

T.C.
İNÖNÜ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BEYİN STEREOTAKTİK CERRAHİ SİSTEMLERİ VE YENİ BİR OTOMATİK
HEDEFLEME YÖNTEMİNİN GERÇEKLEŞTİRİLMESİ

DOKTORA TEZİ

Ersan YAZAN

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Muhammed Fatih TALU

Ağustos 2024

T.C
İNÖNÜ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BEYİN STEREOTAKTİK CERRAHİ SİSTEMLERİ VE YENİ BİR OTOMATİK
HEDEFLEME YÖNTEMİNİN GERÇEKLEŞTİRİLMESİ

DOKTORA TEZİ

Ersan YAZAN
(23616190011)

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Muhammed Fatih TALU

Ağustos 2024

TEŞEKKÜR VE ÖNSÖZ

Bu tez çalışmasının her aşamasında bilgi ve tecrübesiyle yardım, öneri, ve desteklerini esirgemedi beni her konuda yönlendiren danışman hocam Sayın Prof. Dr. Muhammed Fatih TALU'ya,

Tez çalışmam süresince değerli görüşleriyle tezime katkı sağlayan değerli hocalarım Doç. Dr. Ahmet Arif AYDIN ve Dr. Öğr. Üyesi Abdullah Erhan AKKAYA hocalarıma,

Her türlü cefa ile beni büyüten aileme,

Her konuda olduğu gibi tez çalışmalarım süresince de desteğini her zaman hissettiğim değerli eşime ve bu süreçte beni sabırla ve anlayışla bekleyen çocuklarıma,

Tez çalışmasını 122E495 ve 123E280 numaralı projelerle destekleyen Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) ARDEB'e

sonsuz teşekkür ederim.

ONUR SÖZÜ

Doktora tezi olarak sunduđum “Beyin Stereotaktik Cerrahi Sistemleri ve Yeni Bir Otomatik Hedefleme Yönteminin Gerçekleştirilmesi” başlıklı bu çalışmanın bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yardıma başvurmaksızın tarafımdan yazıldığına ve yararlandığım bütün kaynakların hem metin içinde hem de kaynakçada yöntemine uygun biçimde gösterilenlerden oluştuđunu belirtir, bunu onurumla doğrularım.

Ersan YAZAN



İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR VE ÖNSÖZ	i
ONUR SÖZÜ	ii
İÇİNDEKİLER.....	iii
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	iv
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	v
SEMBOLLER VE KISALTMALAR	vi
ÖZET.....	vii
ABSTRACT	viii
1. GİRİŞ.....	1
1.1 Problemin Tanımı	2
1.2 Motivasyon	3
1.3 Tez Düzeni ve Bilime Yapılan Katkılar	3
2. LİTERATÜR TARAMASI.....	5
2.1 Stereotaktik Cerrahi	5
2.1.1 Çerçeveleli stereotaktik cerrahi yöntemi	5
2.1.2 Çerçevesiz stereotaktik cerrahi yöntemi.....	6
2.1.3 Önerilen stereotaktik hedefleme yöntemi	8
2.2 Örtüşme Yöntemleri	9
2.2.1 Özellik tabanlı yöntemler	10
2.2.1.1 Nokta tabanlı yöntemler	10
2.2.1.2 Yüzey tabanlı yöntemler.....	11
2.2.2 Yoğunluk tabanlı yöntemler	13
2.2.3 Makine öğrenmesi tabanlı yöntemler	13
2.2.4 Çerçevesiz stereotaktik hedeflemede kullanılan yöntemler	14
3. KAFA MODELLERİNİN ÜRETİLMESİ	15
3.1 MR Kafa Modeli Üretme.....	15
3.1.1 MR kafa nesnesinin tespiti	15
3.1.2 Kafa modelinin elde edilmesi	17
3.1.3 Kafa modellerinin iç yapısının temizlenmesi	18
3.2 Derinlik Kamerası ile Kafa Modeli Üretme	21
4. ÜRETİLEN MODELLERE YÜZ MASKELERİNİN GİYDİRİLMESİ.....	23
5. KAFA MODELLERİ VE YÜZ MASKELERİNİN ÖRTÜŞTÜRÜLMESİ ...	25
5.1 Modellerin Yüzey Tabanlı Örtüşmesi	25
5.2 Yüz Maskesinin Nokta Tabanlı Örtüşmesi	27
5.2.1 Manuel seçilen 6 nokta kullanılması	27
5.2.2 Otomatik seçilen 6 nokta kullanılması	28
5.2.3 Otomatik seçilen çok sayıda noktanın kullanılması	29
5.3 Robot Kolun Kafa Üzerindeki Hedef Noktaya Yönlendirilmesi.....	33
6. SONUÇ VE ÖNERİLER	34
KAYNAKLAR.....	36
ÖZGEÇMİŞ	41

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1 : Kafa tespit yöntemnde kullanılan veri kümeleri.....	15
Çizelge 5.1: Manuel seçilen 6 nokta ile Hasta 10 için örtüşme sonucu.....	27
Çizelge 5.2 : Otomatik seçilen 6 nokta ile Hasta 10 için örtüşme sonuçları.....	29
Çizelge 5.3 : Örtüşme işleminde kullanılan yüz nokta kümeleri	29
Çizelge 5.4 : Hasta 10 örtüşme sonuçları.....	30
Çizelge 5.5 : Hasta 25 örtüşme sonuçları.....	30
Çizelge 5.6 : Hasta 38 örtüşme sonuçları.....	31



ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1 : Çerçevesiz ve çerçevesiz stereotaktik cerrahi süreç.	1
Şekil 2.1 : Stereotaktik çerçeveler.....	6
Şekil 2.2 : Çerçeve sistemde kullanılan işaretçi türleri.....	7
Şekil 2.3 : Önerilen hedefleme sisteminin genel yapısı	8
Şekil 3.1 : Kafa tespit yönteminin sonuçları	16
Şekil 3.2 : 5 farklı hastaya ait kafa modellerinin (MKafa) üretilmesi	18
Şekil 3.3 : İç yapı temizleme sonucu (sol): Temizleme öncesi, (sağ): Temizleme sonrası.....	19
Şekil 3.4 : İç yapı temizleme sonuçları (sol): MR, (orta) İlerleyen küpler,(Sağ) içyapı temizleme çıktısı	20
Şekil 3.5 : Kafa modelleri. (üst): MKafa, (Alt): DKafa	22
Şekil 4.1 : Kafa modellerinde yüz noktalarının tespiti.....	23
Şekil 4.2 : Yüz noktalarının tespiti. (üst): MKafaNoktali, (alt): DKafaNoktali	24
Şekil 5.1 : ICP yöntemi ile yüzey tabanlı örtüşme sonuçları	26
Şekil 5.2 : Vtk kütüphanesi ile yüzey tabanlı ICP yöntemi örtüşme sonuçları.....	26
Şekil 5.3 : El ile seçilen noktalarla örtüşme sonucu. (sol): MKafa, (orta): DKafa, (sağ): Örtüşmüş modeller	28
Şekil 5.4 : Otomatik seçilen noktalarla örtüşme sonucu. (sol): MKafa, (orta): DKafa, (sağ): Örtüşmüş modeller	29
Şekil 5.5 : RO yöntemi ile örtüşme işlemi sonucunda kafa modellerinin görünümü (sol): Hasta10, (orta): Hasta 25, (sağ): Hasta 38	32
Şekil 5.6 : Alın üzerinde seçilen bir nokta için robot kolun hedef noktaya yönlendirilmesi.....	33
Şekil 5.7 : Burun üzerinde seçilen bir nokta için robot kolun hedef noktaya yönlendirilmesi.....	33

SEMBOLLER VE KISALTMALAR

MR	: Manyetik Rezonans
MKafa	: MR Görüntüsünden elde edilen kafa modeli
DKafa	: Derin kamera görüntüsünden elde edilen kafa modeli
BT	: Bilgisayarlı Tomografi
SVD	: Singular Value Decomposition
TDA	: Tekil Değer Ayrışımı
RF	: Random Forest
RO	: Rastgele Orman
ICP	: Iterative Closest Point
AC	: Anterior Commissure
PC	: Posterior Commissure
TAL	: Talairach
GMM	: Gauss Mixed Mode

ÖZET

Doktora Tezi

BEYİN STEREOTAKTİK CERRAHİ SİSTEMLERİ VE YENİ BİR OTOMATİK HEDEFLEME YÖNTEMİNİN GERÇEKLEŞTİRİLMESİ

ERSAN YAZAN

İnönü Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

41+VIII sayfa

2024

Danışman: Prof. Dr. Muhammed Fatih TALU

Stereotaktik cerrahiyle beynin kritik bölgelerine yüksek doğrulukta erişim amaçlanır. Klasik cerrahi süreçte iki ayrı radyolojik görüntüleme verisine (MR-BT) ve bunların yüksek doğruluk ile örtüşmesine ihtiyaç duyulur. Ayrıca beyin cerrahı tarafından her iki veri üzerinde manuel olarak referans noktaları belirlenir ve MR-BT örtüşmesi bu noktalar kullanılarak gerçekleştirilir. Klasik yaklaşımda hastanın iki defa radyolojik görüntülemeye maruz kalması ve örtüşme noktalarının manuel belirlenmesi sorunlarının giderilmesi amacıyla, bu tez çalışmasında derinlik kamerası kullanımı ile yüz noktalarının örtüşmesine dayalı yeni bir yaklaşım önerisi gerçekleştirilmiştir. Önerilen yaklaşım dört aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada, hastadan alınan MR ve Derinlik kamera verileri kullanılarak üç boyutlu Mkafa ve Dkafa modelleri üretilir. İkinci aşamada her iki modele 468 noktadan oluşan yüz maskesi giydirilir. Üçüncü aşamada, giydirilen yüz maskelerinin örtüşme işlemi gerçekleştirilir. Son aşamada, örtüşme matrisi kullanılarak Robot Kol'un 3b yazıcıdan çıktısı alınan kafa prototipi üzerinde istenilen hedef noktaya ulaşması sağlanır. Uygulama aşamasında ADNI veri kümesindeki üç farklı hasta verisi kullanılmıştır. MR görüntüsünden elde edilen, MKafa ve Derin kamera görüntüsünden elde edilen DKafa modellerinin örtüştürülmesinde nokta ve yüzey tabanlı yöntemler uygulanmıştır. Tekil Değer Ayrışımı (TDA), Rastgele Orman (RO), Katı ve Afın örtüşme yöntemleri arasından, RO yöntemi ile 468 adet noktanın örtüştürülmesinde en başarılı sonuç elde edilmiştir. Örtüşme işlemi sonrasında robot kol belirlenen hedefe yaklaşık değerle yönlendirilmiştir. Örtüşme sonucunda 2 mm'nin altında hata değerleri hesaplanmış olup bu değer kabul edilebilir bir hata olarak değerlendirilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Stereotaktik hedefleme, örtüşme, TDA, Rastege orman, ICP

ABSTRACT

Phd. Thesis

BRAIN STEREOTACTIC SURGERY SYSTEMS AND IMPLEMENTATION OF A NEW AUTOMATIC TARGETING METHOD

Ersan YAZAN

Inonu University
Graduate School of Nature and Applied Sciences
Department of Computer Engineering

41+VIII sayfa

2024

Supervisor: Prof. Dr. Muhammed Fatih TALU

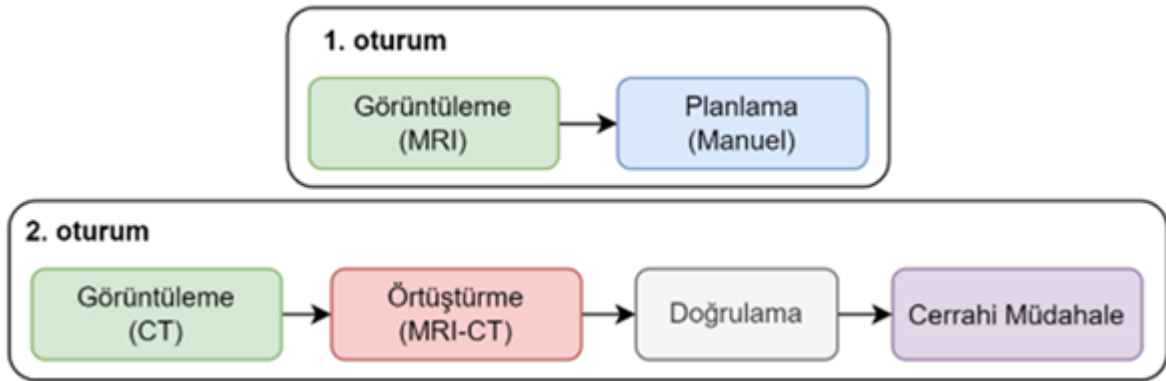
The goal of stereotactic surgery is to achieve high-precision access to critical regions of the brain. Traditional surgical procedures require two separate radiological imaging data (MRI and CT) and their accurate registration. Additionally, a neurosurgeon manually identifies specific anatomical landmarks (AC, PC, TAL) on both data, and the MRI-CT registration is performed using these landmarks. To address the issues of the patient being exposed to radiological imaging twice and the manual identification of registration points in the traditional approach, this thesis proposes a new approach based on the registration of facial points using a depth camera. The proposed approach consists of four stages. In the first stage, three-dimensional Mhead and Dhead models are produced using the MR and Depth camera data taken from the patient. In the second stage, a face mask consisting of 468 points is placed on both models. In the third stage, the registration process of the placed face masks is performed. In the final stage, the robotic arm is guided to the desired target point on a 3D-printed head prototype using the registration matrix. Three different patient datasets from the ADNI dataset were used during the implementation phase. Landmark and surface-based methods were applied in the registration of the MKafa model obtained from the MR image and the DKafa model obtained from the Depth camera image. Among the Singular Value Decomposition (SVD), Random Forest (RF), Rigid, and Affine methods, the RF method achieved the best results in aligning 468 points. After the registration process, the robotic arm was guided to the target with an approximate value. As a result of the registration, error values under 2 mm were calculated, which are considered acceptable.

Keywords: Stereotactic targeting, registration, SVD, Random forest, ICP

1. GİRİŞ

Stereotaktik cerrahi, beyin ve diğer organlardaki hedeflenen bölgelerin hassas bir şekilde tanımlanması ve tedavi edilmesi için kullanılan minimal invaziv bir cerrahi yöntemdir. Beyin cerrahisinde genellikle tümör, epilepsi, parkinson hastalığı ve diğer nörolojik bozuklukların tanı ve tedavisinde kullanılmaktadır. Stereotaktik hedefleme ise, üç boyutlu koordinat sistemi ve görüntüleme yöntemleri (MR, BT taramaları gibi) kullanarak, cerrahın belirli bir noktaya milimetrik doğrulukla ulaşmasına olanak tanır.

Uzun ve zahmetli bir süreç olan stereotaktik cerrahi, anestezi ile gerçekleştirilir ve Şekil 1.1’de gösterildiği gibi iki oturumda gerçekleştirilir. İlk oturum görüntüleme ve planlama işlemlerini içerir. Ertesi gün veya daha sonra gerçekleştirilen ikinci oturum ise görüntüleme, örtüştürme, doğrulama ve cerrahi işlem süreçlerinden oluşur.



Şekil 1.1 : Çerçevesiz stereotaktik cerrahi süreç.

Stereotaktik cerrahinin çerçevesiz olarak iki farklı uygulama yöntemi bulunmaktadır. Çerçevesiz uygulamanın ilk aşamasında hastanın başına özel metal bir çerçeve takılarak MR görüntülemesi gerçekleştirilir. Planlama aşamasında, cerrah bu MR görüntüsü üzerinde ortalama 221 ± 39 dakika (yaklaşık 4 saat) süren bir çalışma gerçekleştirerek özel noktaları işaretler [1]. Bunlar genellikle AC, PC, TAL, hedef ve giriş noktalarıdır [2]. Genellikle bir sonraki gün gerçekleştirilen ikinci aşamanın görüntüleme sürecinde hastanın kafasına tekrar metal çerçeve takılarak bilgisayarlı tomografi taraması yapılır. Sonrasında MR-BT örtüşmesi yapılarak, planlama aşamasında belirlenen nokta bilgileri BT görüntüsüne aktarılır ve bu bilgilere göre manuel olarak cerrahi operasyon gerçekleştirilir. Çerçevesiz uygulamanın iki temel farkı bulunmaktadır. Birincisi, hastanın kafasına sabitlenen bir

çerçeve kullanılmaz. İkincisi, hedeflenen noktaya doğru bir şekilde ulaşabilmek için genellikle kafatası üzerine belirli işaretleyiciler yerleştirilir ve yardımcı bir navigasyon sistemi aracılığıyla hedefleme gerçekleştirilir.

