathbf{x}_6) + \alpha_{37}(\mathbf{x}_3 - \mathbf{x}_7) \\ &= (\alpha_{36} + \alpha_{37})\mathbf{x}_3 - \alpha_{36}\mathbf{x}_6 - \alpha_{37}\mathbf{x}_7 \end{aligned} \quad (6.5)$$

Bu denklem bize, sertlik matrisinin üçüncü satır üçüncü sütununun $\alpha_{36} + \alpha_{37}$ olması gerektiğini gösterir. Sertlik matrisinin üçüncü satırında, altıncı ve yedinci sütunlar $-\alpha_{36}$ ve $-\alpha_{37}$ olacaktır.

Düğüm \mathbf{x}_4 ve \mathbf{x}_5 için hesaplamalar önceki düğümler ile çok benzerdir. Bu örneklerin tamamında, söz konusu olan düğüm farazi bir dışsal kuvvetle sabitlenmiştir. Diğer taraftan, \mathbf{x}_6 sabit bir düğüm değildir;

$$\begin{aligned} \vec{\mathbf{f}}_6 &= \vec{\mathbf{f}}_{62} + \vec{\mathbf{f}}_{63} + \vec{\mathbf{f}}_{65} + \vec{\mathbf{f}}_{67} + \vec{\mathbf{f}}_{69} + \vec{\mathbf{f}}_{6,10} \\ &= \alpha_{62}(\mathbf{x}_6 - \mathbf{x}_2) + \alpha_{63}(\mathbf{x}_6 - \mathbf{x}_3) + \alpha_{65}(\mathbf{x}_6 - \mathbf{x}_5) \\ &\quad + \alpha_{67}(\mathbf{x}_6 - \mathbf{x}_7) + \alpha_{69}(\mathbf{x}_6 - \mathbf{x}_9) + \alpha_{6,10}(\mathbf{x}_6 - \mathbf{x}_{10}) \\ &= (\alpha_{62} + \alpha_{63} + \alpha_{65} + \alpha_{67} + \alpha_{69} + \alpha_{6,10})\mathbf{x}_6 \\ &\quad - \alpha_{62}\mathbf{x}_2 - \alpha_{63}\mathbf{x}_3 - \alpha_{65}\mathbf{x}_5 - \alpha_{67}\mathbf{x}_7 - \alpha_{69}\mathbf{x}_9 - \alpha_{6,10}\mathbf{x}_{10} \end{aligned} \quad (6.6)$$

Bu denklem sertlik matrisinin altıncı satırında, iki, üç, beş, altı, yedi, dokuz ve onuncu sütunları belirler. Yüz modelimizde, söz konusu ızgarada olduğu gibi yüzün sınırını belirleyen düğümler farazi birer kuvvetle sabitlenmiştir. Diğer düğümler üzerinde, kas etki alanlarına bağlı olarak dışsal kas kuvvetleri bulunabilir. Düğüm bir veya birkaç kasın etki alanında ise, kuvvet vektörü \mathbf{F} 'nin ilgili satırında bileşik kas kuvvetinin x , y ve z bileşenleri bulunacaktır. Aksi halde, ilgili satırda kuvvet değeri sıfır olacaktır. Gerçek uygulamada, izleme ve düğümlerinin koordinatlarında yapılan hatalar nedeniyle bu satır sıfıra yakın değerlerden oluşur.

Yukarıda verdiğimiz hesaplamayı, ızgaranın tüm düğümleri için tekrar ederek sertlik matrisini türetiriz. Şekil 6.2'de gösterilen ızgara için oluşturulan sertlik matrisi 16 satır ve

sütundan oluşur. Yer darlığı nedeniyle burada sertlik matrisinin ilk 6 satır ve sütununu gösterebiliyoruz;

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots \\ 0 & \alpha_{26} & 0 & 0 & 0 & -\alpha_{26} & \dots \\ 0 & 0 & \alpha_{36} + \alpha_{37} & 0 & 0 & -\alpha_{36} & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \alpha_{47} & 0 & 0 & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_{56} & -\alpha_{56} & \dots \\ 0 & -\alpha_{26} & -\alpha_{36} & 0 & -\alpha_{56} & (\alpha_{26} + \alpha_{36} + \alpha_{56} + \alpha_{67} + \alpha_{69} + \alpha_{6,10}) & \dots \\ \vdots & & & & & & \dots \end{bmatrix} \quad (6.7)$$

Bu ızgara modelinde, sınır düğümleri üzerindeki dışsal kuvvetler ızgarayı uzayda sabitleyen farazi kuvvetler olacaktır. Altı, yedi, on ve onbirinci düğümler üzerinde ortaya çıkabilecek kuvvetler ise, kas kuvvetleri olarak kabul ettiğimiz dışsal kuvvetlerdir.

6.2 Kas kuvvet modeli

Bu bölümün girişinde de değindiğimiz gibi, denklem 6.3 ile elde ettiğimiz dışsal kuvvet matrisi \mathbf{K} , $n \times 3$ boyutlarındadır. Bölüm 3.2’te türettiğimiz kas haritasını temsil eden \mathbf{A} matrisi ise $3n \times m$ boyutlarındadır. Kas haritasında ilk üç satır, her kas tarafından uygulanan birim kuvvetin birinci düğüme, x , y ve z eksenlerindeki bileşenlerini verir. Bu nedenle, kuvvet matrisi \mathbf{K} ’yi satırlar halinde dizerek $3n \times 1$ uzunluğunda, $\vec{\mathbf{f}}$ vektörünü elde ettik. Kas etkinleşmeleri $\vec{\mathbf{f}}_m$ ’i elde etmek için tanımladığımız anatomik model bu durumda aşağıdaki denklemle tanımlanır;

$$\mathbf{A}\vec{\mathbf{f}}_m = \vec{\mathbf{f}} \quad (6.8)$$

Bu, $3n$ adet denkleme ve m adet bilinmeyene sahip, doğrusal ve artık-belirtilmiş bir denklem sistemidir ve farklı eniyileme metodları ile çözülebilir. Çalışmalarımızda kas kuvvetlerinin çözümü için kısıtlı en küçük kareler yöntemini kullandık;

$$\vec{\mathbf{f}}_m = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \cdot \mathbf{A}^T \cdot \vec{\mathbf{f}}_s \quad , \quad \vec{\mathbf{f}}_m \geq 0 \quad (6.9)$$

Kısıtlı en küçük kareler yönteminin hassasiyeti, katsayı matrisi \mathbf{A} ’nın koşul sayısına bağlı olacaktır. Kas haritamız olan bu matrisin koşul sayısı deneğe uyarılama ile değişkenlik göstermektedir. Çalışmalarımızda, \mathbf{A} matrisi için koşul sayısının uyarılama sonrasında ortalama 4,50 olduğunu belirledik. Bu koşul sayısı, katsayı matrisimizin iyi koşullanmış olduğunu ve sonuçlarımızın güvenilir kabul edilebileceğini bize göstermektedir.

Bölüm 7

Temel Yüz İfadelerinin Tanınması

Elde ettiğimiz kas kuvvetlerinin sınıflandırma başarımını literatürde sıkça kullanılan yedi ifade üzerinde sınadık. Bu bölüme kullandığımız veri bankasının özelliklerini tartışarak başlayacağız. Elde ettiğimiz kas kuvvetlerinin görsel sınavasını yaptıktan sonra bilinen sınıflandırıcılarla başarımlarını değerlendirmeye çalışacağız. Son olarak, çalışmamızı bir bütünlük içinde literatürdeki diğer yöntemlerle karşılaştıracacağız.

7.1 Yüz ifadesi veri bankası

Sınıflandırma deneylerimize MMI veri bankası ile başladık. Ancak literatürde bir standart haline gelmiş olması nedeniyle CK+ veri bankası ile devam ettik. Sonuçlarımız bu veri bankası üzerinden sunulacaktır.

CK+ veri bankası FACS uzmanları tarafından kodlanmış 327 imge dizisi içerir. Bu imge dizileri, 118 denek tarafından gerçekleştirilen yedi adet yüz ifadesinden oluşur. Veri bankasında mutluluk, üzüntü, öfke, şaşırma, iğrenme, korku ve küçümseme ifadelerine örnekler bulunmaktadır. Her denek için yedi ifadenin tamamı toplanmamıştır.

CK+ kayıtları ifadenin doruk noktasında (apex) sona erer. İfadenin en iyi gösterimi imge dizisinin sonunda bulunduğu için her kayıt için son beş imge üzerinde bulunan kas kuvvetlerini örnek olarak topladık. Tablo 7.1 imge dizilerinin ifade sınıflarına dağılımını göstermektedir.


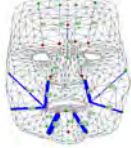

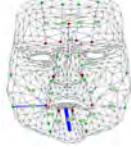

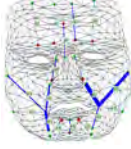

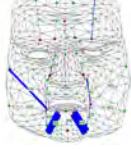

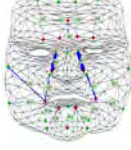

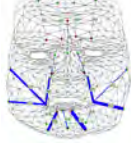
Tablo 7.1: İmge dizilerinin ifade sınıflarına dağılımı. Sınıflandırma deneylerinde her imge dizisinin son beş çerçevesi kullanılmıştır.

	Denek (imge dizisi) Sayısı
Mutluluk	69
Üzüntü	28
Öfke	45
Şaşırma	83
İğrenme	59
Korku	25
Küçümseme	18
Toplam	327

7.2 Belirlenen kas kuvvetleri

Her imge dizisinin işlenmesi, telkafes modelinin ilk çerçeve üzerindeki yüz görüntüsüne uyarlanması ile başlar (bölüm 4). En az bir kasın etki alanı içinde kalan düğümler belirlenir (bölüm 3.2), kamera düzlemine perspektif izdüşümü alınır ve nirengi noktaları olarak ilklendirilir. Nirengi noktalarının ardışık çerçevelerde optik akış yöntemi ile izlenmesi (bölüm 5.1), baş yönelimi (bölüm 5.2) ve telkafes düğümlerinin bağıl devinimlerini (bölüm 5.3) kestirmemizi sağlar. Bu devinimler ile her düğüm üzerindeki dışsal kuvvetler hesaplanır ve devinimlere neden olan kas kuvvetleri çözülür (bölüm 6.1).