Çerçeveli sistemler yıllar içerisinde farklılık göstermiş olsa da tüm değişikliklere rağmen yapısı gereği cerrahi işlem sürecinde hasta ve cerrahın konforunu olumsuz yönde etkilemektedir [3]. Bununla birlikte özellikle robotik sistemlerin cerrahi alanda kullanılmaya başlanması ile çerçevesiz sistemler son yıllarda ciddi gelişim göstermiştir [4]. Stereotaktik biyopsi, derin beyin stimülasyonu, parkinson hastalığı ve beyin lezyonu işlemleri gibi birçok alanda robotik sistemler kullanılmaktadır. Robotik sistemlerin bu alanda kullanılmaya başlanması ile tanı ve tedavide güvenilirlikleri tartışılmış olsa da sistemlerin güvenilir olduğunu belirten çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Biyopsi ile ilgili yapılan çalışmalarda [5], [6], [7], [8] çerçevesiz robotik sistemlerin işlem süresi ve hasta konforu açısından çerçeveli biyopsi yöntemine göre daha başarılı olduğu bildirilmiştir. Ayrıca, tanısal doğruluk, güvenilirlik ve komplikasyon oranları açısından robotik çerçevesiz sistemlerin çerçeveli sistemlerle benzer olduğu ve cerrahi işlemlerde kullanılabileceği görülmektedir. Bununla birlikte çerçevesiz sistemlerde, çerçeveden kaynaklı sorunların olmadığı, görüntü birleştirme ve 3D görüntü oluşturabilme gibi teknikler sayesinde daha doğru hedefleme yapılabildiği ve cerrahi sürenin kısılması gibi avantajların ortaya çıktığı görülmektedir [9], [10], [11].

1.1 Problemin Tanımı

Her iki stereotaktik sistemde de (çerçeveli veya çerçevesiz) ameliyatın doğru bir şekilde gerçekleşebilmesi için cerrahın MR üzerinde yaptığı işaretçi konumlarına gerçek ortamda hassas bir şekilde erişebilmesi gerekir. Örneğin beyin MR verisini inceleyen bir cerrah tümörlü bölgenin merkezine bir işaretçi koyduğunda gerçek ortamda ameliyat yaparken işaretlediği noktaya hassas bir şekilde ulaşmayı hedefler. Klasik yöntemlerde bu hedefe ulaşabilmek için MR-BT örtüşme işlemi gerçekleştirilir. Bunun için ameliyat sürecinde ikinci bir çekim olarak BT elde edilir ve üzerinde belirli referans noktaları manuel işaretlenerek MR-BT örtüşmesi gerçekleştirilir. Örtüşme işleminin tamamlanmasından sonra cerrah tarafından örtüşme işleminin doğruluğu manuel kontrol edilir. Bu işlem MR ve BT'nin farklı görünürlük (opacity) değerleriyle üst üste görüntülenmesi ile gerçekleştirilir. Örtüşme doğruluğu cerrah tarafından onaylandıktan sonra ameliyat gerçekleştirilir. Klasik stereotaktik sistemlerde iki farklı çekim yapılmaya ihtiyaç duyulması,

cerrahlar tarafından manuel işaretlemelerin yapılıyor olması mevcut yaklaşımların eksiklikleri olarak değerlendirilmektedir.

1.2 Motivasyon

Mevcut stereotaktik sistemlerdeki eksikliklerin giderilmesi için bilgisayarlı görüş alanındaki güncel modelleme ve algılama yöntemlerinde kullanılması fikri araştırmacıların temel motivasyon kaynağı olmuştur. Bu tez çalışmasında mevcut sistemlere alternatif olarak, derinlik kamerası kullanımı ve yüz noktalarının örtüşmesine dayalı yeni bir yaklaşım sunulmuştur. Önerilen yöntemde cerrahların müdahale etmesine gerek kalmaksızın otomatik olarak referans noktaları elde edilmekte ve örtüşme işlemi gerçekleştirilmektedir. Önerilen yöntem üç temel aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada MR ve derin kamera görüntülerinden kafa modellerinin (MRKafa ve DKafa) elde edilmektedir. İkinci aşamada bu modeller üzerinde 2b yüz noktalarının tespit edilmesi ve bu noktaların 3b'ye dönüştürülmesi işlemleri gerçekleştirilir. Üçüncü aşamada bu işaretçiler kullanılarak MRKafa ve DKafa modelleri örüştürülür. Bu kapsamda tezin ikinci bölümünde mevcut stereotaktik yaklaşımlar ve bu yaklaşımlara alternatif olarak sunduğumuz sistemin genel yapısı yer almaktadır. Üçüncü bölümde medikal görüntülerde örtüşme yöntemleri genel olarak izah edilmiş, dördüncü ve beşinci bölümde sırayla önerilen sistemdeki kafa modellerinin tespit edilmesi ve yüz noktalarının elde edilmesi süreçleri anlatılmıştır. Altıncı bölümde uygulama sonuçları verilmiş olup yedinci ve son bölümde sonuç ve tartışmalar yer almaktadır.

1.3 Tez Düzeni ve Bilime Yapılan Katkılar

Tez Düzeni: Bu tez çalışması bir literatür ve dört özgün bölüme sahiptir.

- *Bölüm 2*, tez çalışması kapsamında kullanılan yöntemlerle ilgili izahlar ve literatür taramasından oluşmaktadır.
- *Bölüm 3*, MR ve derin kamera görüntülerinde 3b kafa modellerinin üretilmesi süreçlerinin izahını içermektedir. Bu bölümde kafa modellerinin üretilmesi aşamasında gerçekleştirilen her bir işlemin detayları ve algoritmaları açık bir şekilde yer almaktadır.
- *Bölüm 4*, MR ve derin kamera kafa modelleri üzerinde 468 noktadan oluşan bir yüz maskesinin elde edilmesi ve bu maskenin modeller üzerine giydirilmesi sürecinin izahını içerir.

- *Bölüm 5*, 468 noktadan oluşan iki yüz maskesinin farklı şekillerde ve farklı yöntemlerle örtüştürülmesinin sonuçları ve örtüşme sonucunda robot kolun kafa üzerinde belirlenen hedefe yönlendirilmesini içerir.
- *Bölüm 6*, elde edilen bulgular neticesinde tez çalışmasının sonuçları ve bu sonuçlara dayalı önerilerden oluşmaktadır.

Bilime Yapılan Katkılar: Tez çalışması sürecinde gerçekleştirilen araştırma ve uygulamalar neticesinde yapılmış olan çalışmalar göz önüne alındığında bu tez çalışmasının katkıları uygulama ve literatür katkıları olarak iki gruba ayrılabilir.

Uygulama katkıları;

- MR görüntüsünden kafa modellerinin üretilmesi sürecinde bölüm 3.1.3'te izah edilen kafa iç yapılarının temizlenmesi için önerilen algoritma ve uygulaması.
- MR görüntüsünün okunmasından örtüşme işleminin tamamlanmasına kadar tüm işlemlerin tek uygulamada birleştirildiği ve kodlamasının tamamen tarafımızdan gerçekleştirildiği bir çatı uygulaması ortaya konmuştur.

Literatür Katkıları;

Tez çalışması sürecinde bir adet uluslararası sempozyum, bir adet ulusal hakemli ve bir adet SCI kapsamında dergide yayınlanmış üç adet bilimsel yayın gerçekleştirilmiştir. Bu yayınların isimleri aşağıda belirtilmiştir;

- Sempozyum yayını: Comparison of the stochastic gradient descent based optimization techniques.
- Ulusal dergi yayını: Yönsel Türev Tabanlı Yakınsama Yaklaşımlarının Karşılaştırmalı Analizi.
- SCI yayını: Frameless Registration Method Using a Depth Camera for Robot-Assisted Stereotactic Brain Surgery

2. LİTERATÜR TARAMASI

Bu bölümde tez çalışmasının ana konusu olan stereotaktik cerrahi ve örtüşme yöntemleri konularında izahlar yapılmış olup bu konulardaki literatür çalışmalarına yer verilmiştir.

2.1 Stereotaktik Cerrahi

Stereotaksi, beyin gibi bir hacmin, hassas ölçümler kullanılarak belirli bir koordinat sistemine göre haritalanabileceği prensibine dayanmaktadır [12]. Stereotaktik teknik, kartezyen koordinat sistemi kullanılarak, üç ortogonal düzlemin (ön-arka, yanal ve dikey) kesişimiyle uzaydaki noktaların tanımlanmasını sağlayan matematiksel kavramlara dayanır. İlk olarak, hastanın başına sabitlenen çerçeve yardımıyla gerçekleştirilen cerrahi süreç sonraları çerçevesiz sistemlerin de geliştirilmesi ile günümüzde iki farklı yöntemle gerçekleştirilmektedir.

2.1.1 Çerçevesiz stereotaktik cerrahi yöntemi

Çerçevesiz yöntemde beyindeki hedef bölgenin üç boyutlu kartezyen koordinat sistemine göre belirlenmesi, hastanın kafasına sabitlenen bir çerçeve yardımıyla gerçekleştirilir. Çerçeve, anestezi altında hastanın başına yerleştirilir ve radyolojik görüntüleme cihazlarına bağlanarak hedef bölgenin koordinatları belirlenir. Çerçevenin yerleştirilmesi sırasında, çerçevenin sıkıca sabitlenmesi ve hareket etmemesi için başa birkaç noktadan vidalarla tutturulur. Bu işlem, cerrahi işlem sırasında cerrahi aletlerin hassas bir şekilde yönlendirilmesini sağlar. Çerçeve yerleştirildikten sonra, hastanın beyin yapısı detaylı bir şekilde görüntülenir. Bu aşamada manyetik rezonans görüntüleme (MRI) veya bilgisayarlı tomografi (CT) kullanılarak beyin taramaları yapılır. Stereotaktik çerçeve üzerindeki referans noktaları, bu taramalarda görünür ve cerrahlar bu referans noktalarını kullanarak hedef bölgenin tam koordinatlarını belirler.

Kartezyen koordinat sistemine dayanan ilk üç boyutlu cerrahi çerçeve, 1908 yılında nörofizyolojist Horsley ve matematik profesörü Clarke tarafından geliştirilmiştir [13]. Spiegel ve ekibinin 1947'de, insan stereotaksisine yönelik ilk çerçeveyi tanıttığından bu yana stereotaksiye olan ilgi oldukça artmış ve 1950'lerde 40'tan fazla farklı stereotaktik

çerçeve tasarlanmıştır. Şekil 2.1’de cerrahide kullanılan farklı çerçevelere örnekler gösterilmiştir.



Şekil 2.1 : Stereotaktik çerçeveler.

Çerçeveli stereotaktik cerrahinin bazı dezavantajları vardır. Bunlar aşağıdaki gibi sıralanabilir:

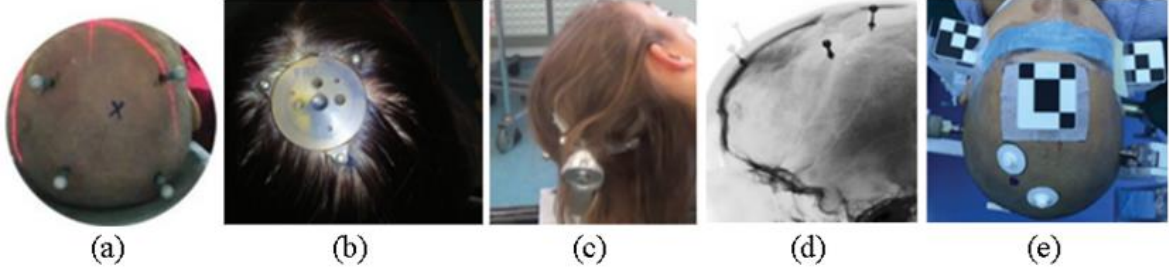
- Radyolojik görüntüleme işlemi iki defa gerçekleştirilir. Bu durum hastanın radyolojik etkiye iki kez maruz kalmasına sebep olur.
- Çerçevenin kafaya sabitlenmesi sırasında sıkıştırma nedeniyle kemik zarar görebilir.
- Görüntülemeler sonucunda planlama verilerinin örtüşmesi için cerrah tarafından her iki görüntü üzerinde manuel işaretlemelere ihtiyaç duyulur.

2.1.2 Çerçevesiz stereotaktik cerrahi yöntemi

Çerçeveli stereotaktik cerrahinin aksine, çerçevesiz teknikler, hastanın kafasına sabitlenen sert bir çerçeveye ihtiyaç duymadan yüksek hassasiyetle hedefleme yapmayı mümkün kılar. Bu teknikte, manyetik rezonans (MR) görüntüleme ve bilgisayarlı tomografi (BT) gibi yüksek çözünürlüklü görüntüleme yöntemleri ile hastanın beyin yapıları detaylı bir şekilde taranır. Bu taramalar, cerrahın ameliyat öncesinde ve sırasında beyin içerisindeki hedef bölgeyi üç boyutlu olarak görselleştirmesine olanak tanır.

Genellikle cerrahi navigasyon sistemlerinin kullanıldığı bu yöntemde hedef bölgenin belirlenmesi referans işaretçileri kullanılarak gerçekleştirilir. Bu işaretçiler, cerrahi navigasyon sistemlerinin hastanın başını ve beyin yapısını üç boyutlu olarak doğru bir şekilde tanımasına olanak tanır. Cerrah, ameliyat öncesi planlama aşamasında hastanın kafasının hangi bölgelerine referans işaretçilerin yerleştirileceğini belirler. İşaretçiler, yapışkan pedler veya küçük vidalar kullanılarak sabitlenir. Yerleştirme işlemi, lokal anestezi altında yapılabilir. İşaretçiler yerleştirildikten sonra, hastanın beyin yapıları MR veya CT

gibi yüksek çözünürlüklü görüntüleme yöntemleri ile taranır. Bu taramalar, cerrahın referans işaretçileri ve beyin yapısını üç boyutlu olarak görselleştirmesine olanak tanır. Navigasyon sistemi, referans işaretçileri kullanarak hastanın başının pozisyonunu ve cerrahi aletlerin hareketlerini gerçek zamanlı olarak izler ve kalibre eder. Şekil 2.2’de günümüzde kullanılan referans işaretçilere örnekler yer almaktadır.



Şekil 2.2 : Çerçeve sistemde kullanılan işaretçi türleri.

Robotik sistemlerin cerrahi alanda kullanılmaya başlanması ile çerçevesiz sistemler gelişimde ivme kazanmıştır. Bu alanda robotların ilk olarak kullanımı 1985 yılında *PUMA 200* robotik sistemi ile gerçekleştirilen beyin biyopsi işlemidir [14]. Sonraki yıllarda Neuromate, Pathfinder, NeuroArm, Renaissance sistemleri kullanılmaya başlanmıştır.

Bilgisayar destekli navigasyon sistemlerinin ilk kullanımı ise 2011 yılında SpineAssist sistemi ile gerçekleştirilmiştir [15]. Sonraki süreçte; Airo Mobile Intraoperative, Stealth Station, Ziehm Vision FD Vario 3-D ve Stryker SpineMas gibi farklı sistemler geliştirilmiş ve kullanıma sunulmuştur.

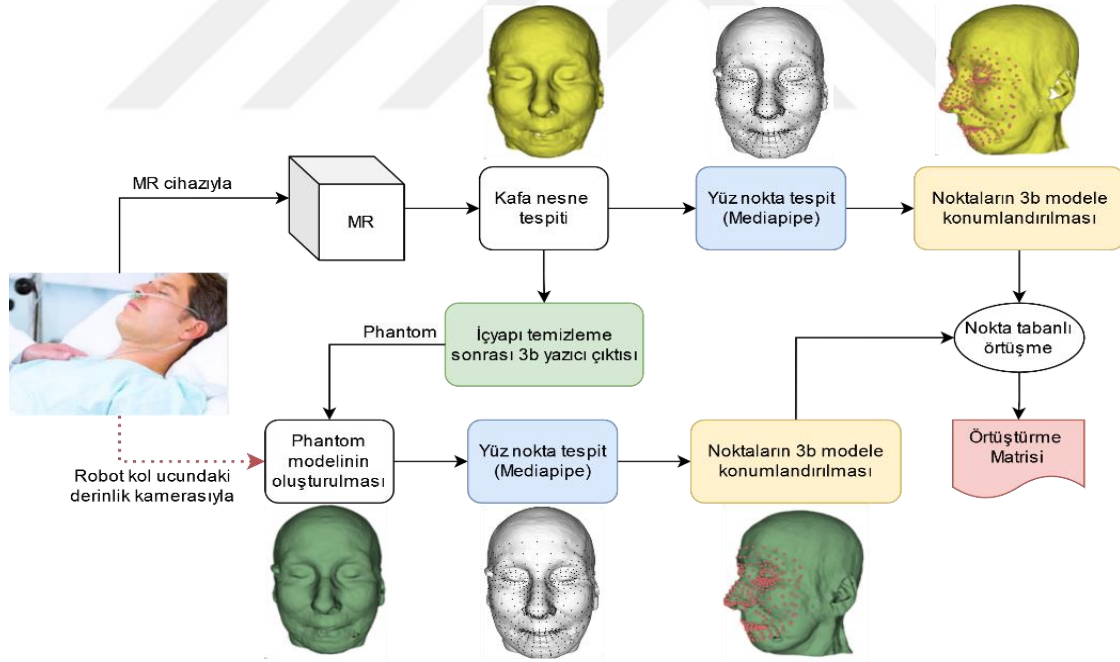
Çerçevesiz sistemlere kıyasla çerçevesiz sistemler doğruluğu ve hassasiyeti artırır, daha kısa iyileşme süresi sağlar bu durum hasta açısından olduğu gibi daha az doluluk oranından dolayı sağlık kurumları açısından da bir avantaj sağlar [16]. Bununla birlikte çerçevesiz stereotaktik cerrahinin de bazı dezavantajları vardır. Bunlar aşağıdaki gibi sıralanabilir:

- Radyolojik görüntüleme işlemi iki defa gerçekleştirilir. Bu durum hastanın radyolojik etkiye iki kez maruz kalmasına sebep olur.
- Görüntülemeler sonucunda elde edilen verilerin örtüşmesi için cerrah tarafından her iki görüntü üzerinde manuel işaretlemelere ihtiyaç duyulabilmektedir.
- Kafatasına vidalanan işaretçiler kullanılabilir. Bu durum hasta konforunu olumsuz etkiler.
- Mevcut sistemler donanımsal ve yazılımsal olarak maliyetlidir.

2.1.3 Önerilen stereotaktik hedefleme yöntemi

Mevcut stereotaktik hedefleme uygulamalarında, hastanın iki defa radyolojik etkiye maruz kalması, örtüşme işlemi için manuel işaretleme veya ek aparatların gerekmesi ve maliyet gibi dezavantajların bulunması sebebiyle bu tez çalışması kapsamında yeni bir hedefleme yaklaşımı önerilmiştir. Bu yaklaşımda iki oturumdan oluşan cerrahi sürecin ikinci oturumunda radyolojik görüntüleme yerine derin kamera kullanımı, manuel veya ek aparatlarla işaretleme yerine ise örtüşme için referans noktaların otomatik olarak elde edilmesi önerilmiştir.

Önerilen stereotaktik hedefleme sistemi hastadan elde edilen MR ve Derinlik kamera verilerinin birlikte işlenmesi mantığına dayanmaktadır. Şekil 2.3'te genel yapısı gösterilen sistemde, MR ve Derinlik kamera verilerinden kafa modelleri elde edilerek bu modeller üzerinde 2-b ve 3-b yüz noktaları tespit edilmekte ve örtüşme işlemi gerçekleştirilerek hastanın 3-b ortamdaki konumu hassas bir şekilde tespit edilmektedir. Çıktı olarak elde edilen örtüşme matrisi robot kola aktarılmakta ve gerçek ortamda hedeflenen noktaya hassas erişim sağlanabilmektedir.



Şekil 2.3 : Önerilen hedefleme sisteminin genel yapısı

Önerilen yaklaşımın gerçek hayatta uygulanabilmesi için aynı hastadan MR ve derinlik kamera verilerinin elde edilmesi gerekir. Ancak çalışmanın yapıldığı süreçte hazır MR veri kümeleri kullanıldığı ve bu veri kümelerinde derinlik kamera verileri bulunmadığı için ek bir işleme gerek duyulmuştur. Bu ek işlem ilerleyen bölümlerde izah edilen "Dış kafa

yüzey modeli" nin elde edilip 3-b yazıcı çıktısının (fantom) alınmasıdır. Elde edilen bu fantom gerçek hastanın yerine kullanılmıştır. Bu sayede gerçek hastadan elde edilmesi gereken derinlik verileri (kırmızı kesik çizgi ile gösterilir) fantom üzerinden elde edilmiştir.

2.2 Örtüşme Yöntemleri

Medikal görüntüleme, tıbbi tanı ve tedavi süreçlerinde kritik bir rol oynar. Farklı zamanlarda veya farklı cihazlarla elde edilen görüntülerin örtüştürülmesi, bu süreçlerin başarısı için büyük bir öneme sahiptir. Medikal görüntülerin örtüştürülmesi basitçe iki görüntüyü aynı referans sisteminde hizalama işlemi olarak tanımlanabilir. Bu süreçte, bir "hareketli" görüntü, bir "sabit" görüntü ile hizalanarak, görüntüler arasındaki anatomik yapılar uyumlu hale getirilir.

Örtüştürme işlemi, hareketli görüntü olarak adlandırılan kaynak görüntüsünün, sabit görüntü olarak adlandırılan hedef görüntüye hizalama işlemidir. Bu nedenle iki görüntüyü uzaysal olarak hizalı hale getiren bir T koordinat dönüşümünü bulma sorunu olarak kabul edilebilir ve dönüşüm türüne göre katı (rigid), benzerlik (smilarity), afin (affine) ve esnek (non-rigid) olarak dörde ayrılabilir [17]. Katı örtüştürme sadece dönüşüm ve öteleme işlemlerini içerir ve sert cisimlerin hizalanmasında kullanılır. Benzerlik örtüştürme, görüntüler arasındaki ölçeklemeyi de içerir. Afin örtüştürme, görüntülerde belirli şekil değişiklikleri olduğunda gerektiğinde kesme uygulayabilir. Esnek örtüştürme ise şekil değişikliğini de hesaba katar ve elastik deformasyonları içerir.

Medikal görüntülerin örtüştürülmesi, örtüştürülecek görüntüler açısından genellikle iki kategoriye ayrılır [18]. İntermodal (farklı modaliteler) ve intramodal (aynı modalite). Medikal görüntülemede, intermodal örtüştürmede farklı görüntüleme teknikleri kullanılarak elde edilen aynı nesnenin görüntüleri hizalanır. Örneğin, bu teknikler T1, T2 gibi farklı MR görüntüleme türleri veya MR ve BT gibi tamamen farklı görüntüleme yöntemleri olabilir. İntramodal örtüştürmede, genellikle aynı görüntüleme modalitesi (MR-MR, BT-BT) kullanılarak elde edilen, ancak farklı zaman aralıklarında veya farklı açılardan alınan görüntüler hizalanır.

Medikal görüntülerin örtüştürülmesi konusunda farklı yöntemler geliştirilmiştir. Bu yöntemler genel olarak özellik tabanlı ve yoğunluk tabanlı yöntemler olarak sınıflandırılmaktadır. Özellik tabanlı yöntemler, görüntülerdeki belirgin özelliklerin (örneğin, köşeler, kenarlar, noktalar) tespit edilmesi ve bu özelliklerin hizalanması üzerine

kuruludur. Yoğunluk tabanlı yöntemler ise, görüntü piksellerinin yoğunluk değerlerine dayanır ve görüntülerin yoğunluk dağılımlarını karşılaştırarak hizalama yapar. Bunların haricinde literatürde Makine öğrenmesi tabanlı birçok yöntem önerilmiş ve örtüşme işlemini Optimizasyon problemi olarak ele alan çalışmalar da gerçekleştirilmiştir.

2.2.1 Özellik tabanlı yöntemler

Özellik tabanlı yöntemler, görüntülerin belirgin ve ayırt edici özelliklerinin tespit edilmesine ve bu özelliklerin hizalanmasına dayanır. Bu özellikler, köşeler, kenarlar, belirli noktalar veya yüzeyler gibi görüntüdeki önemli yapılar olabilir. İlk adım olarak, her iki görüntüde de tespit edilecek özellikler belirlenir. Bu işlem, otomatik algoritmalarla veya manuel olarak yapılabilir.

Örtüşmede kullanılacak özelliklerin tespit edilmesinin ardından, bu özelliklerin hizalanması adımı gelir. Hizalama işlemi, tespit edilen özelliklerin benzerliğini değerlendirerek, bir görüntüdeki özelliklerin diğer görüntüdeki karşılık gelen özelliklerle eşleştirilmesini içerir. Bu işlem, öklidyen benzerlik ölçütleri kullanılarak gerçekleştirilebilir. Eşleştirilen özellikler, iki görüntü arasındaki dönüşüm modelinin hesaplanması için referans noktaları olarak kullanılır. Dönüşüm modeli hesaplandıktan sonra bir görüntüdeki tüm pikseller, hesaplanan dönüşüm modeli aracılığıyla diğer görüntüdeki karşılık gelen konumlarına taşınır.

2.2.1.1 Nokta tabanlı yöntemler

Her iki görüntü üzerinde belirli referans noktalar belirlenir ve bu noktalara göre örtüşme işlemi gerçekleştirilir. Bu noktaların belirlenmesi manuel olabileceği gibi otomatik yöntemler de geliştirilmiştir. Noktaların örüştürülmesiyle elde edilen dönüşüm matrisi hareketli görüntüye uygulanarak sabit görüntü ile hizalanması gerçekleştirilir. Çerçevesiz stereotaktik hedeflemede, hastanın vücudundaki anatomik noktalar ve hasta vücuduna yerleştirilen referans işaretçiler olmak üzere iki farklı referans nokta seçimi söz konusudur [19]. Anatomik noktalar; burun ucu, göz köşesi, kulak kepçesi veya burnun ön noktası (nasal spina) gibi noktalardır. Bu noktalar her iki görüntü üzerinde de genellikle manuel olarak işaretlenir ve örtüşme işlemi gerçekleştirilir. Referans işaretçiler ise genellikle optik veya elektromanyetik işaretçilerdir ve hastanın derisine ya da kemiğine yerleştirilir [20]. Görüntüleme işlemi, cerrahın belirlediği noktalara bu işaretçilerin yerleştirilmesiyle yapılır ve örtüşme işlemi cerrahi yazılımlar aracılığı ile bu noktalar kullanılarak gerçekleştirilir

Nokta tabanlı örtüştürmede belirlenen referans noktaların bir biri ile hizalanması için Tekil Değer Ayırışımı (TDA) [21] gibi matematiksel yöntemler kullanıldığı gibi En Küçük Kareler [22], [23] İnce-Levha Eğrisi (Thin-Plate Spline – TPS) [24] gibi yöntemler de kullanılmıştır. Ayrıca yüzey tabanlı örtüşme yöntemi olan Yinelemeli En Yakın Nokta (Iterative Closest Point – ICP) yöntemi de noktaların örtüştürülmesinde kullanılmıştır [25].

Tez çalışması kapsamında gerçekleştirilen uygulamada nokta tabanlı örtüşme yöntemi olarak TDA temelli matematiksel yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemde öncelikle her iki yüz nokta kümesinin (sabit ve hareketli) merkez noktaları (0,0,0) olacak şekilde güncellenmektedir. Böylece iki nokta kümesinin aynı ağırlık merkezinde olması sağlanmaktadır. Daha sonra nokta kümeleri arasındaki dönme (rotasyon) açılarının kestirimi yapılmaktadır. Bunun için hareketli nokta kümesinin sabit küme üzerine izdüşümü alınarak her bir hareketli noktanın sabit küme üzerindeki etkisini temsil eden büyük bir karesel matris (M) elde edilmektedir. 468x468 boyutlu bu matrisin tekil değer ayrışımı gerçekleştirilerek MM^T ve M^TM matrislerinin özvektörleri (U ve V) elde edilmektedir. Birim dik vektörler içeren bu matrisler kullanılarak dönme matrisi (R) hesaplanmaktadır. Son olarak ölçek ve öteleme katsayıları da bu matrise ilave edilerek dönüşüm matrisinin hesaplanması tamamlanır. Hesaplanan dönüşüm matrisi tüm hareketli nokta kümesine uygulanarak örtüşmüş nokta kümesi elde edilmektedir. Diğer yaklaşımlarla kıyaslandığında tekil değer ayrışım temelli bu örtüşme yönteminin oldukça hızlı çalıştığı söylenebilir. Bu yöntemin sözde kodu Algoritma 2.1'de gösterilmiştir

Algoritma 2.1 TDA temelli örtüşme işlemi

Input: *sabitN*, *hareketliN*

Çıktı: *ortusmusN*

hareketliN = *hareketliN* – *mean(hareketliN)*

sabitN = *sabitN* – *mean(sabitN)*

$M = \text{hareketliN}^T * \text{sabitN}$

$U, S, V = \text{SVD}(M)$

$R = V^T \cdot U \cdot V$

ortusmusN = *hareketliN* * R^T

olcek = *norm(sabitN)* / *norm(hareketliN)*

ortusmusN = *ortusmusN* * *olcek* + *mean(sabitN)*

2.2.1.2 Yüzey tabanlı yöntemler

Yüzey tabanlı örtüşme işleminde, yüzeyler genellikle nokta bulutları (point cloud) veya üçgensel ağlar (mesh) olarak temsil edilir. Nokta bulutları, yüzey üzerindeki her bir noktanın koordinatlarını içerirken, meshler ise bu noktalar arasındaki bağlantıları (üçgen

paneller) gösterir. Bu yöntemde nokta tabanlı yöntemlerde olduğu gibi görüntü üzerindeki belirli noktaların değil görüntü yüzeyini temsil eden tüm noktaların örtüşmesi gerçekleştirilir.

Yüzeylerin örtüşürmesinde ICP [26], [27], [28] ve Bütünleyici Nokta Deformasyonu (Coherent Point Drift - CPD) [29], [30], [31] yöntemleri yaygın olarak kullanılmaktadır. ICP, yinelemeli bir yöntem olup, bu yöntemde, bir referans yüzey ile bir hedef yüzey arasındaki noktaların en yakın eşleşmeleri hesaplanır ve bu eşleşmeler üzerinde bir dönüşüm (rotasyon, ölçekleme, translasyon) uygulanarak hizalama gerçekleştirilir. İteratif olarak en yakın noktaların eşleştirilmesi ve dönüşümün optimize edilmesi işlemi tekrarlanarak örtüşme iyileştirilir. CPD ise olasılık temelli bir yöntem olup noktalar arasındaki dönüşüm parametrelerini hesaplamak için Gauss karışım modelini (Gauss Mixed Mode – GMM) kullanır.

Stereotaktik cerrahide, yüzey tabanlı örtüşme, MR ve BT görüntülerinden hastanın 3 boyutlu yüz görüntüsünün elde edilmesi ve bunların hizalanması işlemidir. Cerrahi işlem sırasında tomografi yerine hasta yüzünde lazer işaretçiler veya stereoskopik kamera kullanarak yüzey taraması yapılan yöntemler de önerilmiştir [32], [33], [34]. Her iki yüzey üzerinde elde edilen nokta bulutları arasındaki en yakın dönüşüm hesaplanarak bir birine hizalanırlar. Bu işlem için en yaygın kullanılan algoritma ICP [35] algoritmasıdır.

Tez çalışması kapsamında yüzey tabanlı örtüşme yöntemi olarak ICP yöntemi kullanılmıştır. ICP iki farklı nokta bulutu arasındaki en iyi dönüşüm matrisini bulmak için yaygın olarak kullanılan bir algoritmadır. Temel olarak dört adımdan oluşur. Bunlar;

- *Başlangıç dönüşümü uygulama:* İki nokta bulutu için başlangıç olarak bir dönüşüm uygular. Bu dönüşüm genelde birim matrisi ile gerçekleştirilir.
- *En yakın noktaların eşleşmesi:* Hareketli nokta bulutundaki her bir nokta için sabit nokta bulutundaki en yakın noktanın bulunması. Bu işlem KNN gibi en yakın komşu arama algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilir.
- *Dönüşüm matrisinin hesaplanması:* Eşleşen noktalara göre uygun dönüşüm matrisi hesaplanır.
- *Dönüşüm matrisinin uygulanması:* Hesaplanan dönüşüm matrisinin hareketli nokta bulutuna uygulanması.

Yukarıda belirtilen dört adım, noktaların eşleşme hatası belirli bir yakınsamaya veya işlem tekrarı belirli bir iterasyon sayısına ulaşana kadar tekrar edilir.

2.2.2 Yoğunluk tabanlı yöntemler

Yoğunluk tabanlı yöntemler, hareketli ve sabit görüntü arasındaki piksel yoğunlukları veya gri tonlarının benzerliklerini optimize eder. Bu yöntem, görüntüler arasındaki deformasyonu veya dönüşümü hesaplamak için yoğunluk benzerlik metriklerini kullanır. Yoğunluk tabanlı yöntemler genellikle iteratif bir optimizasyon süreciyle gerçekleştirilir. Başlangıçta, bir başlangıç dönüşümü tahmin edilir ve ardından seçilen benzerlik metriği kullanılarak bu tahmin iyileştirilir. Özellikle farklı modalitelerdeki görüntülerde yaygın olarak kullanılmıştır .