Şekil 7.1’de elde ettiğimiz bazı sonuçlar görsel sınama için sunulmuştur. Telkafes üzerinde tanımlı her kasın uyguladığı kuvvetin büyüklüğü mavi çizgilerin kalınlığı ile gösterilmiştir. Örneğin, mutluluk ifadesinde yanaklar altındaki kas etkinliği oldukça fazladır. İğrenme ifadesi, burun kenarlarındaki kasların etkinliği ile diğer ifadelerden ayrılmaktadır. Bu tabloda küçümseme ifadesine ait örnek bulunmamasının sebebi, CK+ veri bankasında bu ifade dizinlerine ait hiçbir görüntünün yayınlanmasına izin verilmemiş olmasıdır.

	Doruk ifade	Kas etkinlikleri
Mutluluk		
Üzüntü		
Öfke		
Şaşırma		
İğrenme		
Korku		

Şekil 7.1: Yüz ifadeleri ve elde edilen kas kuvvetleri.

Mutluluk ve şaşırma ifadelerinde, gerçekte bulunmamasına rağmen çene üzerinde kas kuvvetleri belirlemiştir. Bunun nedeni, telkafes modelimizin bir kafatası katmanına sahip

olmaması nedeni ile çene hareketlerinin modellenmemesidir. Çenenin açılıp kapanması, telkafes modelimizin üzerinde kas etkinlikleri olarak yansır.

7.3 Sınıflandırma

Elde ettiğimiz kas kuvvetlerinin başarımını farklı sınıflandırıcılarla sınadık. Deneylerimizde bütün bir yüz ifadesi örneği veren bir imge dizisini sınama seti olarak aldık. Örnek kümemizde olan diğer 326 imge dizisini ise eğitim amacı ile kullandık. Bu uygulamayı, her bir imge dizisini sınama seti olarak kullanacak şekilde, 327 kere tekrarlayarak bağımsız geçerlilik sınaması yaptık.

Bir imge dizisi sınama seti olarak veri kümesinden çıkarılsa bile aynı deneğin başka bir yüz ifadesine ait örnekler eğitim setinde olabilir. Bunun sınıflandırıcının aşırı eğitimine neden olup olmayacağını görebilmek için deneylerimizi farklı bir yöntemle tekrarladık. Bu yöntemde, bir deneğin tüm imge dizilerini sınama seti olarak ayırdık ve kalan deneklerin ifadeleri ile sınıflandırıcıyı eğittik. Bu denemenin sonunda, eğitim setinde deneğin başka ifadelerine ait çerçeveler olmasının sınıflandırma performansında kayda değer farklılık yaratmadığını gördük.

Bağımsız geçerlilik sınamasının her döngüsü, sınama için ayrılan imge dizisine ait beş çerçeve için sınıflandırma sonucu verir. Bu sonuçları bir hata matrisinde bir araya getirdik. Deneylerimizi doğrusal ayırtaç analizi, naive Bayes, yapay sinir ağları ve destek vektör makinesi sınıflandırıcıları ile yaptık.

7.3.1 Doğrusal ayırtaç analizi

Doğrusal ayırtaç analizi, ayrıştırma için sınıflar arası değişiminin sınıf içi değişim oranını en büyüten doğrusal öznelitik tümleştirmesi yapar. İlk deneyimizde bu sınıflandırıcıyı basitliği, aşırı eğitime yol açmaması ve örneklerin sınıflara eşit dağılmadığı durumlara uygun olması nedeni ile seçtik.

Tablo 7.2, doğrusal ayırtaç analizi ile elde edilen sınıflandırma sonuçları için hata matrisini göstermektedir. En düşük başarı (%34) ile korku ifadesinde elde edilmiştir. Korku ifadesine ait örneklerin %26'sı hatalı olarak mutluluk olarak sınıflandırılmıştır. Aynı zamanda, öfke ve üzüntü ile öfke ve küçümseme sınıflarının sıklıkla karıştırıldığını gözlemleyebiliriz. Doğrusal ayırtaç analizi ile elde edilen ortalama başarı %66,2 olmuştur.

Tablo 7.2: Doğrusal ayırtaç analizi ile sınıflandırma sonuçları. (Ö)fke, (İ)ğrenme, (Ko)rku, (M)utluluk, (Ü)züntü, (Ş)aşırma, ve (Kü)çümseme.

	Ö	İ	Ko	M	Ü	Ş	Kü	%
Ö	128	16	3	6	47	0	25	57
İ	36	248	1	0	3	0	7	84
Ko	4	5	43	32	22	6	13	34
M	11	2	18	290	0	0	24	84
Ü	26	0	7	5	101	0	1	72
Ş	13	0	12	0	15	371	4	89
Kü	22	0	14	4	12	0	38	42

7.3.2 Naive Bayes

Naive Bayes sınıflandırıcısı da örneklerin sınıflara eşit dağılmadığı durumlar için çok uygundur. Naive Bayes ile yaptığımız deneyde özniteliklerin koşullu olasılıklarının Gauss dağılımına uygun olduğu varsayılmıştır. Tablo 7.3'te gösterildiği gibi, en düşük başarı %52 ile öfke sınıfından örnekler üzerinde elde edildi. Bu sınıfa ait örnekler şaşırma hariç diğer tüm sınıflarla karıştırıldı. Naive Bayes ile elde edilen ortalama başarı %71,6 olarak hesaplandı.

Tablo 7.3: Gauss dağılımları ile Naive Bayes sınıflandırma sonuçları.

	Ö	İ	Ko	M	Ü	Ş	Kü	%
Ö	52	42	17	26	61	1	26	23
İ	2	254	2	22	2	8	5	86
Ko	1	0	73	38	5	6	2	58
M	0	2	12	326	0	2	3	94
Ü	2	0	7	5	120	5	1	86
Ş	0	1	37	0	12	359	6	87
Kü	3	0	6	16	5	0	60	67

7.3.3 Yapay sinir ağları

Yapay sinir ağları, doğrusal olmayan karar sınırlarının ortaya çıkarılması için uygun sınıflandırıcılardır. Yapay sinir ağları ile sınıflandırma yapmak için girdi sayısını 18 (kas öznitelikleri sayısı), çıktı sayısını 7 (sınıf sayısı) olarak seçtik. Yedi elemanlı karar vektöründe sıfır sayısı örneğin sınıfa ait olmadığını, bir sayısı da örneğin sınıfa ait olduğunu gösterir. Geçerlilik sınaması kümesi üzerinde deneme-yanılma yöntemi ile en yüksek performansın 15 saklı düğüm ile elde edildiğini bulduk. Eğitim algoritmasını Levenberg-Marquardt geriye yayılım olarak seçtik.

Tablo 7.4, yapay sinir ağları ile elde ettiğimiz sınıflandırma sonuçlarını göstermektedir. Ortalama sınıflandırma başarımının %66,9 olarak belirlendiği bu deneyde en düşük başarı oranları %37 ve %40 ile küçümseme ve korku ifadelerinde elde edilmiştir.

Tablo 7.4: Yapay sinir ağları ile sınıflandırma sonuçları.

	Ö	İ	Ko	M	Ü	Ş	Kü	%
Ö	128	26	10	17	31	8	5	57
İ	15	268	7	2	1	2	0	91
Ko	12	5	50	29	8	12	9	40
M	5	0	21	308	0	0	11	89
Ü	33	0	7	0	88	2	10	63
Ş	4	3	10	1	11	381	5	92
Kü	22	4	12	9	10	0	33	37

7.3.4 Destek vektör makinesi

Destek vektörü makinesi ikili bir sınıflandırıcıdır. Ancak çoklu sınıflandırma problemlerinde kullanılmak üzere uyarlanabilir. Bu amaçla her ikili sınıf katışımı için bir destek vektör makinesi eğittik.

Bir çerçeveden elde edilen ve kas kuvvetleri özneliliklerinden oluşan bir örnek verildiğinde, her ikili destek vektör makinesi bir sınıf için karar üretir. Kas kuvvetlerini destek vektör makinelerinin tüm katışımalarına öznelilik olarak verdik ve sınıflandırma kararlarını aldık. Destek vektör makineleri tarafından en çok oylanan sınıfı çerçeve için ifade sınıfı olarak kabul ettik.

Tablo 7.5: Çoklu sınıflar için uyarlanan destek vektör makineleri ile sınıflandırma sonuçları.

	Ö	İ	Ko	M	Ü	Ş	Kü	%
Ö	144	20	7	7	24	1	22	64
İ	32	253	3	4	0	0	3	86
Ko	10	5	73	16	10	7	4	58
M	13	6	22	300	0	0	4	87
Ü	22	0	7	0	108	0	3	77
Ş	5	0	17	0	5	377	11	91
Kü	14	2	6	1	5	0	62	69

Tablo 7.5 destek vektör makineleri ile yaptığımız sınıflandırma deneyinin sonuçlarını sunmaktadır. Bu sınıflandırıcı ile en yüksek başarıyı %91 ile şaşırma sınıfında elde ettik. Doğrusal ayırtaç analizinde olduğu gibi öfke ve üzüntü sınıfları sıklıkla karıştırıldı. En düşük başarıımız %58 ile korku sınıfında oldu. Bu sınıftan çok sayıda örnek mutlulukla karıştırıldı. Destek vektör makineleri ile ortalama başarıımız %76,0 olarak belirlendi.

7.3.5 Rasgele çapraz sağlama

Son olarak, bir ifadeye ait imge dizisinin tamamı yerine örnekler kümemizden rasgele seçtiğimiz %10 örneği sınama kümesi, kalan örnekleri ise eğitim kümesi olarak kullanarak 10 tekrarlı geçerlilik sınaması yaptık. Bu çalışmamızda destek vektör makinesi sınıflandırıcısı kullandık. Deney sonuçları tablo 7.6'da gösterilmiştir.