Yoğunluk tabanlı yöntemlerin temel farkları benzerlik metrikleridir. Yapılan çalışmalarda genel olarak Karşılıklı Bilgi (Mutual Information), Kareler Farklarının Toplamı (Sum of Squared Differences), Normalleştirilmiş Çapraz Korelasyon (Normalized Cross Correlation) gibi yöntemler kullanılmıştır [17].

Beyin MR ve tomografi görüntülerinde kullanılan voksel tabanlı örtüşme teknikleri de yoğunluk tabanlı tekniklere benzemektedir. Görüntü üzerinde gerçekleştirilen ön işlemlerden sonra yoğunluk tabanlı yöntemler uygulanarak örtüşme işlemleri gerçekleştirilmektedir.

2.2.3 Makine öğrenmesi tabanlı yöntemler

Makine Öğrenmesi, bir çok alanda kullanıldığı gibi medikal görüntülerin örtüştürülmesi alanında da yaygın olarak kullanılmıştır. Hem farklı modlite hem de aynı modalitedeki görüntülerin örütüştürülmesine yönelik çeşitli ve çok sayıda ağ mimarisi önerilmiştir. Literatürde özellikle beyin MR ve BT görüntülerinin örtüştürülmesi ile ilgili farklı CNN ve GAN mimarileri, Derin Benzerlik Ağları gibi bir çok ağ önerisi gerçekleştirilmiştir [36], [37], [38], [39], [40], [41], [42], [43].

Tez çalışması kapsamında gerçekleştirilen uygulamada Rastgele Orman (RO, Random Forest) algoritması kullanılmıştır. Literatürde bu yöntemin kullanıldığı örtüşme çalışmaları da yer almaktadır [44], [45], [46], [47].

Yapay öğrenme temelli bir yöntem olan Rastgele Orman (RO) [48], alanda oldukça popülerlik kazanmıştır. Birden fazla karar ağacı tahmin sonucunu birleştirme mantığıyla çalışmaktadır. Her bir ağacın bağımsız olarak eğitildiği ve eğitim sonunda ilgili veri

noktasının tüm karar ağaçlarından geçirilerek tahmini konumları elde edildikten sonra ortalamalarının alındığı görülmektedir. Diğer yöntemlerle kıyaslandığında RO yönteminin avantajları yüksek doğruluk, genelleştirilebilirlik ve hız olarak karşımıza çıkmaktadır. Bununla birlikte yeterli miktarda veriye ihtiyaç duyduğu görülmektedir. Bu çalışmada örtüşen nokta sayısının 468 gibi yüksek miktarda olması RO yönteminin doğruluğunu olumlu yönde arttırmıştır. Bu açıdan iki nokta kümesi arasındaki ilişkinin modellenmesi noktasında güçlü bir yaklaşım olduğu değerlendirilmiştir.

Bu yöntem, hazır kütüphane kullanılarak eğitilmiş bir ağ ile gerçekleştirilmiştir. Uygulamada karar ağacı sayısı parametrik olduğu için farklı ağaç sayıları ile testler gerçekleştirilmiş olup 100'ün üzerinde belirtildiğinde sonuçların dikkate değer bir şekilde değişmediği gözlemlenmiştir. Bu nedenle karar ağacı sayısı 100 olarak karar verilmiş ve uygulama sonuçları bu şekilde alınmıştır

2.2.4 Çerçevesiz stereotaktik hedeflemede kullanılan yöntemler

Çerçevesiz stereotaktik cerrahiye alternatif olarak sunulan çerçevesiz sistemler teknolojinin gelişmesi ve özellikle robotik sistemlerin de cerrahide kullanılmasıyla birlikte büyük gelişme göstermiştir. Çerçevesiz sistemlerde, görüntü-hasta örtüşmesi için çerçeve yerine genellikle optik veya elektromanyetik işaretçiler kullanılmıştır. Hastanın vücuduna yerleştirilen bu işaretçiler ile alınan MR-BT görüntüleri örütştirülerek, ilgili hedef nokta üzerinde cerrahi işlem gerçekleştirilmektedir. Görüntü-hasta örtüşmesi, hastanın o anki fiziksel koordinatları ile görüntü koordinatları arasındaki dönüşümün hesaplanmasını ifade eder. Bu işlemi gerçekleştirmek için çeşitli teknikler kullanılmıştır [49], [50]. Genel olarak çerçevesiz stereotaktik hedefleme sürecinde nokta tabanlı ve yüzey tabanlı örtüşme yöntemleri kullanılmaktadır [19].

3. KAFA MODELLERİNİN ÜRETİLMESİ

3.1 MR Kafa Modeli Üretme

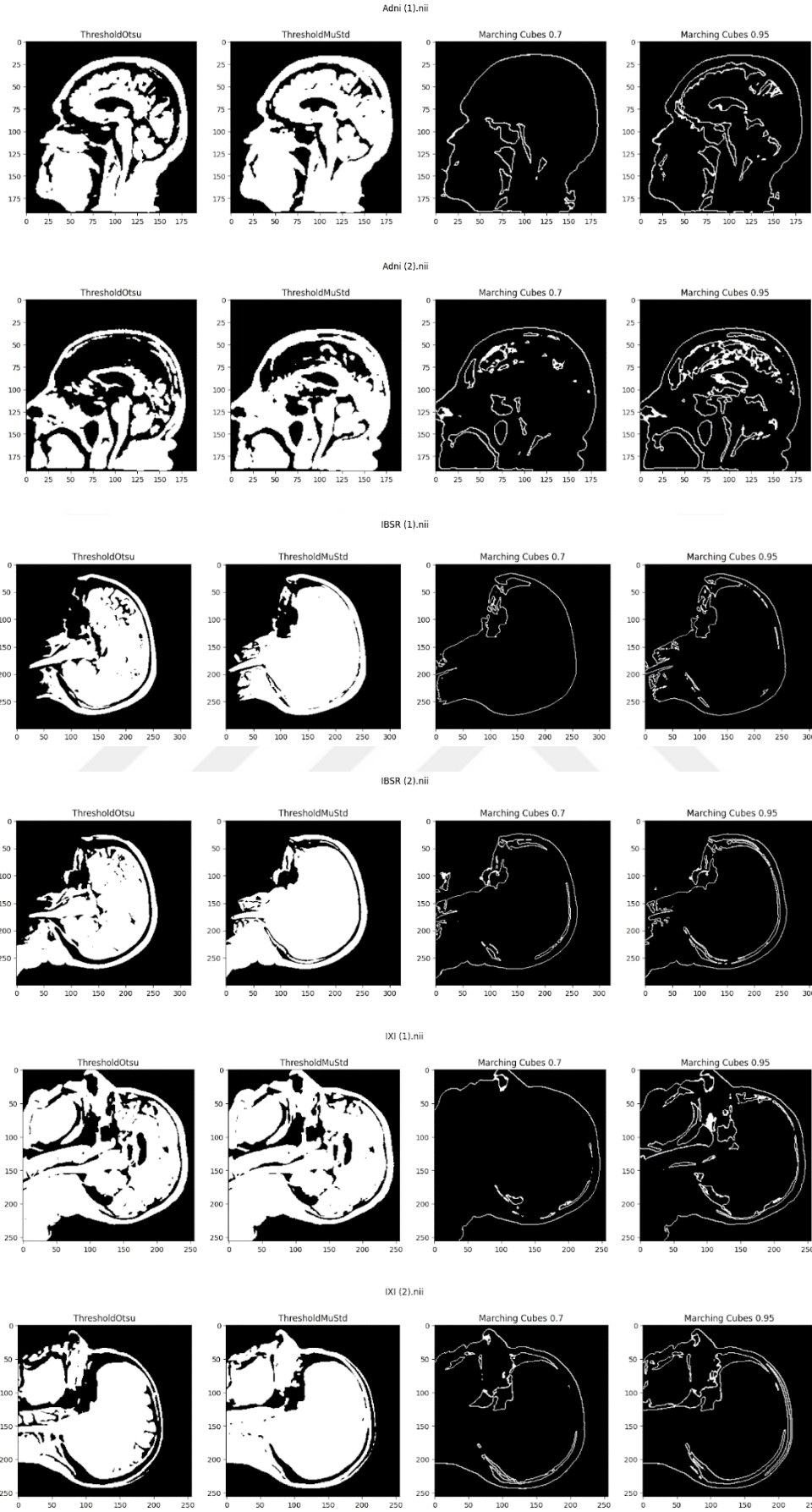
Hastadan elde edilen MR verisi kullanılarak kafa nesnesi, dış yüzey modeli ve yüz noktaları tespiti işlemleri gerçekleştirilir. MR'dan kafa nesnesi bölümlendikten sonra bağımsız olarak bu nesnenin dış yüzey modeli elde edilerek 3b yazıcı çıktısı alınır. Bununla birlikte kafa nesnesi üzerinde yüz noktalarının tespiti gerçekleştirilir. Bundan sonraki kısımda bu alt işlemlerin detayları ifade edilmektedir.

3.1.1 MR kafa nesnesinin tespiti

MR verisi kabaca kafa bölgesine ait vokseller ve kafaya ait olmayan vokseller şeklinde iki bölge olarak düşünülmüştür. Bu nedenle iki bölgeye ait voksellerin birbirinden ayıklanması için Eşikleme (Thresholding) yöntemleri kullanılmıştır. Bu çalışmada yaygın olarak bilinen iki farklı eşikleme yöntemi kullanılmıştır: Otsu ve MuStd. Bununla birlikte ikinci bir yaklaşım olarak MR içerisindeki nesnelerin yüzey çıkarımları üzerinden de kafa nesnesinin tespiti yapılmıştır. Yüzey çıkarımı için bilgisayarlı grafik alanında popüler bir kullanıma sahip olan İlerleyen Küpler (Marching Cubes) yöntemi tercih edilmiş ve farklı parametrelerle çıktılar değerlendirilmiştir. Belirlenen yöntemlerin farklı özelliklerdeki veri kümeleri üzerinde performanslarını değerlendirmek için üç veri kümesinden (ADNI, IBSR, IXI) ikişer tane MR verisi seçilmiştir. Bu veri kümelerine ait özellikler Çizelge 3.1'de yer almaktadır. Elde edilen çıktılar ise Şekil 3.1'de gösterilmiştir.

Çizelge 3.1 : Kafa tespit yönteminde kullanılan veri kümeleri

Veri Kümesi	MR Çözünürlüğü (piksel)	MR Çözünürlüğü (mm)	Tür
ADNI	256 x 256 x 166	0.94 x 0.94 x 1.20	T1
IBSR	256 x 256 x 128	0.93 x 0.93 x 1.50	T1
IXI	256 x 256 x 150	0.93 x 0.93 x 1.20	T1
LPBA40	256 x 256 x 124	0.85 x 0.85 x 1.50	T1



Şekil 3.1 : Kafa tespit yönteminin sonuçları

Yöntem sonuçları değerlendirildiğinde, Eşikleme yöntemlerinin kafa nesnesini dolu olarak tespit ettiği, buna karşılık İlerleyen Küpler yönteminin tüm nesnelerin içini boşalttığı ve sadece sınır hatlarını içeren bir çıktı ürettiği görülmektedir. Bu farklılık yöntem tercihimizde bize herhangi bir avantaj sağlamamaktadır. Ancak çalışma maliyeti olarak yöntemleri kıyasladığımızda Eşikleme yöntemlerinin İlerleyen Küpler'e göre oldukça hızlı çıktı ürettiği görülmüştür. Bununla birlikte çıktı doğruluğu olarak karşılaştırma yapıldığında Eşikleme yöntemlerinden MuStd yönteminin en doğru çıktıyı ürettiği gözlemlenmiştir. Örneğin, Adni (1) verisinin sonuçlarına dikkatle bakıldığında İlerleyen Küpler yönteminin 0.7 parametrelili çıktısında yüzey üzerinde olmaması gereken parçaların oluştuğu, benzer şekilde IBSR (1) ve IBSR (2) hasta verilerinde kafanın haricinde birçok irili ufaklı nesnenin çıktı içerisinde yer alabildiği görülmektedir. Bununla birlikte eşikleme yöntemlerini kendi içerisinde karşılaştırdığımızda Otsu yönteminin kafa bölgesinde daha fazla kırpma gerçekleştirdiği (bak IBSR (2)), MuStd yönteminin daha doğru bir kafa temsili sağladığı görülmektedir. Bu çalışma sonucunda kafa nesnesinin tespit edilmesinde eşikleme yöntemlerinden MuStd yaklaşımının tercih edilmesine karar verilmiştir.

Sonuçlarla ilgili bir diğer önemli nokta ise, kafa nesnesinin tespiti için uygulanan yöntemin, farklı MR çözünürlükleri ve sekanslarında başarılı bir şekilde çalışmasıdır. Bu farklılıklar yöntemin başarımı konusunda olumsuz bir etki oluşturmamıştır.

3.1.2 Kafa modelinin elde edilmesi

Bu aşamada iki seviyeli kafa nesnelerinin (LabelMap) model verilerine dönüştürülmesi işlemleri gerçekleştirilmektedir. Bu modeller tezin bu kısmında sonra MKafa olarak adlandırılmıştır. Model dönüşümü için açık kaynak kodlu VTK kütüphanesindeki hazır fonksiyonlardan yararlanılmıştır. Bunun için sırayla yüzey testipi (vtkDiscreteMarchingCubes), izole parçaların temizlenmesi (vtkCleanPolyData), yüzey deliklerinin doldurulması (vtkFillHolesFilter), yüzey yumuşatması (vtkWindowedSincPolyDataFilter) fonksiyonları kullanılmıştır. Örnek olarak seçilen 5 farklı hastaya ait MR verisi kullanılarak üretilen kafa modelleri Şekil 3.2'te gösterilmektedir.



Şekil 3.2 : 5 farklı hastaya ait kafa modellerinin (MKafa) üretilmesi

Modellerin elde edilmesinden sonra 3b yazıcıdan fantomların çıktısının alınabilmesi için kafa nesnelerinin içeriğinin temizlenmesi işlemi gerçekleştirilmiştir. Bir sonraki bölümde bu işlemin detaylarına yer verilmiştir.

3.1.3 Kafa modellerinin iç yapısının temizlenmesi

Kafa modellerinin 3b yazıcı kullanılarak üretilmesi aşamasında model içerisindeki yapıların temizlenmesi işlemine ihtiyaç duyulmaktadır. Gereksiz iç yapıların temizlenmesi kafa çıktısının (fantom) üretim süresini kısaltmaktadır. İç yapıların temizlenmesi için Algoritma 3.1’de gösterilen özgün bir yaklaşım önerilmiştir. Bu yaklaşım, kafa nesnesinin Sagittal, Axial ve Coronal eksenlerde taranmasını ve karşılaşılan ilk ve son kafa voksel konumlarının işaretlenmesi mantığına dayanmaktadır.

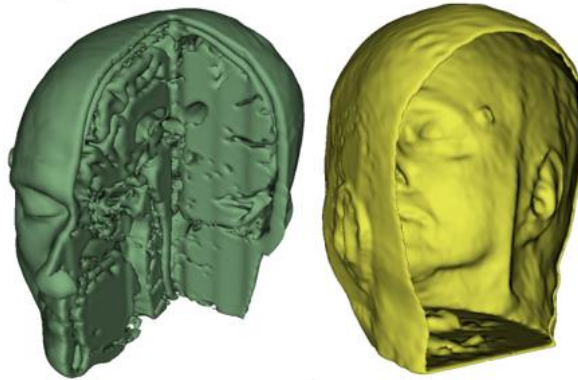
Algoritma 3.1 Kafa modellerinin iç yapılarının temizlenmesi

```
# sagittal eksen (x)
for x in range(shape[0]):
    for y in range(shape[1]):
        slice_ = labelmap[x, y, :]
        first, last = process_slice(slice_)
        if first != -1:
            output_map[x, y, first] = 1
        if last != -1 and last != first:
            output_map[x, y, last] = 1

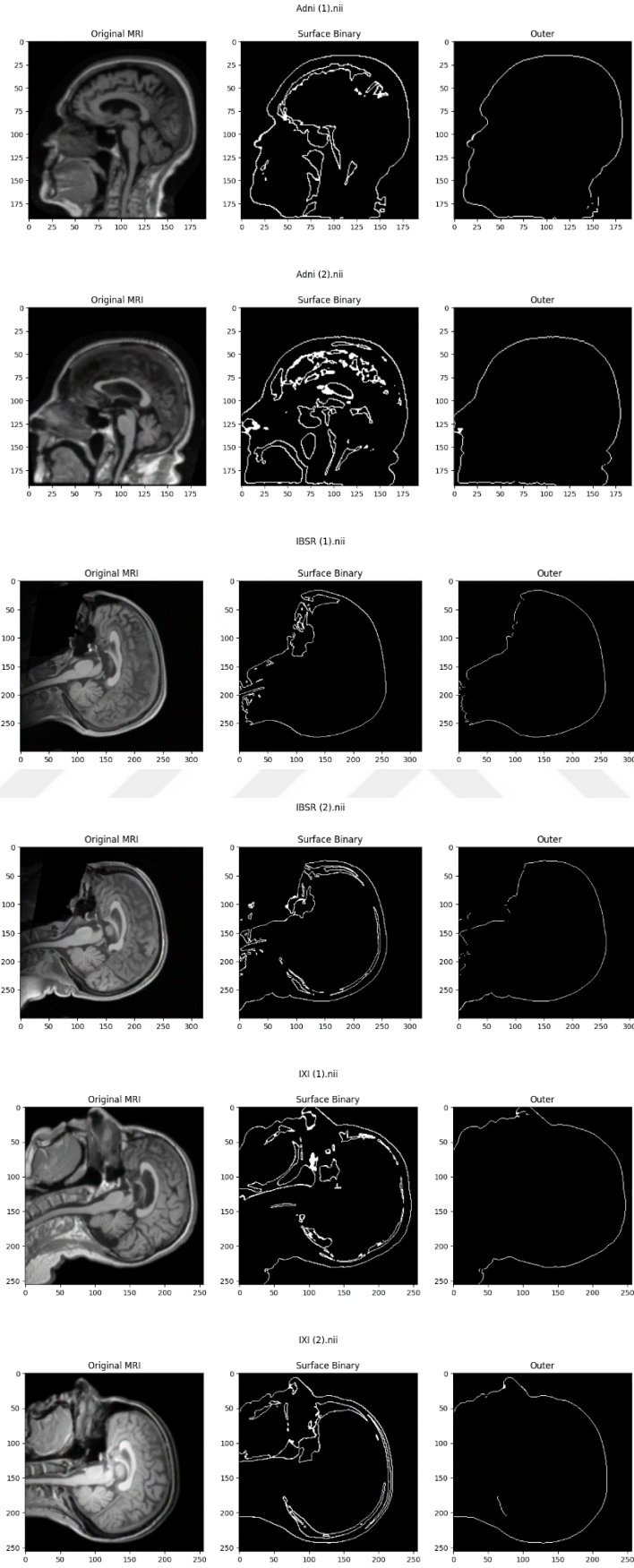
# axial eksen (z)
for z in range(shape[2]):
    for x in range(shape[0]):
        slice_ = labelmap[x, :, z]
        first, last = process_slice(slice_)
        if first != -1:
            output_map[x, first, z] = 1
        if last != -1 and last != first:
            output_map[x, last, z] = 1

# coronal eksen (y)
for y in range(shape[1]):
    for z in range(shape[2]):
        slice_ = labelmap[:, y, z]
        first, last = process_slice(slice_)
        if first != -1:
            output_map[first, y, z] = 1
        if last != -1 and last != first:
            output_map[last, y, z] = 1
```

İç yapı temizleme işlemi 5 farklı hastanın kafa modeli için uygulanmış ve içi boş kafa modelleri elde edilmiştir. Şekil 3.3'te iç yapı temizleme işlemi sonucunda elde edilen örnek bir 3b kafa modeli gösterilmiştir. Şekil 3.4'te ise Algoritma 3.1 uygulanarak gerçekleştirilen iç yapı temizleme işleminin farklı MR veri kümelerindeki çıktıları yer almaktadır.



Şekil 3.3 : İç yapı temizleme sonucu (sol): Temizleme öncesi, (sağ): Temizleme sonrası



Şekil 3.4 : İç yapı temizleme sonuçları (sol): MR, (orta) İlerleyen küpler,(Sağ) içyapı temizleme çıktısı

İç yapıların temizlenmesinden sonra elde edilen modellerin 3b yazıcıdan çıktıları alınmış ve gerçek hasta yerine bu fantomlar kullanılmıştır.

3.2 Derinlik Kamerası ile Kafa Modeli Üretme

Bu aşamada fantom kafa nesnelerinden derinlik kamera verileri kullanılarak 3b DKafa modelleri elde edilmiştir. Bunun için iki farklı yöntem uygulanmıştır. İlk yöntemde tek bir RGBD verisinden 3b yüz örgü modeli elde edilmiştir. Bunun için robotun uç kısmına takılan derinlik kamerası fantom kafa nesnesini direk karşıdan görecektir şekilde ayarlanarak tek bir RGBD verisi elde edilmiştir. RGBD veri içerisindeki renkli görsel (RGB) Mediapipe kütüphanesine girdi olarak verilmiş ve sonuçta RGB verisindeki yüz üzerinde 2b yüz örgüsü ve 468 adet 2b nokta elde edilmiştir. Sonrasında RGBD verisindeki her bir derinlik bilgisi kullanılarak tespit edilen 2b noktaların 3b uzaydaki koordinatları hesaplanmıştır. Bu işlem için için Algoritma 3.2’de gösterilen dönüştürme yaklaşımı kullanılmıştır.

Algoritma 3.2 2b yüz noktalarının 3b’ye dönüştürülmesi

Input: *Nokta2b, Derinlik, TKamera, genislik, yükseklik, cx, cy, fx, fy*

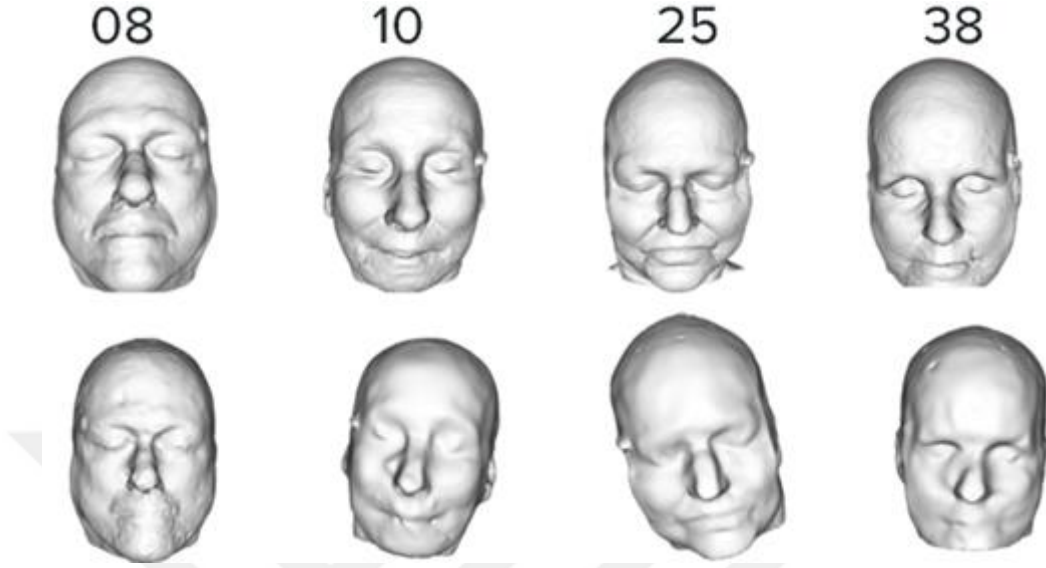
Çıktı: *Nokta3b*

```
for Nokta in range(Nokta2b) do
     $u = Nokta.x * genislik$ 
     $v = Nokta.y * yükseklik$ 
     $z = Derinlik [u, v]$ 
     $x = (u - cx) * z / fx$ 
     $y = (v - cy) * z / fy$ 
     $Nokta = TKamera * [x, y, z, 1]$ 
     $Nokta3b.append(Nokta)$ 
end for
```

Algoritmada kullanılan *Nokta2b* değişkeni ile Mediapipe kullanılarak hesaplanan 2b yüz noktaları temsil edilmektedir. Bununla birlikte *genislik* ve *yükseklik* değişkenleriyle derinlik verisindeki renkli görüntünün (RGB) boyutları ifade edilirken, *cx* ve *cy* değişkenleriyle görüntünün orta noktası temsil edilir. *fx* ve *fy* değişkenleri kameranın yatay ve dikey odaklanma parametreleridir. *TKamera* değişkeni ise robot kolun uç noktasına göre kameranın konumunu ve yönelimini temsil eden bir dönüşüm matrisidir. Bu matris, kameranın uzaydaki pozisyonuna bağlı olarak 3b dönüşümü yapmak için kullanılır. Hesaplanan 3b yüz noktaları *TKamera* dönüşüm matrisiyle çarpılarak gerçek dünyadaki konumları hesaplanmış olur.

İkinci yöntemde ise çok sayıda RGBD verisi dikişlenerek yüz örgü modeli tespit edilmiştir. Bu aşamada fantom kafa nesnesinden farklı açılardan elde edilen birçok görüntü

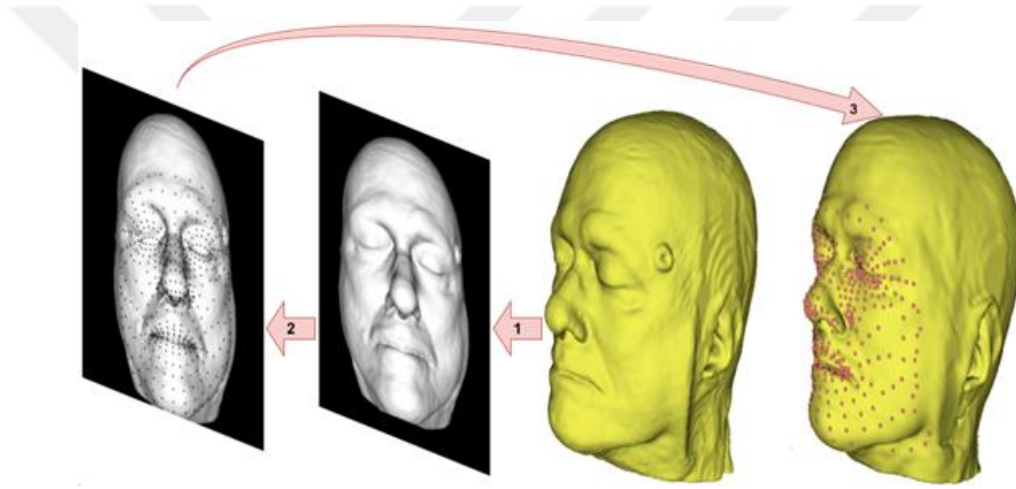
Kiri Engine adlı yazılıma girdi olarak verilmiş ve çıktı olarak 3b fantom yüz modeli elde edilmiştir. Şekil 3.5'te ADNI veri kümesindeki 08, 10, 25 ve 38 numaralı 4 hastaya ait MKafa ve DKafa modelleri gösterilmiştir.



Şekil 3.5 : Kafa modelleri. (üst): MKafa, (Alt): DKafa

4. ÜRETİLEN MODELLERE YÜZ MASKELERİNİN GİYDİRİLMESİ

Nokta temelli örtüşme yöntemlerinde nokta sayısı ve noktaların doğru konumlandırılmaları oldukça önemlidir. Örtüşme başarısı noktaların her iki görüntüde (sabit ve hareketli) kafanın aynı konumunda olması ile doğrudan ilişkilidir. BrainLab firması tarafından gerçekleştirilen benzer bir yöntemde [51] örtüştürme işleminin yapılabilmesi için ayrıca bir donanım sunulmaktadır. Önerdiğimiz yöntemde ilave bir donanıma ihtiyaç duyulmaması çalışmamızın diğer bir avantajı olarak söylenebilir.



Şekil 4.1 : Kafa modellerinde yüz noktalarının tespiti

Önerilen yöntemin diğer bir avantajı yüz noktalarını hızlı ve otomatik bir şekilde tespit edebiliyor olmasıdır. Bu işlem için Mediapipe [52] kütüphanesi kullanılmıştır. Yüz bölgesindeki her bir bölüm (gözler, burun, dudak vb.) birçok noktayla ifade edilmekte, tüm yüz görüntüsün tamamı 468 noktayla temsil edilmektedir. Şekil 4.1’de temsili olarak gösterilen süreç şu şekilde gerçekleştirilmiştir. Mediapipe’in 2b görsellerde çalışması nedeniyle, ilk olarak 3b kafa modelinin yüz bölgesinden bir görüntü (2b) alınıp Mediapipe uygulamasına giriş olarak verilmiştir. Mediapipe, görseldeki yüz noktalarını tespit edip 468 adet noktanın (x,y) koordinatını içeren bir listeyi çıktı olarak üretir. İki boyutlu görüntü düzleminde bulunan bu noktaların 3b kafa modellerindeki gerçek dünya pozisyonlarını tespit edebilmek için Algoritma 4.1’de gösterilen dönüştürme işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu dönüşüm için VTK kütüphanesindeki hazır fonksiyondan yararlanılmıştır. 2b noktaların 3b dönüşümü için vtkCellPicker sınıfı kullanılmıştır.

Algoritma 4.1 2b yüz noktalarının 3b'ye dönüştürülmesi

Input: Nokta2b, vtkrenderers

Çıktı: Nokta3b

picker = vtk.picker = vtk.vtkCellPicker()

Nokta3b = []

for each, i $\in$ *len(Nokta2b)* **do**

*X = int(Nokta2b [i].x * MR.width)*

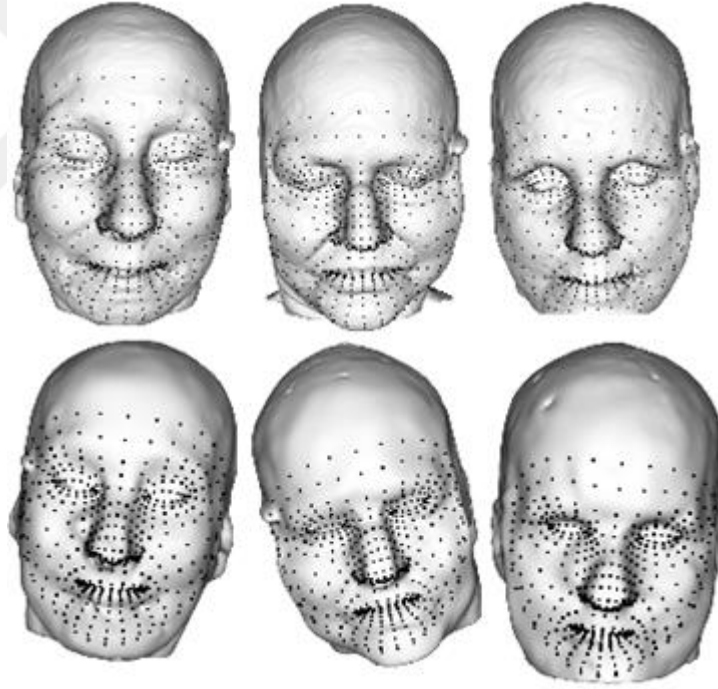
*Y = int(Nokta2b [i].y * MR.height)*

picker.Pick(Landmark2d[i][0], Landmark2d[i][1], 0, vtkrenderers)

Nokta = picker.GetPickPosition()

Nokta3b.append([Nokta [0], Nokta [1], Nokta [2]])

MR görüntüsünden elde edilen MKafa modelleri ve derinlik kamerasından elde edilen DKafa modelleri üzerinde Algoritma 4.1'deki yöntem uygulanarak 3 boyutlu MKafaNoktali ve DKafaNoktali ayrı ayrı elde edilmiştir. Bu işlem sonucunda 10, 25 ve 38 numaralı hastalar için elde edilen çıktılar Şekil 4.2'de gösterilmiştir.



Şekil 4.2 : Yüz noktalarının tespiti. (üst): MKafaNoktali, (alt): DKafaNoktali

5. KAFA MODELLERİ VE YÜZ MASKELERİNİN ÖRTÜŞTÜRÜLMESİ

MKafa ve DKafa modelleri elde edildikten sonra ADNI veri setinden alından üç farklı hasta verileri ile ilk olarak ICP yöntemi ile yüzey tabanlı örtüşme işlemi gerçekleştirilmiştir. Sonrasında manuel seçilen yüz noktaları kullanılarak nokta tabanlı örtüşme işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu işlemde gözlemlenen sonuç tatmin edici olmuş ve sonraki adımda, örtüşme için kullanılacak yüz noktaları otomatik olarak elde edilmiş ve bu noktalar ile örtüşme işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu bölümde, gerçekleştirilen deneysel uygulamaların izahları ve sonuçları yer almaktadır.

5.1 Modellerin Yüzey Tabanlı Örtüşmesi

Yüzey tabanlı örtüşme yöntemi olarak daha önce izahı yapılan ICP yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemin uygulanması iki farklı şekilde gerçekleştirilmiştir. İlk olarak Algoritma 5.1'deki adımlar uygulanarak dört hastanın MKafa ve DKafa modelleri örtüştürülmüştür.