Tablo 7.6: Destek vektör makinesi ile geçerlilik sınaması kümesi rasgele seçilerek elde edilen sınıflandırma sonuçları.

	Ö	İ	Ko	M	Ü	Ş	Kü	%
Ö	171	11	6	2	13	1	21	76
İ	14	277	1	0	0	0	3	94
Ko	1	0	108	9	2	2	3	86
M	2	4	20	316	0	0	3	92
Ü	6	0	3	0	130	0	1	93
Ş	5	0	11	0	5	382	12	92
Kü	4	0	1	0	1	0	84	93

Görüldüğü gibi sınama kümesinin rasgele seçilmesi durumunda sınıflandırma başarıımı önemli bir artışla ortalama %89'a çıkmaktadır. Literatürde benzer yöntemle yapılan deneyler sıkça görülmesine rağmen, bu sonuç yeni bir örnek üzerinde aynı başarı oranının elde edileceğinin göstergesi değildir. Bu nedenle, önerilen sistem için tutarlı ve güvenilir başarı oranı için önceki tablolarda verilen sonuçlar alınmalıdır. Bu deneyi yapmamızın nedenini ve çıkarımlarımızı daha detaylı olarak sonuçlar kısmında tartışacağız.

7.4 Sonuçlar

Bu projede önerilen kaslara dayalı öznitelikler ile elde ettiğimiz sınıflandırma başarı oranları %66–76 aralığında gerçekleşti. Bu oran insanların yüz ifadesi tanıma eşiğine (Ekman ve Friesen, 1976; Bassili, 1978) yakındır. Geçtiğimiz yıllarda sunulan bir çalışma (Goeleven ve diğerleri, 2008) insanların yüz ifadesi tanıma başarımları ile karşılaştırma için iyi bir ölçüt sunar. Bu çalışmada temel ifadeleri tanımda insanların yetkinliği ölçülmüştür. Çalışmada kullanılan Karolinska Directed Emotional Faces veri bankası, küçümseme ifadesini içermemekle birlikte CK+ veri bankasına oldukça benzer diğer örneklerle sahiptir. İnsanların ve önerdiğimiz yüz ifadesi tanıma algoritmasının başarı oranları tablo 7.7’de karşılaştırılmıştır. Bu değerler bize, önerdiğimiz yeni özniteliklerle yapılan sınıflandırmanın yüz ifadesi tanımda insanlar kadar başarılı olabildiğini göstermektedir.

Tablo 7.7: Kas öznitelikleri ve destek vektör makinesi ile yapılan sınıflandırma ile insanların yüz ifadesi tanıma oranları karşılaştırması.

	A	D	F	H	Sa	Su
İnsan	79	72	43	93	77	96
Kas öznitelikleri – SVM	64	86	58	87	77	91

Tablo 7.8 önerdiğimiz yöntem ile literatürde öne çıkan algoritmaların karşılaştırmalı değerlendirmesini sunar. Sebe tarafından (Sebe ve diğerleri, 2007) daha basit bir problem olan dört adet yüz ifadesi tanımda daha yüksek başarılar elde edilmiştir. Yine Kotsia (Kotsia ve diğerleri, 2008b), destek vektör makineleri ile biçim öznitelikleri kullanarak ve MRBF yapay sinir ağları ile doku ve biçim öznitelikleri kullanarak daha yüksek başarı oranları elde etmiştir.

Bu çalışmalarda bir imge dizisinin tamamı sınama kümesi olarak eğitim kümesinden ayrılmamıştır. Bunun yerine, tüm çerçeveler bir araya getirilmiş ve rasgele olarak sınama ve eğitim kümelerine bölüştürülmüştür. Küçük bir sınama kümesi ayrıştırıldığında, eğitim sırasında sınıflandırıcıya sınama kümesindeki bir örnekle aynı imge dizisinden başka bir örnek verilmiş olması ihtimali oldukça yüksektir. Eğitim kümesi içinde sınama kümesindeki örneklerle çok yakın örnekler bulunması nedeni ile bu değerler yüz ifadesi tanıma sisteminin başarımını gerçekçi şekilde yansıtmaz. Bu yöntemle alınan sonuçlar, ancak bir çerçeve dizisi için elde edilen özniteliklerin tutarlı olduğunun ve destek vektör makinesi gibi sınıflandırıcılarla üst düzleme eşlemlenerek diğer tüm çerçeve dizilerinden ayrıştırılabildiğinin göstergesidir.

Bizim eğitim yöntemimiz bir imge dizisine ait tüm çerçevelerin sınama seti olarak ayrılması temeli üzerine dayanır. Bu yöntem Lucey tarafından (Lucey ve diğerleri, 2010) da izlenmiştir. Bu çalışma da CK+ veri bankasındaki 327 imge dizisi üzerinde yapılmıştır. Lucey’in çalışmasında biçim ve görünüm öznitelikleri üzerinden yapılan sınıflandırma başarımı (%50 ve %67) kas kuvvetleri özniteliklerinin başarımından (%76) düşüktür. Ancak, tümleştirilmiş biçim ve görünüm öznitelikleri ile %83,3 başarı oranı elde edilmiştir. Bu yöntem, görünüme dayalı öznitelikleri gerektirdiği için önerdiğimiz yöntemden işlemsel olarak daha karmaşıktır.

CK+ veri bankasında en zorlu görevler öfke ile üzüntü, öfke ile küçümseme ve mutluluk ile korku sınıflarının birbirinden ayrılmasıdır. Bunun nedenlerini özellikle yöntemimiz tarafından yanlış sınıflandırılan örnekleri incelediğimizde görebiliyoruz. Şekil 7.2 yanlış sınıflandırılan bazı korku ve mutluluk ifadelerini gösterir. Bu şekildeki çerçeveler, korku,

Tablo 7.8: Önerilen yöntemin literatürde öne çıkan diğer yöntemlerle karşılaştırması

Çalışma	Yöntem	Başarım	Sınıf	Veri bankası
Proje kapsamında önerilen kas kuvveti öznelikleri	LDA	%66,2	7	CK+
	NB	%71,6		
	NN	%66,9		
	SVM	%76,0		
Lucey (Lucey ve diğerleri, 2010)	SVM (biçim)	%50,0	7	CK+
	SVM (görünüm)	%66,7		
	SVM (tümleştirme)	%83,3		
	DNMF (doku)	%74,3		
Kotsia (Kotsia ve diğerleri, 2008a)	SVM (biçim)	%84,8	7	CK
	MRBF NN (tümleştirme)	%92,3		
	NB	%75,6		
Sebe (Sebe ve diğerleri, 2007)	C4.5	%83,9	4	CK
	SVM	%75,4		
	kNN	%93,0		
	NB	%91,5		
Sebe (Sebe ve diğerleri, 2007)	C4.5	%91,6	4	Sebe (Sebe ve diğerleri, 2007)
	SVM	%86,8		
	kNN	%95,6		

korku, mutluluk ve korku olarak etiketlenmiştir. İlk üç çerçeveye bakıldığında, insanlar için bile ayrıştırılması zor olan ifadeler olduklarını görüyoruz. Bu ifadelerin benzerlikleri özellikle dudak kenarlarındaki etkinlikte fark ediliyor. Üçüncü denegin korku ifadesi diğer iki deneye ait ifadelerden dikkate değer biçimde farklıdır, ve mutluluk ifadesinden kolaylıkla ayrılabilir.



Şekil 7.2: CK+ veri bankasında korku ve mutluluk ifadelerinde görülen benzerlikler. Çerçeveler: Korku–Korku–Mutluluk–Korku.

Bu raporda CK+ veri bankasının yayın kısıtları nedeni ile sınıflandırılması zor diğer ifadeler yer veremiyoruz. Konu üzerinde çalışan araştırmacılar benzer zorlukları 011, 045, 095 ve 112. deneklerin öfke, üzüntü, korku ve mutluluk imge dizilerinde gözlemleyebilirler.

7.5 ıktılar

Yöntem farklılıkları ile sınıflandırmada elde ettiğimiz başarı oranlarını iki dergi makalesi (Benli ve Eşkil, gönderildi; Eşkil ve Benli, gönderildi) olarak hazırladık. Bu yayınlar değerlendirme aşamasındadır.

Proje kapsamında bir doktora tezi (Benli, devam ediyor) tamamlanma aşamasına gelmiştir. Tez savunmasının 2013 yılı Haziran ayı içinde yapılması planlanmıştır.

Bölüm 8

Belirsiz İfadeler

Bu bölümde, önerdiğimiz yüz ifadesi tanıma sisteminin çok hafif, belirsiz ifadeler üzerindeki başarısını irdeleyeceğiz. Belirsiz ifadelerin tanınması literatürde nispeten az işlenmiş konulardan biridir.

8.1 Sınıflandırma

Yöntemimizin başarısını bir bütünlük içinde değerlendirebilmek için belirsiz ifadelerin tanınmasında CK+ veri bankasını kullanmaya devam ettik. Bu amaçla, her imge dizisini adım adım inceleyip ifadenin gözle sezilebildiği ilk çerçeveyi işaretledik. Bu çalışmada kullandığımız yüz ifadelerine örnekler şekil 8.1'de gösterilmiştir.













Deneylerimizi, temel yüz ifadelerinde olduğu gibi LDA, NB, NN ve SVM sınıflandırıcıları ile yaptık. Temel yüz ifadelerini sınıflandırırken son beş çerçeveyi kullanmıştık. Bu deneyde her imge dizisinde, ifadeye bağlı devinimin ilk görüldüğü tek bir çerçeve bulunmaktadır. Bu nedenle hata matrislerindeki satır toplamaları o ifadeye ait imge dizisi sayısına eşittir.

8.1.1 Doğrusal ayırtaç analizi

Tablo 8.1, LDA sınıflandırıcısı ile elde ettiğimiz başarı oranlarını göstermektedir. LDA sınıflandırıcısı ile ortalama başarı oranımız %50,2 oldu. Bu deneyde öfke ve üzüntü sınıflarının başarıyla ayrıştırılamaması nedeni ile her iki sınıfa ait ifadelerde başarı oranının düşük olduğu gözlemlendi.