Algoritma 5.1 ICP algoritmasının uygulanması

Input: *MMesh, DMesh*

Çıktı: *OrtusmusPolyData*

MNoktaBulut = *NoktaBulutunuOlustur(MMesh)*

DNoktaBulut = *NoktaBulutunuOlustur(DMesh)*

MPca = *PCA(MNoktaBulut)*

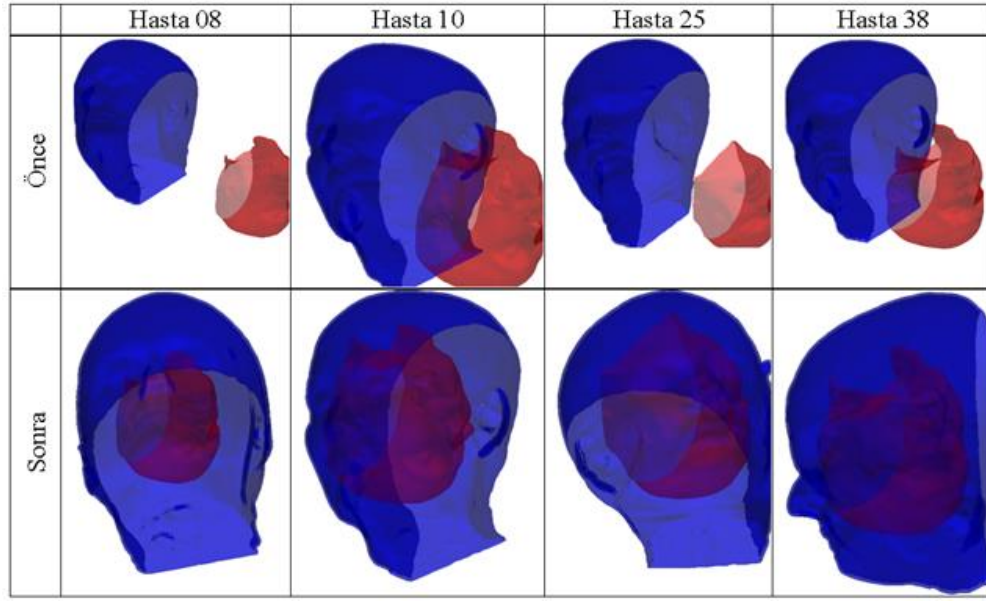
DPca = *PCA(DNoktaBulut)*

OrtusmusPca = *ICP(MPca, DPca)*

OrtusmusNoktaBulut = *BoyutAyarla(OrtusmusPca, DPca)*

OrtusmusPolyData = *PolyDataolustur(OrtusmusNoktaBulut)*

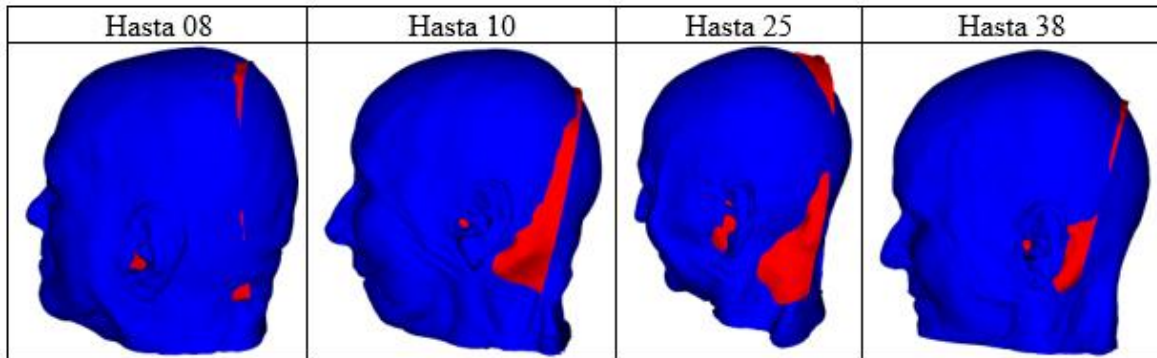
Algoritma 5.1'in uygulanması sonucunda elde edilen sonuçlar Şekil 5.1'de gösterilmiş olup beklenen sonuçlar elde edilememiştir.



Şekil 5.1 : ICP yöntemi ile yüzey tabanlı örtüşme sonuçları

Derin kameradan elde edilen model (DKafa) ile MR'dan elde edilen (MKafa) modellerinin yüzeylerinde farklılıklar gözlemlenmiştir. 3b yazıcıdan elde edilen fantom yüzeyinin girintili-çıkıntılı yapısı nedeniyle DKafa modeli yüzeyine bu durum yansımıştır. Bununla birlikte Şekil 3.5'te görüldüğü gibi fantomlardan elde edilen DKafa modellerinde yüz hatları da MKafa modellerine göre daha az belirgindir ve kafa arkası yapılarında da farklılıklar vardır. Bu durumun algoritma 5.1'in uygulanması sonucunu etkilediği çıkarımı yapılmıştır.

İkinci olarak ICP algoritması, *vtk* kütüphanesinde yer alan *vtkIterativeClosestPointTransform* metodu kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Her iki kafa modelleri (MKafa ve DKafa) önce ploydataya dönüştürülmüş sonrasında *vtk* ile örtüşme işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu şekilde elde edilen sonuçlar iyi denecek düzeyde olup Şekil 5.2'de gösterilmiştir.



Şekil 5.2 : Vtk kütüphanesi ile yüzey tabanlı ICP yöntemi örtüşme sonuçları

ICP yönteminin vtk kütüphanesi ile uygulanmasında *StartByMatchingCentroidsOn* parametresi aktif edilerek başlangıçta her iki modelin merkezleri eşitlenmiştir. Şekil 5.2’de mavi renkli kafa modeli örtüşmüş kafa modelini, kırmızı ise derin kameradan elde edilen kafa modelini temsil etmektedir. Şekil 5.2’de görüldüğü gibi vtk kütüphanesi ile örtüşme sonuçları ilk uygulama sonuçlarına göre daha başarılı olmuştur.

5.2 Yüz Maskesinin Nokta Tabanlı Örtüşmesi

Yüzey tabanlı örtüşme işleminden sonra, 3b kafa modelleri üzerinde nokta tabanlı örtüşme yöntemleri uygulanmıştır. Farklı şekillerde gerçekleştirilen bu örtüşme işlemlerinin detayları ve sonuçları sonraki bölümlerde yer almaktadır.

5.2.1 Manuel seçilen 6 nokta kullanılması

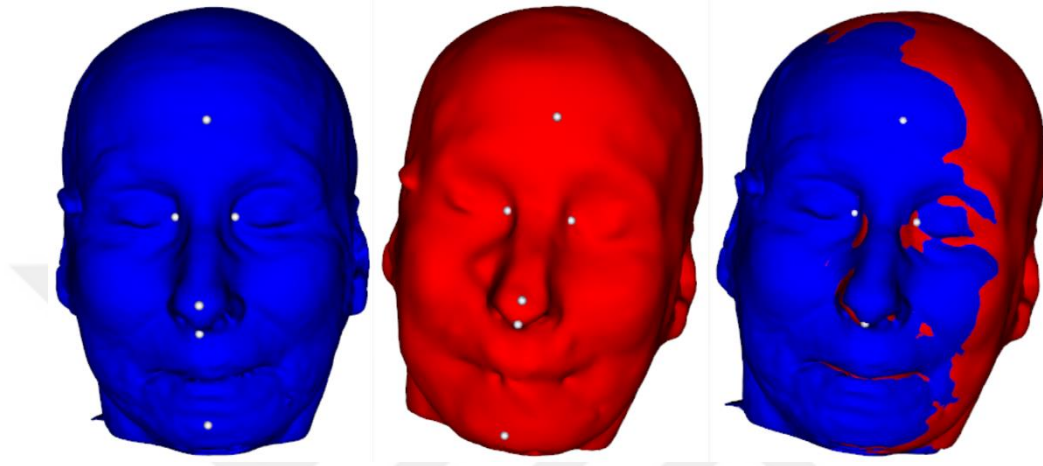
Uygulamanın bu adımında yüz üzerinde el ile seçilen 6 adet nokta kullanılarak örtüşme işlemi gerçekleştirilmiştir. Örtüşme işlemi ikinci bölümde izahları yapılan TDA ve RO yöntemleri ile vtk kütüphanesinde bulunan *vtkLandmarkTransform* kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Örtüşme işlemi sonucunda elde edilen transform matrisi 468 noktaya uygulanmış ve sonrasında örtüşme sonucu hata değerleri üç farklı metrik kullanılarak hesaplanmıştır. Hata değerlerinin hesaplanmasında literatürde nokta tabanlı örtüştürme işlemlerinde yaygın kullanılan Kök Ortalama Karesel Hata (Root Mean Square Error – RMSE), Referans Nokta Örtüşme Hatası (Fiducial Registration Error – FRE) ve Hedef Örtüşme Hatası (Target Registration Error – TRE) metrikleri kullanılmıştır. RMSE ve FRE metriklerinde örtüşme işleminde kullanılan referans noktaların örtüşme sonrası konumlarına göre hesaplama yapılırken; TRE, örtüşme işleminde kullanılmayan nokta(lar)ın konumuna göre hesaplanmaktadır. Örtüşme işlemlerinin sonucunda TRE hesabı için 468 noktanın merkezi hesaplanmış ve her iki görüntü üzerinde bu noktaya göre hata hesaplaması gerçekleştirilmiştir.

Hasta 10 için gerçekleştirilen örtüşme işlemi sonucunda hesaplanan hata değerleri Çizelge 5.1’de yer almaktadır.

Çizelge 5.1: Manuel seçilen 6 nokta ile Hasta 10 için örtüşme sonucu

	Başlangıç	TDA	RO	Katı	Afin
RMSE	95,885	4,270	10,693	3,362	4,754
FRE	166,077	7,396	18,521	5,824	8,235
TRE	165,802	2,605	3,863	2,273	0,984

Çizelge 5.1 incelendiğinde; RO yöntemi en yüksek hata değeriyle örtüşme işleminin gerçekleştirildiği yöntem olmuştur. Yöntemin izahı yapılırken de bu yöntemin daha fazla veri ile daha iyi sonuç verileceğinden bahsedilmiştir. Dolayısı ile bu durum beklenen bir sonuç olmuştur. Bununla birlikte vtk kütüphanesi ile gerçekleştirilen Katı örtüştürme sonucunda en düşük hata değerleri hesaplanmıştır. Bu durum örtüşme işlemi sonucunda kafa modellerinin durumunun yer aldığı Şekil 5.3'te de gözlemlenebilmektedir.



Şekil 5.3 : El ile seçilen noktalarla örtüşme sonucu. (sol): MKafa, (orta): DKafa, (sağ): Örtüşmüş modeller

Şekil 5.3'te görüldüğü gibi örtüşme için seçilen noktalar, her iki görüntü üzerinde aynı yere gelecek şekilde el ile kabaca seçilmiştir. MKafa ve DKafa modellerinin örtüşmesi sağdaki resimde görüldüğü gibi iyi denecek düzeyde gerçekleşmiştir. Bu durum referans noktaların daha titiz bir şekilde her iki modelde yüzün aynı noktasına yerleştirilmesiyle daha iyi sonuç alınabileceği düşüncesine sebep olmuştur. Bu nedenle yüz üzerinde otomatik olarak noktaların seçilmesi ve bu noktalarla örtüşme işleminin gerçekleştirilmesi için bir sonraki başlıkta izah edilen uygulama gerçekleştirilmiştir.

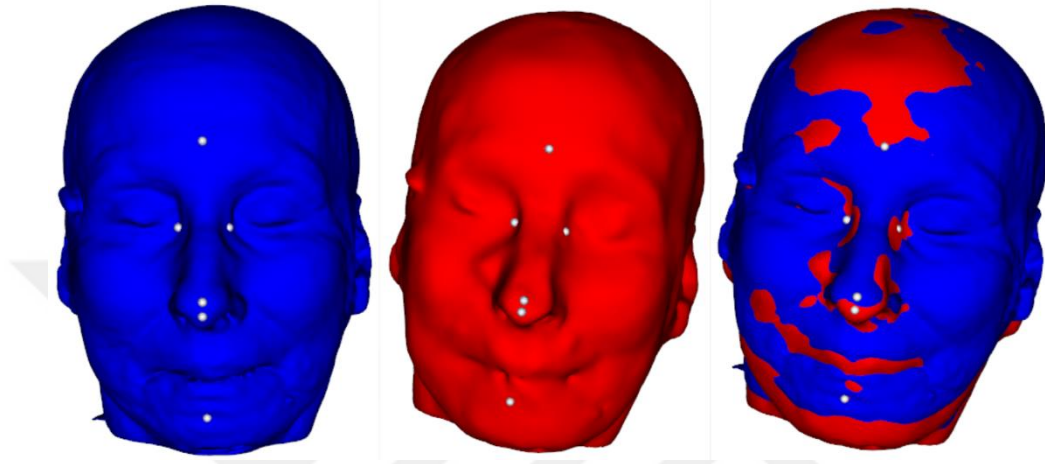
5.2.2 Otomatik seçilen 6 nokta kullanılması

Bu aşamada yüzün belli bölümlerinden az sayıda (6 adet) nokta seçilmiş ve örtüşme işlemleri bu noktalar kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Mediapipe kütüphanesi ile tespit edilen her bir noktanın konumu ve kimliği belli olduğu için, örtüşme işleminde kullanılan noktalar yüz üzerinde el ile konumlandırılmasına gerek kalmaksızın otomatik olarak seçilmiştir. Seçilen noktalar alın orta noktası, burun ucu ve burun kökü, çene, sol ve sağ yanak üzerinde birer nokta olacak şekilde ayarlanmıştır. Bu noktaları kullanarak gerçekleştirilen örtüşme işleminin sonucunda hesaplanan hata değerleri Çizelge 5.2'de yer almaktadır.

Çizelge 5.2 : Otomatik seçilen 6 nokta ile Hasta 10 için örtüşme sonuçları

	Başlangıç	TDA	RO	Katı	Afin
RMSE	95,885	3,023	12,080	3,377	2,669
FRE	166,077	5,235	20,924	5,850	4,622
TRE	165,802	2,147	3,503	2,711	1,718

En düşük örtüşme hatasının hesaplandığı afin örtüşme sonucunda modellerin son durumu Şekil 5.4’te gösterilmiştir.



Şekil 5.4 : Otomatik seçilen noktalarla örtüşme sonucu. (sol): MKafa, (orta): DKafa, (sağ): Örtüşmüş modeller

5.2.3 Otomatik seçilen çok sayıda noktanın kullanılması

MR ve derinlik modelleri üzerinde yüz noktaları tespit edildikten sonra bu noktalar kullanılarak TDA ve RO yöntemleri ile birlikte vtk kütüphanesinde bulunan *vtkLandmarkTransform* metodu ile örtüşme işlemleri gerçekleştirilmiştir. *vtkLandmarkTransform* kullanılarak gerçekleştirilen örtüşme işlemlerinde Katı ve Afin dönüşümler uygulanmıştır. Örtüşme işleminde yüz noktalarının etkisini ölçmek amacıyla 4 farklı nokta kümesi hazırlanmıştır. Bu nokta kümeleri Çizelge 5.3’te gösterilmiştir.

Çizelge 5.3 : Örtüşme işleminde kullanılan yüz nokta kümeleri

	Yüz Bölgesi	Nokta Sayısı
Küme1	Tüm noktalar	468
Küme2	Dış yüz silüet noktaları	36
Küme3	Göz, kaş, ağız, burun ve yanak bölge noktaları	181
Küme4	Küme3 + Küme2	217

Uygulamanın bu adımında ADNI veri kümesinden alınan üç farklı hasta (10, 25 ve 38 numaralı hastalar) için Çizelge 5.3'te yer alan nokta kümeleri ile dört farklı yöntem kullanılarak örtüşme işlemleri gerçekleştirilmiştir. Tüm yüz noktalarını içeren küme1 haricindeki diğer kümelerle gerçekleştirilen örtüşme işlemleri sonucunda elde edilen örtüşme matrisi tüm yüz noktalarına uygulanarak hata değerleri tüm noktalar üzerinden hesaplanmıştır. Deneysel çalışmalarda 468 yüz noktasının merkez konumu hesaplanmış ve bu konuma göre TRE hesabı gerçekleştirilmiştir. Çizelge 5.4, Çizelge 5.5 ve Çizelge 5.6 sırayla 10, 25 ve 38 numaralı hastaların örtüşme sonucunda elde edilen metrik değerlerini milimetre cinsinden göstermektedir.