Tablo 8.1: Doğrusal ayırtaç analizi ile belirsiz ifadeler sınıflandırma sonuçları.

	Ö	İ	Ko	M	Ü	Ş	Kü	%
Ö	17	3	3	3	15	2	2	38
İ	6	34	0	2	16	1	0	58
Ko	4	1	11	2	2	2	3	44
M	8	1	4	45	5	1	5	65
Ü	9	2	1	0	10	4	2	36
Ş	0	6	9	0	20	46	2	55
Kü	2	0	1	1	3	1	10	56

	İfadesiz	Belirsiz
Mutluluk	 (1)	 (3)
Üzüntü	 (1)	 (9)
Öfke	 (1)	 (6)
Şaşırma	 (1)	 (3)
İğrenme	 (1)	 (5)
Korku	 (1)	 (6)

Şekil 8.1: Belirsiz yüz ifadeleri. Her imgenin altında imge dizisindeki çerçeve numarası belirtilmiştir.

8.1.2 Naive Bayes

Belirsiz ifadeler üzerinde Gauss dağılımları ve Naive Bayes sınıflandırıcısı ile elde ettiğimiz başarı oranları tablo 8.2’de sunulmuştur. Ortalama %42,9 sınıflandırma başarısı elde ettiğimiz bu yöntemde, öfke ve korku ve şaşırma ifadelerinde başarı oranımızın oldukça düşük olduğunu gözlemledik. Korku ifadesi diğer tüm sınıflarla karıştırılırken, öfke ve şaşırma ifadeleri sıklıkla üzüntü ifadesi ile karıştırıldı.

Tablo 8.2: Gauss dağılımları ile Naive Bayes belirsiz ifadeler sınıflandırma sonuçları.

	Ö	İ	Ko	M	Ü	Ş	Kü	%
Ö	12	5	2	2	22	0	2	27
İ	7	34	2	3	8	4	1	58
Ko	3	3	6	4	5	3	1	24
M	10	10	5	34	3	0	7	49
Ü	4	1	2	1	19	1	0	68
Ş	2	5	6	9	33	25	3	30
Kü	1	2	4	1	2	0	8	44

8.1.3 Yapay sinir ağları

Temel ifadelerde olduğu gibi, yapay sinir ağları ile sınıflandırmada girdi sayısını 18 (kas öz nitelikleri sayısı), çıktı sayısını 7 (sınıf sayısı) olarak belirledik. Sınıfı ifade eden çıktı vektöründe sıfır sayısı örneğin sınıfa ait olmadığını, bir sayısı da örneğin sınıfa ait olduğunu gösterir. Yine 15 saklı düğüm ve Levenberg-Marquardt geriye yayılım eğitim metodu ile tablo 7.4’te gösterilen sonuçları elde ettik. Ortalama sınıflandırma başarımının %51,8 olarak belirlendiği bu deneyde en düşük başarı oranları küçümseme, mutluluk ve korku ifadelerinde elde edildi.

Tablo 8.3: Yapay sinir ağları ile belirsiz ifadeler sınıflandırma sonuçları.

	Ö	İ	Ko	M	Ü	Ş	Kü	%
Ö	38	3	1	0	3	0	0	84
İ	16	43	0	0	0	0	0	73
Ko	3	2	7	1	4	7	1	28
M	33	4	9	17	2	3	1	25
Ü	12	0	0	0	15	1	0	54
Ş	4	0	3	1	10	64	1	77
Kü	12	1	0	0	1	0	4	22

8.1.4 Destek vektör makinesi

Temel ifadelerde olduğu gibi belirsiz ifadelerde de en yüksek başarı oranını SVM sınıflandırıcıları ile elde ettik (tablo 8.4). SVM ile ortalama başarı oranı %55,1 olarak belirlendi. Bu çalışmada en düşük başarı oranları %36 ile üzüntü ve %38 ile öfke sınıflarında elde edildi. Bu iki ifadenin, temel ifadelerde olduğu gibi sıklıkla birbirleriyle karıştırıldığı görülebilir.

Tablo 8.4: Çoklu sınıflar için uyarlanan destek vektör makinesi ile belirsiz ifadeler sınıflandırma sonuçları.

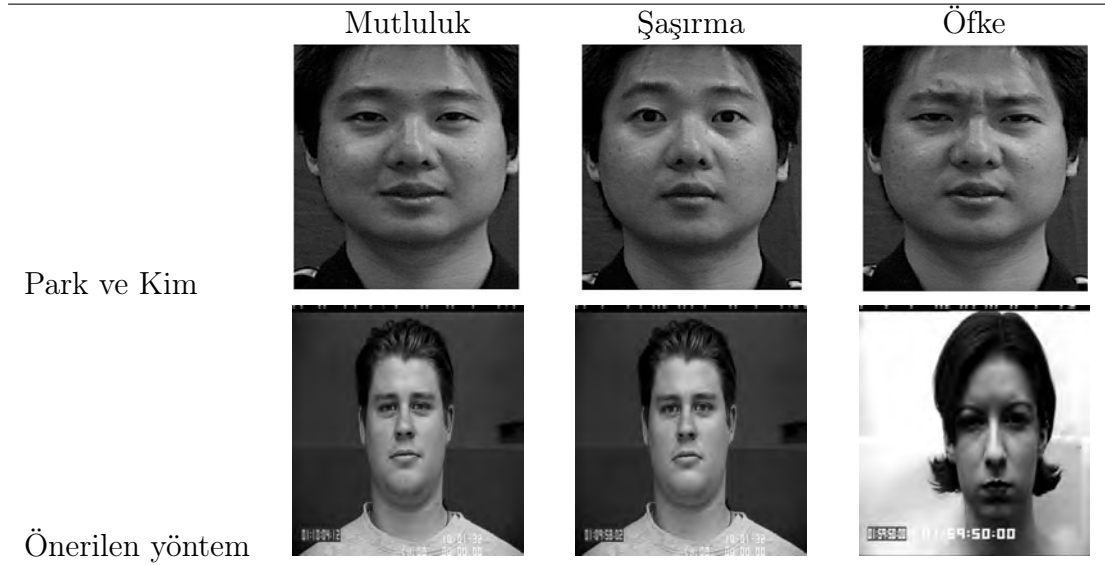
	Ö	İ	Ko	M	Ü	Ş	Kü	%
Ö	22	3	3	2	11	2	2	49
İ	13	34	3	2	5	2	0	58
Ko	6	1	9	2	2	4	1	36
M	5	2	1	51	1	3	6	74
Ü	4	1	2	0	16	5	0	57
Ş	1	3	4	2	12	61	0	73
Kü	3	0	3	2	4	0	7	39

8.2 Sonuçlar

Belirsiz ifadeler, bu projede önerilen ifade tanıma yöntemi için önemli bir sınama ortamı oluştururlar. Bu tür ifadelerde devinim çok sınırlı olduğu için baş yöneliminin belirlenmesindeki en küçük hata ifadenin sınıflandırılmasında yanlış neden olur. Bu nedenle, yöntemimizi belirsiz ifadeler üzerinde de sınadık ve sonuçlarımızı sunduk.

Literatürde gerçek anlamda belirsiz ifadeler üzerine yapılmış çok kısıtlı sayıda çalışma vardır. Bu çalışmaların büyük çoğunluğu nirengi noktalarının piksel altı devinimlerinin izlenebilmesine odaklanırlar. Ancak sınıflandırma sonuçlarını belirsiz ifadeler üzerinde değil, ifadenin doruk noktasındaki nirengi noktaları gözlemleri üzerinde sunmuşlardır.

Bu konuda öne çıkan çalışmalardan biri devinimin büyütülmesi ile sınıflandırma yöntemini önerir (Park ve Kim, 2009). Bu çalışmada denegin yüz modeli 70 öznitelik noktası ve etkin görünüm modelleri kullanılarak elde edilmiştir. Seçilen 27 öznitelik noktasının optik akış tabanlı bir algoritma ile izlenmesi aracılığıyla elde edilen devinim vektörleri büyütülmüş, bu yöntemle abartılan yüz ifadeleri sınıflandırılmıştır. İfadesiz, mutluluk, şaşırma ve öfke sınıfları ve SVM sınıflandırıcıları kullanılarak ortalama %88 başarı elde edilmiştir.



Şekil 8.2: Belirsiz yüz ifadeleri karşılaştırması. Üst satır: (Park ve Kim, 2009). Alt satır: Yöntemimizi sınamak için kullandığımız imgelere örnekler.

Park ve Kim tarafından raporlanan çalışma, dört sınıf üzerinde yapılan bir çalışma olmasına rağmen, önerdiğimiz yöntemden başarılı görünmektedir. Ancak şekil 8.2’de görüldüğü gibi kullanılan örnekler oldukça farklıdır. Park ve Kim’in çalışmasında kullanılan örneklerdeki ifadeler daha belirgindir. Sınamamızda, nirengi noktalarının devinimlerinin imge dizisi üzerinde sezilebildiği ilk çerçeve sınıflandırma için seçilmiştir. Bu nedenle ifadelerin gözle fark edilmesi dahi oldukça zordur. Belirsiz ifadeler üzerine çalışmamızın derinleştirilmesi ve yayımlanması planlanmıştır.

Bölüm 9

Sonuçlar

Bu projede yüz ifadesi tanıma için kas kuvvetlerine dayalı yeni öznitelikler önerdik. Çalışmamızı farklı kılan, iki boyutlu imge dizisi üzerinde gözlemlenen bir yüz ifadesini, anatomik taban fonksiyonları olarak tanımlayabileceğimiz kas kuvvetlerine ayrıştırıyor olmamızdır. Proje kapsamında yaptığımız çalışmalarla elde ettiğimiz sonuçlar ve çıktılarımız, bir bütünlük içinde bu bölümde ele alınacaktır.