Çizelge 5.4 : Hasta 10 örtüşme sonuçları

		Başlangıç	TDA	RO	Katı	Afin
Küme1 (468 Nokta)	RMSE	95,885	2,682	1,051	2,945	2,371
	FRE	166,077	4,645	1,820	5,101	4,107
	TRE	165,802	0,000	0,100	0,000	0,000
Küme2 (36 Nokta)	RMSE	95,885	3,215	2,823	3,372	2,728
	FRE	166,077	5,569	4,882	5,840	4,725
	TRE	165,802	2,700	1,436	2,635	1,089
Küme3 (181 Nokta)	RMSE	95,885	2,806	3,077	3,088	2,582
	FRE	166,077	4,860	5,329	5,348	4,473
	TRE	165,802	0,301	0,462	0,829	0,267
Küme4 (217 Nokta)	RMSE	95,885	2,722	2,485	2,966	2,406
	FRE	166,077	4,714	4,305	5,137	4,167
	TRE	165,802	0,408	0,417	0,379	0,270

Çizelge 5.5 : Hasta 25 örtüşme sonuçları

		Başlangıç	TDA	RO	Katı	Afin
Küme1 (468 Nokta)	RMSE	151,010	3,905	0,894	3,898	3,026
	FRE	261,556	6,763	1,549	6,752	5,242
	TRE	261,229	0,000	0,055	0,000	0,000
Küme2 (36 Nokta)	RMSE	151,010	7,934	6,394	8,109	5,557
	FRE	261,556	13,742	11,075	14,045	9,626
	TRE	261,229	10,903	7,755	11,360	6,315
Küme3 (181 Nokta)	RMSE	151,010	4,279	3,317	3,991	3,594
	FRE	261,556	7,411	5,745	6,913	6,225
	TRE	261,229	1,252	1,251	0,940	1,306
Küme4 (217 Nokta)	RMSE	151,010	4,068	3,600	4,068	3,445
	FRE	261,556	7,046	6,235	7,046	5,968
	TRE	165,802	1,635	0,417	1,633	0,568

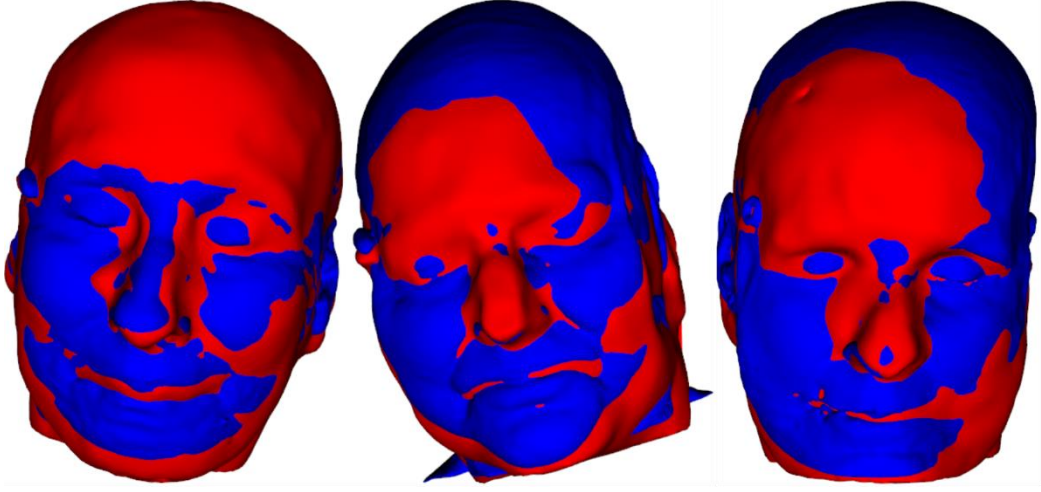
Çizelge 5.6 : Hasta 38 örtüşme sonuçları

		Başlangıç	TDA	RO	Katı	Afin
Küme1 (468 Nokta)	RMSE	87,445	3,948	0,947	4,074	3,206
	FRE	151,460	6,838	1,641	7,057	5,553
	TRE	151,288	0,000	0,095	0,000	0,000
Küme2 (36 Nokta)	RMSE	87,445	6,634	5,566	6,828	5,183
	FRE	151,460	11,491	9,641	11,827	8,978
	TRE	151,288	8,473	6,315	8,701	5,508
Küme3 (181 Nokta)	RMSE	87,445	4,130	3,372	4,145	3,397
	FRE	151,460	7,154	5,841	7,179	5,884
	TRE	151,288	0,904	0,691	0,921	0,714
Küme4 (217 Nokta)	RMSE	87,445	4,046	3,710	4,148	3,505
	FRE	151,460	7,007	6,425	7,185	6,071
	TRE	151,288	1,071	0,713	0,868	0,551

Çizelgelerdeki sonuçlar incelendiğinde tüm hastalarda, tüm yer işaretlerinin yer aldığı Küme1 ile gerçekleştirilen örtüşme işlemlerinde diğer kümelere göre daha iyi sonuç aldığı gözlemlenmektedir. Bununla birlikte Küme1 ile gerçekleştirilen örtüşmede, RO yöntemi diğer yöntemlere göre daha başarılı sonuç veren yöntem olarak görülmektedir. Diğer kümelerle gerçekleştirilen örtüşme işlemlerinde ise genel olarak Afin yönteminin daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir.

Sonuçlarla ilgili bir diğer durum ise, RMSE ve FRE değerlerinin RO yöntemi ile daha düşük olmasına karşın örtüşme sonucunda merkez noktaların TRE değeri diğer yöntemlerde 0 olarak hesaplanmış olmasıdır. Bu durum diğer yöntemlerin merkez noktayı çok iyi örtüştürdüğünü fakat görüntünün tamamında aynı başarıyı sergileyemediğini göstermektedir. Bununla birlikte FRE ve TRE değerleri arasında doğrusal bir ilişki olmadığını da göstermiştir.

Her bir hasta için en iyi sonuçların alındığı, Küme1 noktaları kullanılarak RO yöntemiyle örtüşme işlemi sonucunda kafa modellerinin örtüşme sonucundaki durumları Şekil 5.5'te gösterilmiştir. Şekilde mavi örtüşmüş kafa modellerini, kırmızı ise derin kameradan elde edilen kafa modellerini temsil etmektedir.



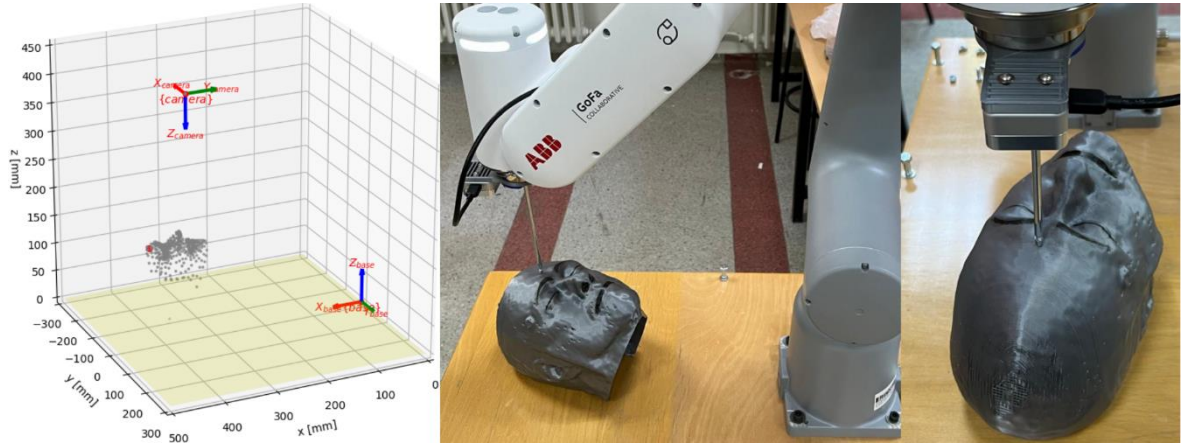
Şekil 5.5 : RO yöntemi ile örtüşme işlemi sonucunda kafa modellerinin görünümü (sol): Hasta10, (orta): Hasta 25, (sağ): Hasta 38

Çalışma sonuçları literatürde yer alan ve aynı metrik ölçütlerini kullanan diğer çalışmalarla kıyaslandığında elde edilen sonuçların başarımını ortaya koymaktadır. Nokta tabanlı 3b kafa modeli örtüşme çalışmasında [53], 3 mm'den daha az RMSE hata değeri hesaplandığı ve bu hatanın kabul edilebilir olduğu bildirilmiştir. Cilt referans işaretçileri ve doğal referans noktaların örtüşme üzerindeki etkisinin karşılaştırıldığı ve gerçek hasta verilerinin kullanıldığı diğer bir çalışmada [54] doğal referans noktaları ile örtüşme yapıldığında 3,2 mm ve cilt referans işaretçileri kullanıldığında ise 2,9 mm RMSE hata değeri ölçüldüğü belirtilmiştir. Referans nokta sayısının cerrahi navigasyon doğruluğu üzerindeki etkisinin ölçüldüğü bir çalışmada [55] 1,63 ila 2,06 aralığında değişen farklı TRE değerleri hesaplanmıştır. Bu çalışmada FRE ile TRE değerleri arasında doğrusal bir ilişki olmadığı belirtilmiştir. Bu durum örtüşme sonuçlarımızın yer aldığı çizelgelerde de görülmektedir. Hastanelerde kullanılan ticari bir MRI örtüşme uygulamasının performansının değerlendirildiği çalışmada [56] ise örtüşme sonrası iki nokta arasındaki TRE hatasının 1,6 mm olarak hesaplandığı bildirilmiştir.

Tüm bu çalışma sonuçları incelendiğinde; deneysel çalışmalar sonucunda, 468 referans nokta kullanılarak RO yöntemi ile gerçekleştirilen örtüşme işleminde 2 mm'nin altında hesaplanan RMSE ve FRE hataları ile daha düşük değerlerde hesaplanan TRE değerlerinin kabul edilebilir hata değerleri olduğu görülmektedir. Bu durum önerilen hedefleme yönteminin başarılı sonuçları verdiğini ortaya koymaktadır.

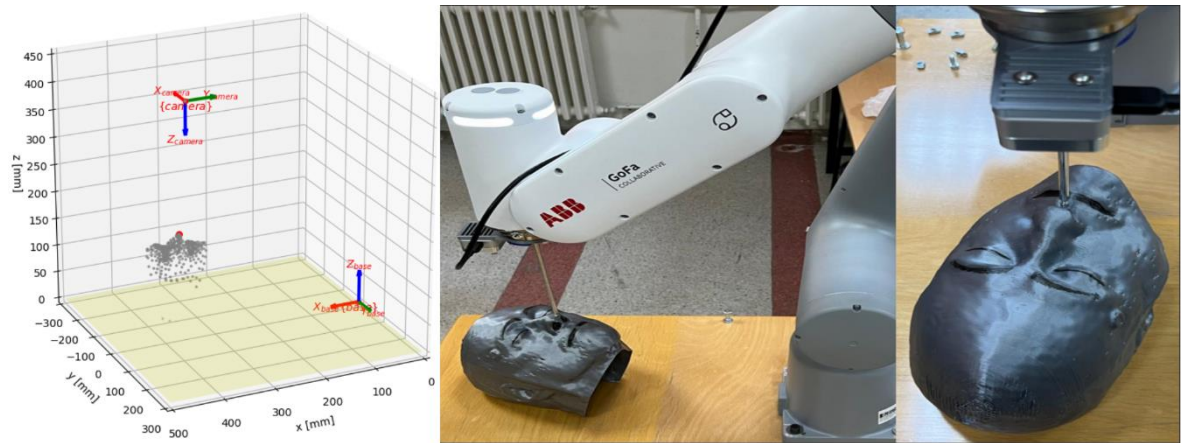
5.3 Robot Kolun Kafa Üzerindeki Hedef Noktaya Yönlendirilmesi

Örtüşme işlemleri tamamlandıktan sonra MR üzerinde işaretlenen bir hedef noktaya robot kolun fantom üzerinde gönderilmesi testi gerçekleştirilmiştir. Şekil 5.6'da Hasta 10 fantomu ile gerçekleştirilen test çalışması gösterilmiştir. Şekil 5.6 (sol)'da robot kolun temel eksenleri derinlik kamera verisinden üretilen yüz noktaları ve kamera çerçeve eksenleri bilgileri gösterilmektedir. Şekilde görülen kırmızı renkli nokta ile cerrah tarafından MR görüntüsü üzerinde işaretlenen ve ulaşılması hedeflenen nokta temsil edilmek istenmiştir. Bu noktaya robot kolun yönlendirilmesi sonucu Şekil 5.6 (sağ)'da gösterilmektedir. Şekilde de görüldüğü gibi hedef olarak seçilen alnın orta noktasına robot kol ucundaki iğne başarılı bir şekilde yönlendirilmiştir.



Şekil 5.6 : Alın üzerinde seçilen bir nokta için robot kolun hedef noktaya yönlendirilmesi

Benzer şekilde burun üzerinden seçilen bir nokta için gerçekleştirilen hedefleme işlemi neticesinde robot kolun hedefe yönlendirilmesi Şekil 5.7'de gösterildiği gibi başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir.



Şekil 5.7 : Burun üzerinde seçilen bir nokta için robot kolun hedef noktaya yönlendirilmesi

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Klasik derin beyin hedefleme sistemleri, beyin içerisindeki kritik bir noktaya en doğru şekilde ulaşabilmeyi hedeflemektedir. Bu sistemler genellikle hastadan alınan iki farklı çekimi (MR ve BT) kullanmaktadır. Ayrıca beyin cerrahları yapılan çekimler üzerinde uzun ve yorucu bir inceleme yapmakta ve anatomik noktaları manuel olarak işaretlemektedir. Çekim kalitesinin yeterli olmaması, cerrahın yeterli tecrübeye sahip olmaması ve manuel işaretlemelerde hataların olması gibi durumlardan dolayı MR-BT örtüşme işleminin doğruluğu düşmektedir. Bu durum hedeflenen noktaya doğru ulaşabilmeyi engellemektedir.

Bu tez çalışmasında klasik hedefleme yaklaşımındaki eksiklikleri ortadan kaldırmaya yönelik alternatif bir hedefleme yaklaşımı sunulmuştur. Önerilen yaklaşım hastanın MR verisiyle birlikte derinlik kamera verisini kullanmaktadır. Bu kullanım sayesinde hastanın iki defa radyolojik görüntülemeye maruz kalması engellenmektedir. Ayrıca önerilen yaklaşım, manuel anatomik noktaların işaretlenmesi yerine Mediapipe yazılımını kullanarak MR ve Derinlik verilerine 468 nokta içeren yüz maskesini (MKafa ve DKafa) giydirmektedir. Sonraki adımda bu maskelerin nokta ve yüzey tabanlı yöntemlerle örtüşmesi gerçekleştirilerek dönüşüm matrisi hesaplanmaktadır. Nokta tabanlı yöntemlerle gerçekleştirilen örtüşme sonucunda elde edilen bulgular neticesinde 468 noktanın RO yöntemi ile örtüştürülmesi durumunda en düşük hatanın elde edildiği sonucuna ulaşılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde 2 mm'nin altında kabul edilebilir bir hata ile örtüşme işlemleri gerçekleştirilmiştir.

Son adımda Robot kolun gerçek ortamda hasta kafasındaki istenilen noktaya hassas erişimi sağlanmıştır. Doğrulama faaliyetleri için ADNI veri kümesinden yararlanılmış ve Robot Kol'un istenilen yüz noktalarına kabul edilebilir doğrulukta ulaşabildiği görülmüştür.

Çalışmada, üç örnek hasta üzerinde yapılan hesaplamalarda yüksek doğruluk elde edilmiştir. Bu sonuç, robotu örtüşme işleminden sonra hedeflenen bölgelere yönlendirdiğimizde doğrulanmıştır. Bu süreçte, örtüştürülecek noktaların tespiti ve örtüşme işlemlerinin cerrahi prosedürlere uygun bir zaman diliminde tamamlanabildiği gözlemlenmiştir. Sistem, radyolojik görüntüleme işlemini tek bir prosedürde

gerçekleştirebilmekte ve otomatik olarak 468 gibi çok sayıda örtüşme noktası elde edebilmektedir. Ancak, bazı sınırlamalar tartışmayı gerektirmektedir. Sistemin farklı cilt tonları, cilt dokuları ve yüz kıllarına sahip hastalarla çalışırken doğruluğu henüz değerlendirilmemiştir; bu, gelecekteki çalışmalarda incelenebilecek bir konudur. Bu çalışmada, üç hasta örneği üzerinde testler yapılmıştır. Yapılan testlerin sayısını artırmak ve sonuçlarını değerlendirmek, sistemin doğruluğuyla ilgili bulgularımızı pekiştirecektir. Ayrıca, 3b yazıcıdan elde edilen modeller yerine MR taramaları yapılmış hastaların derinlik kamerası görüntülerini kullanarak sistemin performansını test etmek ilginç olacaktır. Tüm bunlarla birlikte tez çalışması kapsamında gerçekleştirilen uygulamalar neticesinde elde edilen sonuçlar yöntemimizin geliştirmeye açık ve kullanılabilir bir yöntem olduğunu göstermiştir.