9.1 Sonuç

Yüz ifadesi tanıma problemine geometrik yaklaşımlar çoğunlukla FACS eylem birimlerinin sezimine ve sezilen eylem birimlerinden öznitelikler çıkarımına yöneliktir. FACS eylem birimlerinin çoğu, birden çok yüz kasının bileşik etkisi ile oluşturulur. Eylem birimlerinin bu özelliği yüzde gözlemlenen devinimin sezimini ve değerlendirmesini hem uzmanlar hem de algoritmik çözümler için karmaşık kılar. Bu raporda da incelediğimiz gibi, eylem birimleri yaklaşımı ile özellikle bileşik ifadelerin eylem birimi bileşenlerine ayrıştırılması karmaşılaşır ve belirsiz ifadelerin sezimi güçleşir. FACS yaklaşımının önemli bir kısıtı da eylem birimleri üzerine kurgulanmış olan kural tabanının sadece deneysel araştırmalarla keşfedilmiş yüz ifadelerine odaklanmasıdır.

Yüz ifadelerini oluşturan kas kuvvetleri, yüz ifadesinin temelindeki fiziksel gerçekliği en iyi yansıtan özniteliklerdir. Bu öznitelikler ve onlardan türetilebilecek yenileri FACS yaklaşımının sözü edilen zorluklarını ve kısıtlarını aşabileceklerdir. Kas etkinliklerinin çözülebilmesi için ön koşul, kasların etki alanlarına düşen özniteliklerin hassasiyetle izlenmesidir.

Proje kapsamında geliştirdiğimiz ve HIGEM ismini verdiğimiz yüz modeli 612 düğümden, bu düğümlerin oluşturduğu 1.128 üçgen düzlemden ve yüz anatomisine uygun konumlandırılmış 18 kastan oluşur. Yüz kasları, konik etki alanına sahip ipliksi yapılar olarak modellenmiştir. Bu model, fiziksel olarak ipliksi kasların deri altında tutunma bölgelerindeki saçılımını karşılar. Model, yeni ipliksi, bant ve büzülebilen kaslar ile geliştirilmeye uygundur.

Önerilen yüz ifadesi tanıma algoritması altı aşama içerir; (1) yüz modelinin deneğin yüzüne uyarlanması, (2) kasların etki alanında bulunan nirengi noktalarının ardışık imge çerçevelerinde izlenmesi, (3) baş yöneliminin belirlenmesi ve yüz modelinin imge üzerinde gözlemlenen yüz ile hizalanması, (4) yüze ait nirengi noktalarının deviniminden yola çıkarak model düğümlerinin yeni koordinatlarının kestirimi, (5) düğüm devinimlerinin kas kuvvetleri için çözülmesi, ve (6) elde edilen kas kuvvetleri ile yüz ifadesi sınıflandırması-

nın yapılması. Algoritmamız, modelin yüze uyarlanması aşamasında yüz imgesi üzerinde nirengi noktalarının seçilmesi haricinde tamamen otomatiktir.

Kas kuvvetlerine dayalı özniteliklerin yüz ifadelerini temsil etme gücünü LDA, NB, NN ve SVM sınıflandırıcıları ile sıradık. Yedi adet temel yüz ifadesi üzerinde en yüksek başarı oranını SVM sınıflandırıcısı ile elde ettik. Elde edilen %76,0 oranındaki başarı, %76,7 olarak raporlanan insan için ifade tanıma başarımına (Goeleven ve diğerleri, 2008) ve literatürde benzer sına yöntemleri kullanan çalışmaların (Lucey ve diğerleri, 2010) başarımına yakındır. SVM sınıflandırıcılarla elde edilen başarımın diğer sınıflandırıcılara oranla yaklaşık %10 yüksek olması, yüz ifadesi sınıfları arasında karmaşık karar sınırları olduğunu doğrulamaktadır (Sebe ve diğerleri, 2007).

Önerdiğimiz öznitelik çıkarma yöntemi gücünü genel bir yüz modelinin deneğe uyarlanması ve kasların etki alanlarındaki çoklu nirengi noktalarının izlenmesinden alır. Genel yüz modeli insan yüzü için önsel bilgiyi içerir. Uyarlama aşaması, deneğin yüzü üzerinde kasların yerleşimini kestirmemizi sağlar. Kas etki alanı içindeki her nirengi noktasının devinimi kas etkinliği için bir göstergedir. Sağlıklı olarak izlenemeyen, diğer bir deyişle güvenilir olmayan nirengi noktalarının sezimi ve elenmesi, kas kuvvetlerinin doğru çözümü için gereklidir. Yüz derisi doğrusal yaylar ile modellendiğinde parametreleri kas kuvvetleri olan artık-belirtmiş, eniyileme yöntemleri ile çözülebilen doğrusal bir denklem sistemi elde edilir.

Elde ettiğimiz kas kuvvetlerinin gerçeğe uygunluğu hem görsel olarak, hem de sınıflandırıcılar aracılığı ile gösterilmiştir. Ardışık imge çerçevelerinde gözlemlenen bir yüz ifadesinin altında yatan kas kuvvetlerinin çözülebilmesi yüz ifadesi tanıma alanında önemli sonuçlar doğuracaktır. Nirengi noktalarının izlenmesindeki hassasiyet artırıldığı ölçüde ani ve belirsiz ifadelerin sezimi mümkün olacaktır. Yüz ifadesi tanımda böylesi bir gelişme, sıkıntı, hatta aldatmaca gibi karmaşık ve saklı ifadelerin sezimini sağlayabilecektir. Kas kuvvetlerinin daha hassas çözümü, duygular ve yüz ifadeleri arasında bilinmeyen bağlantıların keşfedilmesi gibi heyecan verici bir olasılığı sunmaktadır.

9.2 Öneriler

Kas kuvvetlerinin hassas çözümü, yüz ifadesi tanımda algoritmik yaklaşımların en az uzmanlar kadar başarılı olmasını sağlayabilecektir. Elde ettiğimiz sonuçların FACS uzmanlarının yetkinliğine ulaşmamış olması, çözüm aşamalarımızdaki hataların üst üste binerek kas kuvvetlerine yansımından kaynaklanmıştır. Bu bölümde bu hataları ve çözüm önerilerini inceleyeceğiz.

Yüz modelimiz özenle, anatomi haritalarından faydalanılarak hazırlanmıştır. Yüz modelinin deneğe uyarlanması aşamasında hassas sonuçlar elde edildiği deneylerle gösterilmiştir. Yine de, kafatası katmanının eksikliği nedeniyle, yüz modelimiz çene hareketlerinde yetersiz kalmaktadır. Bu problemin çözümü için çalışmalarımıza devam ediyoruz.

Çözümümüzdeki en önemli hata kaynağı, izleme algoritmamızdır. Bu sorunu çözmek için parçacık filtreleme yöntemi denenmiş, ancak başarılı sonuçlar alınamamıştır. Kasların etki alanlarına dağıtılan nirengi noktalarının önemli kısmı yanak ve alın gibi yumuşak örüntüye sahip alanlara düşmektedir. Bu noktaların, devinimlerinden kaynaklanan ışık farklılıkları ile, gereken hassasiyette izlenmesi olası görünmemektedir. Hatayı en aza indiren nirengi noktalarının seçimi için RANSAC yöntemi denenmiş ancak yakınsayan bir çözüme ulaşamamıştır.

İzleme hassasiyetini artırmak amacı ile nirengi noktalarının dudak ve burun kenarları

gibi belirgin özellikleri olan bölgelere sıralanması planlanan görevler arasındadır. Burada dikkat edilmesi gereken konu, nirengi noktalarının sayısı azaldıkça kas haritamızın koşul sayısının yükselebileceğidir.

Kas modelimiz kasın etki dağılımını açı ve radyal uzaklığa göre belirler. Bu parametrelerin belirlenmesi için deneysel yöntemler kullanmak zorunluluğu vardır. Seçtiğimiz parametreleri benzetimlerle, görsel olarak sınadık ve bir yüksek lisans tezi (Abeysondera, 2011) ve makale (Abeysondera ve diğerleri, kabul) ile raporladık. Diğer taraftan, fiziksel gerçekliğe en uygun model ve parametrelerin seçimi ancak geniş bir geçerlilik sınaması seti üzerinde yapılacak sınıflandırma deneyleri ile mümkündür. Bu deneylerin sürdürülmesi planlanan görevler arasındadır.

Elde ettiğimiz kas kuvvetlerinin yüz ifadesi dinamiğini yeterli hassasiyette yansıtmaması nedeni ile saklı Markov modelleri ve diğer dinamik sınıflandırma yöntemleri ile sınamalarımız başarılı sonuçlar vermemiştir. Elde ettiğimiz başarı oranları yöntemimizin endişe, yorgunluk gibi gerçek ifadeler üzerinde denenmesi için uygun koşullar sağlamamıştır. Çene dinamiğinin modellenmesi, nirengi noktalarının izlenmesindeki hataların azaltılması ve kas parametrelerinin eniyilenmesi sonucunda sistem dinamiği ve gerçek ifadeleri de kapsayan sınıflandırma deneylerinin başarılı olacağı düşünülmektedir.

9.3 Çıktılar

Bu bölümde proje aşamalarında bazılarında değindiğimiz çıktılar bir araya getireceğiz. Çıktılar, tezler, konferans bildirimleri ve dergi makaleleri başlıkları altında sunulacaktır.

9.3.1 Tezler

Yüz anatomisine dayalı ifade tanıma

Proje süresince yarı zamanlı bursiyer olarak desteklenen Kristin Surpuhi Benli'nin doktora tezidir (Benli, devam ediyor). Tez savunmasının Haziran 2013'te yapılması planlanmıştır.

İnsan yüzü modelleme için yarı otomatik uyarılama

Hasith Pasindu Abeysondera tarafından hazırlanan bu yüksek lisans tezi (Abeysondera, 2011) tamamlanmıştır. Bu çalışma kapsamında en yakın komşular ağırlıklı ortalama yöntemi geliştirilmiş ve literatürdeki diğer yöntemlerle karşılaştırmalı performans değerlendirmesi yapılmıştır.

Yüz ifadelerinin anatomiye dayalı benzetimi

Yüksek lisans tezi olarak Tuğba Erkoç tarafından hazırlanmıştır (Erkoç, 2013). Proje kapsamında geliştirdiğimiz HIGEM modeli bir kütle–yay–sönüm sistemi olarak kullanılmış ve yüz benzetimleri üretmek için gerçek zamanlı bir algoritma önerilmiştir.

9.3.2 Konferans bildirimleri

Telkafes yüz modelleri için yarı–otomatik uyarılama

Bu çalışmada bir uyarılama yöntemi olarak en yakın komşular ağırlıklı ortalama algoritması sunulmuştur (Benli ve diğerleri, 2011).

Kütle–yay sistemleri için sayısal tümlev metodları

Izgara tabanlı benzetimler için Euler, Runge–Kutta ve Leapfrog sayısal tümlevlerinin enerji korunumuna etkisi incelenmiştir (Özgüz ve Eski, 2011).

SIFT çoğunluk oylaması ile el ayası doğrulama

Yüz nirengi noktalarının otomatik sezimi için çalışmalar yapılmıştır. Sonuçların yeterince hassas olmaması nedeniyle yüz görüntüleri üzerinde kullanamadığımız yöntemlerden biri konferans bildirisi olarak yayımlanmıştır (Abeysondera ve Eski, 2011).

9.3.3 Makaleler

Yüz modelleme için en yakın komşular ağırlıklı ortalama yöntemi

Proje kapsamında geliştirdiğimiz uyarlama algoritması sunulmuş, literatürdeki diğer yöntemlerle karşılaştırmalı başarı analiz yapılmıştır (Abeysondera ve diğerleri, kabul).

Yüz ifadesi tanıma için anatomik yüz modeli ve kas tabanlı öznitelikler

Bursiyer Kristin Surpuhi Benli'nin hazırlamakta olduğu doktora tezinin bir özeti olan bu makale (Benli ve Eski, gönderildi) şu an hakem değerlendirmesindedir.

Yüz anatomisine dayalı ifade tanıma

Projenin bütününde önerdiğimiz yöntemleri ve elde ettiğimiz sonuçları içeren bu makale (Eski ve Benli, gönderildi) şu an hakem incelemesindedir.

Biçim değiştiren nesnelere izlenmesi için parçalı parçacık filtreleme

Proje kapsamında öznitelik noktalarının izlenmesi için optik akış yöntemi yanında parçacık filtreleme yöntemleri denenmiştir. Bu çalışma sırasında geliştirilen bir algoritma yüz özniteliklerinin izlenmesinde başarılı olmamış, ancak diğer biçim değiştiren nesnelere başarılı olduğu görülmüştür. Bu makale (Eski, gönderildi) şu an hakem incelemesindedir.

Yüz ifadelerinin anatomiye dayalı animasyonu

Tuğba Erkoç'un hazırladığı yüksek lisans tezinin özeti olan bu makale (Erkoç ve Eski, gönderildi) şu an hakem incelemesindedir.

Kaynakça

- Abeysondera, H., Semi-automatic customization for modeling human face, (2011).
- Abeysondera, H., Benli, K., Eskil, M., Nearest neighbor weighted average customization for modeling faces, *Mach. Vision Appl.*, (kabul).
- Abeysondera, H., Eskil, M., Palm verification using sift majority voting, *ISCIS*, (2011), pp: 291–297.
- Adm, M., Said, A., 3d human face reconstruction from single image using interactive shape from shading, *National Postgraduate Conference (NPC), 2011*, (2011), pp: 1–7.
- Ahlberg, J., (2001). Candide-3, an updated parameterized face. Technical Report LiTH-ISY-R-2326, Linkping University, Dept. of Electrical Engineering, Sweden.
- Ahlberg, J., An active model for facial feature tracking, *EURASIP J. Appl. Sig. P.*, 2002,1, pp: 566–571, (2002).
- Akakin, H. C., Sankur, B., Robust classification of face and head gestures in video, *Image Vision Comput.*, 29,7, pp: 470–483, (2011).
- Ali Salah, A., Çınar, H., Akarun, L., Sankur, B., Robust facial landmarking for registration, *Ann. Telecommun.*, 62, pp: 83–108, (2007).
- Asteriadis, S., Nikolaidis, N., Pitas, I., Facial feature detection using distance vector fields, *Pattern Recogn.*, 42,7, pp: 1388–1398, (2009).
- Bartlett, M., (1998). *Unsupervised Learning and Redundancy Reduction*. PhD thesis, University of California, San Diego.
- Bassili, J. N., Facial motion in the perception of faces and of emotional expression., *J. Exp. Psychol. Human*, 4,3, pp: 373–379, (1978).
- Benli, K., (devam ediyor). *Facial expression recognition based on facial anatomy*. PhD thesis, Işık University, Istanbul.
- Benli, K., Eskil, M., An anatomical model and muscle based features for facial expression recognition, (gönderildi).
- Benli, K. S., Ağdoğan, D., Özgüz, M., Eskil, M. T., Semi-automatic adaptation of high-polygon wireframe face models through inverse perspective projection, *ISCIS*, (2011), pp: 315–321.

- Beumier, C., Acheroy, M., Face verification from 3d and grey level cues, *Pattern Recognition Letters*, 22, pp: 1321–1329, (2001).
- Blanz, V., Vetter, T., A morphable model for the synthesis of 3d faces, *Proceedings of the 26th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, SIGGRAPH '99*, (1999), pp: 187–194, New York, NY, USA. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co.
- Braathen, B., Littlewort, G., Smith, E., An approach to automatic recognition of spontaneous facial actions, *Proceedings of the fifth IEEE international conference on automatic face and gesture recognition*, (2002), pp: 360–365, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Çeliktutan, O., Akakin, H., Sankur, B., Multi-attribute robust facial feature localization, *Automatic Face Gesture Recognition, 2008. FG '08. 8th IEEE International Conference on*, (2008), pp: 1–6.
- Coşar, S., Çetin, M., A graphical model based solution to the facial feature point tracking problem, *Image Vision Comput.*, 29,5, pp: 335–350, (2011).
- Cootes, T. F., Edwards, G. J., Taylor, C. J., Active appearance models, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 23,6, pp: 681–685, (2001).
- Cristinacce, D., Cootes, T., Facial feature detection using adaboost with shape constraints, *Proceedings of British Machine Vision Conference*, volume 1, (2003), pp: 231–240.
- Cristinacce, D., Cootes, T., Facial feature detection and tracking with automatic template selection, *Automatic Face and Gesture Recognition, 2006. 7th International Conference on*, (2006), pp: 429–434.
- Darwin, C., *The Expression of the Emotions in Man and Animals*, Harper Perennial, (1872).
- de Boulogne, G., Cuthbertson, R., *The Mechanism of Human Facial Expression*, Studies in Emotion and Social Interaction, Cambridge University Press, (1990).
- Dornaika, F., Ahlberg, J., Fitting 3D face models for tracking and active appearance model training, *Image Vision Comput.*, 24,9, pp: 1010–1024, (2006).
- Dornaika, F., Davoine, F., Online appearance-based face and facial feature tracking, *Proceedings of the Pattern Recognition, 17th International Conference on*, (2004), pp: 814–817, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Ekman, P., Friesen, W., *Facial action coding system: A technique for the measurement of facial movement.*, Consulting Psychologists Press, Palo Alto, (1978).
- Ekman, P., Friesen, W. V., *Pictures of facial affect*, Consulting Psychologists Press, (1976).
- Erkoç, T., Anatomy based animation of facial expressions, (2013).
- Erkoç, T., Eskil, M., Anatomy based animation of facial expressions, (gönderildi).

- Eskil, M., High polygon generic wireframe model – higem, <http://pi.isikun.edu.tr/>, (2013).
- Eskil, M., Factored particle filtering for tracking deformable objects, (gönderildi).
- Eskil, M., Benli, K., Expression recognition based on facial anatomy, *Comput. Vis. Image Underst.*, (gönderildi).
- Essa, I. A., Pentland, A. P., Coding, analysis, interpretation, and recognition of facial expressions, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 19,7, pp: 757–763, (1997).
- Faltemier, T., Ortiz, E., Bowyer, K., Using a multi-instance enrollment representation to improve 3d face recognition, *Biometrics: Theory, Applications, and Systems, 2007. BTAS 2007. First IEEE International Conference on*, (2007), pp: 1–6.
- Fellenz, W. A., Taylor, J. G., Tsapatsoulis, N., Kollias, S., Comparing template-based, feature-based and supervised classification of facial expressions from static images, *Proceedings of Circuits, Systems, Communications and Computers (CSCC'99)*, (1999), pp: 5331–5336.
- Gao, W., Cao, B., Shan, S., Chen, X., Zhou, D., Zhang, X., Zhao, D., The cas-peal large-scale chinese face database and baseline evaluations, *Trans. Sys. Man Cyber. Part A*, 38,1, pp: 149–161, (2008).
- Goeleven, E., De Raedt, R., Leyman, L., Verschuere, B., The karolinska directed emotional faces: A validation study, *Cognition Emotion*, 22,6, pp: 1094–1118, (2008).
- Gupta, S., Castleman, K., Markey, M., Bovik, A., Texas 3d face recognition database, *Image Analysis Interpretation (SSIAI), 2010 IEEE Southwest Symposium on*, (2010), pp: 97–100.
- Hartley, R., Zisserman, A., *Multiple view geometry in computer vision*, Cambridge University Press, New York, NY, USA, (2000).
- Heseltine, T., Pears, N., Austin, J., Three-dimensional face recognition using combinations of surface feature map subspace components, *Image Vision Comput.*, 26,3, pp: 382–396, (2008).
- Horn, B. K. P., Brooks, M. J., editors, *Shape from shading*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, (1989).
- Isard, M., Blake, A., Condensation - conditional density propagation for visual tracking, *Int. J. Comput. Vision*, 29,1, pp: 5–28, (1998).
- Kanade, T., Tian, Y., Cohn, J. F., Comprehensive database for facial expression analysis, *Proceedings of the fourth IEEE international conference on automatic face and gesture recognition*, (2000), pp: 46–53, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Kemelmacher-Shlizerman, I., Basri, R., 3d face reconstruction from a single image using a single reference face shape, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 33,2, pp: 394–405, (2011).