KAYNAKLAR

- [1] Zanello, M., Carron, R., Peeters, S., Gori, P., Roux, A., Bloch, I., Oppenheim, C., & Pallud, J. (2021). Automated neurosurgical stereotactic planning for intraoperative use: a comprehensive review of the literature and perspectives. *Neurosurgical Review*, **44**(2), 867–888. <https://doi.org/10.1007/s10143-020-01315-1>
- [2] Rainer G. <https://www.brainvoyager.com>, Eriřim Tarihi 12.04.2024.
- [3] Ulutabanca H. (2021). Derin Beyin Stimölasyonu: Yeni Teknikler ve Teknolojiler, *Türk Nörořir Dergisi.*, **31**(3), 343-347.
- [4] Piano, C., Bove, F., Mulas, D., Bentivoglio, A. R., Cioni, B., & Tufo, T. (2021). Frameless stereotaxy in subthalamic deep brain stimulation: 3-year clinical outcome. *Neurological Sciences*, **42**(1), 259–266. <https://doi.org/10.1007/s10072-020-04561-9>.
- [5] He, Z., Zhu, C. X. L., Chan, D. T. M., Cheung, T. C. Y., Ng, H.-K., Mok, V. C. T., & Poon, W. S. (2024). Diagnostic Accuracy and Field for Improvement of Frameless Stereotactic Brain Biopsy: A Focus on Nondiagnostic Cases. *Journal of Neurological Surgery Part A: Central European Neurosurgery*, **85**(01), 048–061. <https://doi.org/10.1055/a-1994-8033>
- [6] Braga, H. M., Dellaretti, M. A., Faria, M. P., Almeida, J. C. de, & Nascimento, L. M. do. (2023). Accuracy Comparison between Frameless Biopsy and Frame-Based Biopsy: A Retrospective Study of a Case Series. *Arquivos Brasileiros de Neurocirurgia: Brazilian Neurosurgery*, **42**(03), e233–e238. <https://doi.org/10.1055/s-0043-1775556>
- [7] Ungar, L., Nachum, O., Zibly, Z., Wohl, A., Harel, R., Attia, M., Spiegelmann, R., Zaubermann, J., Feldman, Z., Knoller, N., & Cohen, Z. R. (2022). Comparison of Frame-Based Versus Frameless Image-Guided Intracranial Stereotactic Brain Biopsy: A Retrospective Analysis of Safety and Efficacy. *World Neurosurgery*, **164**, e1–e7. <https://doi.org/10.1016/j.wneu.2021.07.063>
- [8] Wu, S., Wang, J., Gao, P., Liu, W., Hu, F., Jiang, W., Lei, T., & Shu, K. (2021). A comparison of the efficacy, safety, and duration of frame-based and Remebot robot-assisted frameless stereotactic biopsy. *British Journal of Neurosurgery*, **35**(3), 319–323. <https://doi.org/10.1080/02688697.2020.1812519>
- [9] Hiremath, G. (2020). Robotic Deep Brain Stimulation (R-DBS)-“Awake” Deep Brain Stimulation Using the Neuromate Robot and O-Arm. *Neurology India*, **68**(8), 328. <https://doi.org/10.4103/0028-3886.302450>
- [10] Neudorfer, C., Hunsche, S., Hellmich, M., El Majdoub, F., & Maarouf, M. (2018). Comparative Study of Robot-Assisted versus Conventional Frame-Based Deep Brain Stimulation Stereotactic Neurosurgery. *Stereotactic and Functional Neurosurgery*, **96**(5), 327–334. <https://doi.org/10.1159/000494736>

- [11] Paff, M., Wang, A. S., Phielipp, N., Vadera, S., Morenkova, A., Hermanowicz, N., & Hsu, F. P. K. (2020). Two-year clinical outcomes associated with robotic-assisted subthalamic lead implantation in patients with Parkinson's disease. *Journal of Robotic Surgery*, **14**(4), 559–565. <https://doi.org/10.1007/s11701-019-01025-x>
- [12] Faria, C., Erlhagen, W., Rito, M., De Momi, E., Ferrigno, G., & Bicho, E. (2015). Review of robotic technology for stereotactic neurosurgery. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, **8**, 125–137. <https://doi.org/10.1109/RBME.2015.2428305>
- [13] Boyar, B., Tucer, B. (2021). Stereotaktik Cerrahinin Tarihçesi, *Türk Nöroşir Dergisi.*, **24**(2), 204-208
- [14] Küçükyürük, B., & Çalış, F. (2018). Nöroşirürji'de Robotik Cerrahi Kullanımı, *Türk Nöroşir Dergisi.*, **28**(3), 345-349
- [15] Doulgeris, J. J., Gonzalez-Blohm, S. A., Filis, A. K., Shea, T. M., Aghayev, K., & Vrionis, F. D. (2015). Robotics in Neurosurgery: Evolution, Current Challenges, and Compromises. *Cancer Control*, **22**(3), 352–359. <https://doi.org/10.1177/107327481502200314>
- [16] Camarillo, D. B., Krummel, T. M., & Salisbury, J. K. (2004). Robotic technology in surgery: Past, present, and future. *The American Journal of Surgery*, **188**(4), 2–15. <https://doi.org/10.1016/j.amjsurg.2004.08.025>
- [17] Aksoy, T. (2015). *Template-based 3D-2D rigid registration of vascular structures in frequency domain from a single view* (Doktora Tezi), Sabancı Üniversitesi Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul
- [18] Ergün, A. (2017). *Çizge tabanlı MR görüntüsü çakıştırma* (Doktora Tezi), Ege Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir.
- [19] Hossein Mehbodniya, A. (2020). *Design And Development Of A Robotic Platform For General Neurosurgical Procedures* (Doktora Tezi), University of Malaya, Malaysia
- [20] Salma, A., Makiese, O., Sammet, S., & Ammirati, M. (2012). Effect of registration mode on neuronavigation precision: an exploration of the role of random error. *Computer Aided Surgery*, **17**(4), 172–178. <https://doi.org/10.3109/10929088.2012.691992>
- [21] Arun, K. S., Huang, T. S., & Blostein, S. D. (1987). Least-Squares Fitting of Two 3-D Point Sets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **PAMI-9**(5), 698–700. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1987.4767965>
- [22] Demir, A., Unal, G., & Karaman, K. (2009). Automatic registration of follow-up brain MRI scans. *14th National Biomedical Engineering Meeting*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/BIYOMUT.2009.5130380>
- [23] Cesmec, D., Gerçek, D., Gullu, M. K., Erturk, A., & Erturk, S. (2012). Image registration with luminance transform operation. *20th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/SIU.2012.6204777>

- [24] **Dai, A., Zhou, H., Tian, Y., Zhang, Y., & Lu, T.** (2020). *Image Registration Algorithm Based on Manifold Regularization with Thin-Plate Spline Model*. 320–331. https://doi.org/10.1007/978-981-15-7670-6_27
- [25] **Tsumura, R., Morishima, Y., Koseki, Y., & Yoshinaka, K.** (2023). Body surface registration considering individual differences with non-rigid iterative closest point. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*. <https://doi.org/10.1007/s11548-023-02842-0>
- [26] **Wang, Y., Zhou, T., Li, H., Tu, W., Xi, J., & Liao, L.** (2022). Laser point cloud registration method based on iterative closest point improved by Gaussian mixture model considering corner features. *International Journal of Remote Sensing*, **43**(3), 932–960
- [27] **Zhang, Z.** (2021). Iterative Closest Point (ICP). In *Computer Vision* 718–720. Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-63416-2_179
- [28] **Zhang, J., Yao, Y., & Deng, B.** (2021). Fast and Robust Iterative Closest Point. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **1**–1. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3054619>
- [29] **Perez–Gonzalez, J., Arámbula Cosío, F., Huegel, J. C., & Medina-Bañuelos, V.** (2020). Probabilistic Learning Coherent Point Drift for 3D Ultrasound Fetal Head Registration. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, **2020**, 1–14. <https://doi.org/10.1155/2020/4271519>
- [30] **Zhang, A., Min, Z., Zhang, Z., Yang, X., & Meng, M. Q.-H.** (2023). Anisotropic Generalized Bayesian Coherent Point Drift for Point Set Registration. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, **20**(1), 495–505. <https://doi.org/10.1109/TASE.2022.3159553>
- [31] **Wu, B., Wu, K., Xiong, Z., Xiao, J., & Sun, Y.** (2024). Coherent Point Drift derived algorithm enhanced with locality preserving matching for point cloud registration of roll formed parts. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, **52**, 330–340. <https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2024.05.011>
- [32] **Zhou, C., Anschuetz, L., Weder, S., Xie, L., Caversaccio, M., Weber, S., & Williamson, T.** (2016). Surface matching for high-accuracy registration of the lateral skull base. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, **11**(11), 2097–2103. <https://doi.org/10.1007/s11548-016-1394-3>
- [33] **Raabe, A., Krishnan, R., Wolff, R., Hermann, E., Zimmermann, M., & Seifert, V.** (2002). Laser Surface Scanning for Patient Registration in Intracranial Image-guided Surgery. *Neurosurgery*, **50**(4), 797-803.
- [34] **Chen, X., Song, Z., & Wang, M.** (2014). Automated Global Optimization Surface-Matching Registration Method for Image-to-Patient Spatial Registration in an Image-Guided Neurosurgery System. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, **4**(6), 942–947. <https://doi.org/10.1166/jmihi.2014.1346>
- [35] **Besl, P. J., & McKay, N. D.** (1992, April). Method for registration of 3-D shapes. In *Sensor fusion IV: control paradigms and data structures*. **1611**, 586-606.

- [36] **Chee, E., & Wu, Z.** (2018). AIRNet: Self-Supervised Affine Registration for 3D Medical Images using Neural Networks. *arXiv*, 1-16 <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.02583>.
- [37] **Yang, X., Kwitt, R., Styner, M., & Niethammer, M.** (2017). Quicksilver: Fast predictive image registration – A deep learning approach. *NeuroImage*, **158**, 378–396. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2017.07.008>
- [38] **Cao, X., Yang, J., Zhang, J., Wang, Q., Yap, P.-T., & Shen, D.** (2018). Deformable Image Registration Using a Cue-Aware Deep Regression Network. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **65**(9), 1900–1911. <https://doi.org/10.1109/TBME.2018.2822826>
- [39] **Sloan, J. M., Goatman, K. A., & Siebert, J. P.** (2018). Learning Rigid Image Registration - Utilizing Convolutional Neural Networks for Medical Image Registration. *Proceedings of the 11th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies*, 89–99. <https://doi.org/10.5220/0006543700890099>
- [40] **Cheng, X., Zhang, L., & Zheng, Y.** (2018). Deep similarity learning for multimodal medical images. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization*, **6**(3), 248–252. <https://doi.org/10.1080/21681163.2015.1135299>
- [41] **Fan, J., Cao, X., Wang, Q., Yap, P.-T., & Shen, D.** (2019). Adversarial learning for mono- or multi-modal registration. *Medical Image Analysis*, **58**, 101545. <https://doi.org/10.1016/j.media.2019.101545>
- [42] **Salehi, S. S. M., Khan, S., Erdogmus, D., & Gholipour, A.** (2018). Real-time deep pose estimation with geodesic loss for image-to-template rigid registration. *IEEE transactions on medical imaging*, **38**(2), 470-481.
- [43] **Wu, G., Kim, M., Wang, Q., Munsell, B. C., & Shen, D.** (2016). Scalable High-Performance Image Registration Framework by Unsupervised Deep Feature Representations Learning. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **63**(7), 1505–1516. <https://doi.org/10.1109/TBME.2015.2496253>
- [44] **Sokooti, H., Saygili, G., Glocker, B., Lelieveldt, B. P. F., & Staring, M.** (2019). Quantitative error prediction of medical image registration using regression forests. *Medical Image Analysis*, **56**, 110–121. <https://doi.org/10.1016/j.media.2019.05.005>
- [45] **Sokooti, H., Saygili, G., Glocker, B., Lelieveldt, B. P. F., & Staring, M.** (2016). Accuracy Estimation for Medical Image Registration Using Regression Forests, 107–115. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46726-9_13
- [46] **Huynh, T., Gao, Y., Kang, J., Wang, L., Zhang, P., Lian, J., & Shen, D.** (2016). Estimating CT Image From MRI Data Using Structured Random Forest and Auto-Context Model. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, **35**(1), 174–183.

- [47] **Wei, L., Cao, X., Wang, Z., Gao, Y., Hu, S., Wang, L., Wu, G., & Shen, D.** (2017). Learning-based deformable registration for infant MRI by integrating random forest with auto-context model. *Medical Physics*, **44**(12), 6289–6303. <https://doi.org/10.1002/mp.12578>
- [48] **Breiman, L.** (2001). Random Forest. *Machine Learning*, **45**(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- [49] **Woerdeman, P. A., Willems, P. W. A., Noordmans, H. J., Tulleken, C. A. F., & van der Sprenkel, J. W. B.** (2007). Application accuracy in frameless image-guided neurosurgery: a comparison study of three patient-to-image registration methods. *Journal of Neurosurgery*, **106**(6), 1012–1016. <https://doi.org/10.3171/jns.2007.106.6.1012>
- [50] **Eggers, G., Mühling, J., & Marmulla, R.** (2006). Image-to-patient registration techniques in head surgery. *International Journal of Oral and Maxillofacial Surgery*, **35**(12), 1081–1095. <https://doi.org/10.1016/j.ijom.2006.09.015>
- [51] **BrainLab**, <https://www.brainlab.com> Erişim Tarihi: 16.04.2024
- [52] **Mediapipe**, <https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/guide?hl=tr>, Erişim Tarihi: 16.12.2023
- [53] **Schlesinger, O., Kundu, R., Isaev, D., Choi, J.Y., Goetz, S.M., Turner, D.A., Sapiro, G., Peterchev, A.V., Di Martino, J.M.** (2024). Scalp surface estimation and head registration using sparse sampling and 3D statistical models. *Computers in Biology and Medicine*, **178**: **108689**. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2024.108689>
- [54] **Wolfsberger, S., Rössler, K., Regatschnig, R., Ungersböck, K.** (2002). Anatomical landmarks for image registration in frameless stereotactic neuronavigation. *Neurosurgical Review* **25**, 68-72. <https://www.doi.org/10.1007/s10143-001-0201-x>
- [55] **Javer, A., AlQunae, M., Kolahi, A.** (2020). Relationship between Target Registration Error (TRE) and Fiducial Registration Error (FRE), a clinical study and statistical analyses.
- [56] **Lin, J.S., Fuentes, D.T., Chandler, A., Prabhu, S.S., Weinberg, J.S., Baladandayuthapani, V., Hazle, J.D., Schellingerhout, D.** (2017). Performance assessment for brain MR imaging registration methods. *American Journal of Neuroradiology*, **38**(5), 973-980. <https://doi.org/10.3174/ajnr.A5122>

ÖZGEÇMİŞ

Ad-Soyad : Ersan YAZAN

ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2007, Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği
- **Yüksek Lisans** : 2013, Fırat Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

MESLEKİ DENEYİM:

- 2011-Devam, Adıyaman Üniversitesi / Besni Ali Erdemoğlu Meslek Yüksekokulu/ Bilgisayar Teknolojileri Bölümü
- 2007 – 2009 Fonet Yazılım Ltd. Şti.

TEZ SÜRESİNCE TÜRETİLEN BİLİMSEL ÇALIŞMALAR

- **Yazan, E., Talu, M.F., & Aydoğmuş, Ö. (2024).** Frameless Registration Method Using a Depth Camera for Robot-Assisted Stereotactic Brain Surgery. *Traitement du Signal*, 2024
- **Yazan, E., & Talu, M. F. (2023).** Dikkat mekanizmalarının bölütleme mimarilerine entegrasyonu ve meme lenf düğümü görüntülerinde uygulanması. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 2023.
- **Yazan, E., & Talu, M. F. (2022).** Küresel Cisimlerin Pozisyon Kestiriminde Kuaterniyon Yaklaşımlarının Değerlendirilmesi-Sızıntı Tespit Topu Uygulaması. *Adıyaman Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 2022.
- **Yazan, E., & Talu, M. F. (2022).** Yönsel Türev Tabanlı Yakınsama Yaklaşımlarının Karşılaştırmalı Analizi. *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Fen Bilimleri Dergisi*, 2022.
- **Yazan, E., Çelik, G., Talu, M.F., & Yeroğlu, C. (2018, Eylül).** Girdap Optimizasyon Algoritması Destekli Kumaş Hatası Tespiti. *International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP 2018)* (pp. 1-6). IEEE.
- **Yazan, E., Talu, M.F. (2017, Eylül).** Comparison of the stochastic gradient descent based optimization techniques. In *2017 International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP 2017)* (pp. 1-5). IEEE.