- Kotsia, I., Buciu, I., Pitas, I., An analysis of facial expression recognition under partial facial image occlusion, *Image Vision Comput.*, 26,7, pp: 1052–1067, (2008a).
- Kotsia, I., Zafeiriou, S., Pitas, I., Texture and shape information fusion for facial expression and facial action unit recognition, *Pattern Recogn.*, 41,3, pp: 833–851, (2008b).
- Kozakaya, T., Shibata, T., Yuasa, M., Yamaguchi, O., Facial feature localization using weighted vector concentration approach, *Image Vision Comput.*, 28,5, pp: 772–780, (2010).
- Lee, Y., Terzopoulos, D., Waters, K., Realistic modeling for facial animation, *Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques, SIGGRAPH '95*, (1995), pp: 55–62, New York, NY, USA. ACM.
- Li, S., Lei, Z., Ao, M., The hfb face database for heterogeneous face biometrics research, *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2009. CVPR Workshops 2009. IEEE Computer Society Conference on*, (2009), pp: 1–8.
- Littlewort, G., Bartlett, M. S., Fasel, I., Susskind, J., Movellan, J., Dynamics of facial expression extracted automatically from video, *Image Vision Comput.*, 24,6, pp: 615–625, (2006).
- Longuet-Higgins, H. C., (1987). Readings in computer vision: issues, problems, principles, and paradigms. chapter A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections, pp: 61–62. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA.
- Lucas, B. D., Kanade, T., An iterative image registration technique with an application to stereo vision, *Proceedings of the 7th international joint conference on artificial intelligence*, (1981), pp: 674–679, San Francisco, CA, USA. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- Lucey, P., Cohn, J., Kanade, T., Saragih, J., Ambadar, Z., Matthews, I., The extended cohn-kanade dataset (CK+): A complete dataset for action unit and emotion-specified expression, *Computer vision and pattern recognition workshops, IEEE Computer Society Conference on*, (2010), pp: 94–101.
- Luximon, Y., Ball, R., Justice, L., The 3D chinese head and face modeling, *Comput. Aided Des.*, 44,1, pp: 40–47, (2012).
- McKenna, S. J., Gong, S., Würtz, R. P., Tanner, J., Banin, D., Tracking facial feature points with gabor wavelets and shape models, *Proceedings of the First International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication, AVBPA '97*, (1997), pp: 35–42, London, UK, UK. Springer-Verlag.
- Messer, K., Matas, J., Kittler, J., Lütting, J., Maitre, G., Xm2vtsdb: The extended m2vts database, *In Second International Conference on Audio and Video-based Biometric Person Authentication*, (1999), pp: 72–77.
- Michel, P., El Kaliouby, R., Real time facial expression recognition in video using support vector machines, *Proceedings of the 5th international conference on multimodal interfaces*, (2003), pp: 258–264, New York, NY, USA. ACM.

- Moreno, A. B., Sanchez, A., Gavabdb: A 3d face database, *Proc. 2nd COST Workshop on Biometrics on the Internet: Fundamentals, Advances and Applications*, (2004), pp: 77–82.
- Özgüz, M., Eski, M. T., Numerical integration methods for simulation of mass–spring–damper systems, *ISCIS*, (2011), pp: 435–438.
- Pantic, M., Rothkrantz, L. J., Facial action recognition for facial expression analysis from static face images, *Trans. Sys. Man Cyber. Part B*, 34,3, pp: 1449–1461, (2004).
- Park, S., Kim, D., Subtle facial expression recognition using motion magnification, *Pattern Recogn. Lett.*, 30,7, pp: 708–716, (2009).
- Phillips, P., Bowyer, K., Scruggs, T., Ortiz, E., Chang, J., Hoffman, K., Marques, J., Min, J., Worek, W., Overview of the face recognition grand challenge, *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, (2005), pp: 947–954 vol. 1.
- Proesmans, M., Van Gool, L., Reading between the lines – a method for extracting dynamic 3d with texture, *Proceedings of the ACM symposium on Virtual reality software and technology*, VRST '97, (1997), pp: 95–102, New York, NY, USA. ACM.
- Rogers, M., Graham, J., Robust active shape model search, *Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision-Part IV*, ECCV '02, (2002), pp: 517–530, London, UK, UK. Springer-Verlag.
- Rowley, H. A., Member, S., Baluja, S., Kanade, T., Neural network-based face detection, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 20, pp: 23–38, (1998).
- Rydfalk, M., (1987). Candide, a parameterized face. Technical Report LiTH-ISY-I-866, Linköping University, Dept. of Electrical Engineering, Sweden.
- Savran, A., Alyüz, N., Dibeklioglu, H., Çeliktutan, O., Gökberk, B., Sankur, B., Akarun, L., (2008). Biometrics and identity management. chapter Bosphorus Database for 3D Face Analysis, pp: 47–56. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg.
- Scherer, K. R., Ekman, P., *Handbook of methods in nonverbal behavior research*, Cambridge University Press, Cambridge and New York, (1982).
- Schönemann, P., A generalized solution of the orthogonal procrustes problem, *Psychometrika*, 31,1, pp: 1–10, (1966).
- Sebe, N., Lew, M. S., Sun, Y., Cohen, I., Gevers, T., Huang, T. S., Authentic facial expression analysis, *Image Vision Comput.*, 25,12, pp: 1856–1863, (2007).
- Shi, J., Tomasi, C., Good features to track, *Proceedings Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society Conference on*, (1994), pp: 593–600.
- Sifakis, E., Neverov, I., Fedkiw, R., Automatic determination of facial muscle activations from sparse motion capture marker data, *ACM Trans. Graph.*, 24,3, pp: 417–425, (2005).
- Terzopoulos, D., Waters, K., Physically-based facial modelling, analysis, and animation, *J. Visual. Comp. Animat.*, 1,2, pp: 73–80, (1990).

- Tong, Y., Liao, W., Ji, Q., Facial action unit recognition by exploiting their dynamic and semantic relationships, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 29,10, pp: 1683–1699, (2007).
- Torresani, L., Hertzmann, A., Bregler, C., Nonrigid structure-from-motion: Estimating shape and motion with hierarchical priors, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 30,5, pp: 878–892, (2008).
- Troje, N. F., Bühlhoff, H. H., Face recognition under varying poses: The role of texture and shape, *Vision Research*, 36, pp: 1761–1771, (1996).
- Tsai, R. Y., (1992). Radiometry. chapter A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses, pp: 221–244. Jones and Bartlett Publishers, Inc., USA.
- Tsalakanidou, F., Malassiotis, S., Real-time 2D+3D facial action and expression recognition, *Pattern Recogn.*, 43,5, pp: 1763–1775, (2010).
- Ullman, S., The Interpretation of Structure from Motion, *Proceedings of the Royal Society of London. Series B. Biological Sciences*, 203,1153, pp: 405–426, (1979).
- Valenti, R., Sebe, N., Gevers, T., Facial expression recognition: A fully integrated approach, *Proceedings of the 14th International Conference of Image Analysis and Processing - Workshops, ICIAPW '07*, (2007), pp: 125–130, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Valstar, M. F., Pantic, M., Combined support vector machines and hidden markov models for modeling facial action temporal dynamics, *Proceedings of the 2007 IEEE international conference on Human-computer interaction*, (2007), pp: 118–127, Berlin, Heidelberg. Springer-Verlag.
- Vapnik, V. N., *The nature of statistical learning theory*, Springer-Verlag New York, Inc., New York, NY, USA, (1995).
- Vapnik, V. N., *Statistical learning theory*, Wiley, New York, NY, USA, (1998).
- Viola, P., Jones, M. J., Robust real-time face detection, *Int. J. Comput. Vision*, 57,2, pp: 137–154, (2004).
- Wang, T.-H., James Lien, J.-J., Facial expression recognition system based on rigid and non-rigid motion separation and 3D pose estimation, *Pattern Recogn.*, 42,5, pp: 962–977, (2009).
- Welsh, B., (1991). *Model-Based Coding of Images*. PhD thesis, British Telecom Research Lab.
- Wiskott, L., Fellous, J.-M., Krüger, N., von der Malsburg, C., Face recognition by elastic bunch graph matching, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 19,7, pp: 775–779, (1997).
- Wu, H., Liu, X., Doretto, G., Face alignment via boosted ranking model, *Computer Vision and Pattern Recognition*, (2008), pp: 1–8.

- Yin, L., Chen, X., Sun, Y., Worm, T., Reale, M., A high-resolution 3d dynamic facial expression database, *Automatic Face Gesture Recognition, 2008. FG '08. 8th IEEE International Conference on*, (2008), pp: 1–6.
- Yin, L., Wei, X., Sun, Y., Wang, J., Rosato, M. J., A 3d facial expression database for facial behavior research, *Proceedings of the 7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, FGR '06*, (2006), pp: 211–216, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Zafeiriou, S., Hansen, M., Atkinson, G., Argyriou, V., Petrou, M., Smith, M., Smith, L., The photoface database, *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2011 IEEE Computer Society Conference on*, (2011), pp: 132–139.
- Zhang, Y., Ji, Q., Active and dynamic information fusion for facial expression understanding from image sequences, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 27,5, pp: 699–714, (2005).

Ek A

Türkçe İngilizce Sözlük

Türkçe

artık belirtilmiş
aşırı eğitim
bağımsız geçerlilik sınaması
belirsiz
benzetim
biçim bozulması
biçimli ışıklandırma
çerçeve
değişken biçimli
destek vektör makinesi
doğrusal ayırtaç analizi
değişinti
devinim
dışbükey eniyileme
doku kaplama
döndürme
döngülü
dönüşüm
düğüm
engelleme
eniyileme
eşleme
etkin biçim model
etkin görünüm modeli
eylem birimi
fırsatçı algoritma
geçerlilik sınaması
gerçek veri
geriye izdüşüm
geriye yayılım
gürbüz
hata matrisi

İngilizce

over-determined
over-train
cross-validation
subtle
simulation
deformation
structured lighting
frame
deformable
support vector machine (SVM)
linear discriminant analysis (LDA)
variation
motion
convex optimization
texture wrapping
rotation
iterative
transformation
vertex
occlusion
optimization
mapping
active shape model (ASM)
active appearance model (AAM)
action unit (AU)
greedy search
validation
ground truth
back projection
backpropagation
robust
confusion matrix

Türkçe

ışın izleme
ızgara
ifadesiz
ilklendirmek
ipliksi
işlem karmaşıklığı
kalan hata
karar sınırı
kararsız kayma
katışım
kip
koşul sayısı
kural tabanı
nirengi
optik akış
ölçekleme
önsel bilgi
öteleme
öznitelik
özvektör
parçalı
piksel altı
telkafes
tümleştirme
tümlev
üst düzlem
üst veri
veri bulutu
yarı matris evriği
yetersiz belirtilmiş
yönbağımsız
yönelim
yüz ifadesi kodlama sistemi

İngilizce

ray tracing
grid
neutral
to initialize
fiber
computational complexity
residual
decision boundary
drift
combination
modality
condition number
decision base
landmark
optical flow
scaling
prior knowledge
translation
feature
eigenvector
factored
subpixel
wireframe
fusion
integration
hyperplane
metadata
data cloud
pseudo-inverse
under-determined
isotropic
orientation
facial action coding system (FACS)



EK-1

Yüz Anatomisine Dayalı İfade Tanıma

Proje No: 109E061

Yrd. Doç.Dr. M. Taner Eşkil

Mart 2013
İSTANBUL

EK-2

TÜBİTAK PROJE ÖZET BİLGİ FORMU

Proje No: 109E061
Proje Başlığı: Yüz Anatomisine Dayalı İfade Tanıma
Proje Yürütücüsü ve Araştırmacılar: Yrd. Doç. Dr. M. Taner Eskil (yürütücü)
Projenin Yürütüldüğü Kuruluş ve Adresi: FMV Işık Üniversitesi Üniversite Sokak, Dış Kapı No: 2 34980 Şile/İstanbul
Destekleyen Kuruluş(ların) Adı ve Adresi:
Projenin Başlangıç ve Bitiş Tarihleri: 01.09.2009 - 01.03.2013
Öz (en çok 70 kelime) Bu projede yüz ifadesi tanıma için kas kuvvetlerine dayalı yeni öznitelikler önerdik. Kas kuvvetleri, proje kapsamında geliştirilen anatomik bir yüz modeli aracılığı ile, imge dizisi üzerinde gözlemlenen yüz ifadesinden çıkarılır. Kas kuvveti öznitelikleri temel ve belirsiz ifadelerin sınıflandırılması problemleri üzerinde sınanmıştır. Tübitak tarafından desteklenen proje, Işık Üniversitesi Örüntü Tanıma ve Makine Zekası laboratuvarında yürütülmüştür.
Anahtar Kelimeler: Yüz anatomisi, kas kuvvetleri, öznitelik, FACS, belirsiz ifadeler.
Fikri Ürün Bildirim Formu Sunuldu mu? Evet <input type="checkbox"/> Gerekli Değil <input checked="" type="checkbox"/> <small>Fikri Ürün Bildirim Formu'nun tesliminden sonra 3 ay içerisinde patent başvurusu yapılmalıdır.</small>
Projeden Yapılan Yayınlar: Abeysondera, H., Semi_automatic customization for modeling human face, (M.Sc.), Işık Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2011). Erkoç, T., Anatomy based animation of facial expressions, (M.Sc.), Işık Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2013).

Benli, K. S., Ağdođan, D., Özgüz, M., Eskill, M. T., Semi-automatic adaptation of high-polygon wireframe face models through inverse perspective projection, ISCIS, London, (2011), pp: 315-321.

Özgüz, M., Eskill, M. T., Numerical integration methods for simulation of mass-spring-damper systems, ISCIS, London, (2011), pp: 435-438.

Abeysondera, H., Eskill, M., Palm verification using sift majority voting, ISCIS, (2011), London, pp: 291-297.

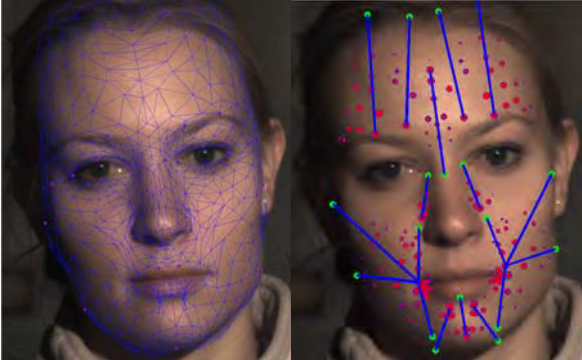
Abeysondera, H., Benli, K., Eskill, M., Nearest neighbor weighted average customization for modeling faces, *Mach. Vision Appl.*, (kabul).

Benli, K., Eskill, M., An anatomical model and muscle based features for facial expression recognition, *Mach. Vision Appl.*, (gönderildi).

Eskill, M., Benli, K., Expression recognition based on facial anatomy, *Comput. Vis. Image Underst.*, (gönderildi).

Eskill, M., Factored particle filtering for tracking deformable objects, *Comput. Vis. Image Underst.*, (gönderildi).

ARDEB BAŞARI ÖYKÜSÜ

Proje Adı	Proje Yürütücüsü: M. Taner Eskil
<p style="text-align: center;">(PROJE ŞEKİL/GRAFİK/</p> <div style="display: flex; justify-content: space-around;"><p style="text-align: center;">(a) (b)</p></div> <p>Şekil. (a) Anatomik yüz modelinin deneğe uyarlanması (b) Yüz deformasyonlarına dayalı kas kuvvetleri çıkarımı</p>	

Projenin Amacı ve Önemi

- Bu projede yüz ifadesi tanıma için kas kuvvetlerine dayalı yeni öznitelikler önerdik.
- Kas kuvvetleri, yüz ifadesinin oluşturulmasındaki temel fiziksel gerçekliği yansıtan özniteliklerdir.
- Kas etkinliklerinin hassasiyetle kestirimi, belirsiz ifade değişikliklerinin sezimini sağladığı gibi, karmaşık yüz ifadelerinin sınıflandırılmalarını kolaylaştıracaktır.
- Araştırmacılar veya uzmanlar tarafından seçilen nirengi devinimleri ile kısıtlı kalmayan bu yaklaşım, duygular ve yüz ifadeleri arasında bilinmeyen bağıntıların ortaya çıkarılmasını sağlayabilecektir.

Proje ile Elde Edilen veya Beklenen Bilimsel, Teknolojik, Ekonomik ve Sosyal Kazanımlar

Yayınlar:

- Anatomiye dayalı bir yüz modeli oluşturduk ve bu modelin yüz imgesine uyarlanması için verimli bir algoritma önerdik (Abeysondera, kabul). (Etki faktörü: 1.009)
- Kas kuvvetlerini yüz ifadesi tanımda yeni öznitelikler olarak öneren bir makalemiz (Benli ve Eskil, gönderildi) şu an hakem değerlendirmesindedir. (Etki faktörü: 1.009)
- Biçim değiştirebilen nesnelerin izlenmesi için geliştirdiğimiz bir algoritma (Eskil, gönderildi) şu an hakem değerlendirmesindedir. (Etki faktörü: 1.340)
- Projenin tamamının özeti niteliğindeki bir diğer makalemiz (Eskil ve Benli, gönderildi) şu an hakem değerlendirmesindedir. (Etki faktörü: 1.340)

Projenin ülkenin bilimsel ve teknolojik araştırma gücüne, bilim insanı yetiştirilmesi ve yeni yetenekler kazanılmasına sağladığı katkılar:

- Işık Üniversitesi Mühendislik Fakültesi bünyesinde Örüntü Tanıma ve Makine Zekası Laboratuvarı (PILAB) kurulmuştur (<http://pi.isikun.edu.tr>).
- Bu laboratuvarında şu an bir doktora ve dört yüksek lisans öğrencisi çalışmalarına devam etmektedir.
- Laboratuvar bünyesinde geliştirilmek üzere, imge işleme metodları ile trenlerin elektrik aksamında hata belirleme konulu Işık Üniversitesi bilimsel araştırma projesi için destek alınmıştır.
- Proje kapsamında iki yüksek lisans tezi tamamlanmıştır (Abeysondera, 2011; Erkoç, 2013).
- Proje süresince bursiyer olarak desteklenen Kristin Surpuhi Benli, hazırlamakta olduğu doktora tezini 10 Haziran 2013 tarihinde savunacaktır.

Proje için TÜBİTAK Desteğinin Önemi

- Proje bütçesinin en yüksek kalemi bursiyer desteğidir. Bu destek sayesinde, sadece Türkiye'den değil, Sri Lanka (Pasindu Abeysondera) ve Moğolistan'dan (Uranchimeg Olzvoi) öğrenciler üniversitemize yerleştirilmiş, PILAB bünyesinde çalışmalarına devam etmişlerdir.
- Diğer taraftan, proje desteği ile PILAB kurulmuş ve teçhiz edilmiştir. Bu kalemde bilgisayarlar, yüksek çözünürlüklü bir kamera, ışıklandırma gibi görüntü işleme için çok değerli, pahalı ekipman laboratuvara kazandırılmıştır.
- Proje, laboratuvarımız için önemli bir referans olmuştur ve olmaya devam edecektir. Laboratuvarımız, proje kapsamında yapılan yayınlar arttıkça güçlenmeye devam edecektir.

1. Proje yürütücüsü iletişim bilgileri:

Adı – Soyadı : M. Taner Eşkil
Unvanı : Yrd. Doç. Dr.
Telefon : (216) 528 7155, (532) 646 5893
E-posta adresi : eskil@isikun.edu.tr