KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ MÜHENDİSLİK FAKÜLTESİ BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ



BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİNİN GERİÇATIMI TIBBİ GÖRÜNTÜLEME SİSTEMLERİ DERSİ DÖNEM PROJESİ ÖN RAPORU

DERS SORUMLUSU: Bekir DİZDAROĞLU

ÖĞRENCİ İSİM SOYİSİM: Osman Can AKSOY

ÖĞRENCİ NUMARASI: 394797

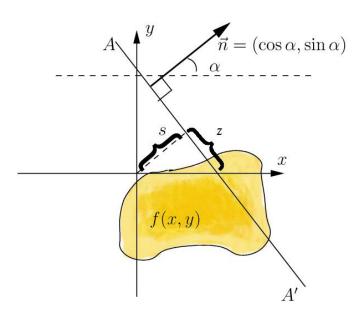
İçindekiler

1. Kullanılması planlanan algoritmalar ve yazılım mimarileri3
1.1. Önerilen yöntemin geliştirilmesi/yeniden kullanımı5
1.1.1. Literatür taramasına göre problemin çözümünde kullanılabilir diğer yöntemlerinin açıklanması ve aday yöntemlerin belirlenmesi7
1.1.2. Problemin çözümünde kullanılacak görüntü veri seti
1.1.3. Önerilen yöntemin test ve geçerleme aşamalarında düzenlenecek deneylerin ve performans ölçüm yöntemlerinin açıklanması
1.2. Yazılım Çözümü7
1.2.1. Önerilen yöntemin test ve kullanım süreçlerine ait kullanım usecase çizeneği9
1.2.2. Kullanılan teknolojileri içeren yazılım bileşen-component-çizeneği .10
2. Çözüm için geliştirilen yöntemler ve bunların özgünlüğe katkısı11
3. Proje Takvimi
3.1. Projedeki kilometre taşlarının açıklanması ve tarihlerinin belirtilmesi11
4. Uygulama Ekran Görüntüleri12
4. Referanslar14

1. Kullanılması planlanan algoritmalar ve yazılım mimarileri

Projede kullanılması planlanan algoritmalar ve yazılım mimarileri, medikal görüntü işleme ve tomografi konularında yoğunlaşmaktadır. Aşağıda bu başlığı dolduracak şekilde belirtilen algoritmalar ve mimariler bulunmaktadır:

Radon Dönüşümü ve Ters Dönüşüm: Medikal görüntülemede kullanılan temel bir işlem olan Radon dönüşümü ve ters dönüşümü (inverse Radon transform) algoritmaları kullanılacaktır. Bu algoritmalar, tarama verilerini alarak görüntüyü yeniden oluşturmayı sağlar. Radon dönüşümü, Avusturyalı matematikçi Johann Radonn tarafından bulunmuş bir matematiksel dönüşümdür. Ters Radon dönüşümü, bilgisayarlı tomografide taranmış veriden görüntü oluşturulmakta kullanılır. Tomografi uygulamalarında, radon dönüşümü sonucu ortaya çıkan resim sinografi olarak adlandırılır. En basit haliyle Radon dönüşümü, bir nesnenin her açıdan birer izdüşümü alınarak 2 ya da 3 boyutlu resimler oluşturur. Radon dönüşümünün daha genelleştirilmiş hali ise Trace dönüşümüdür.



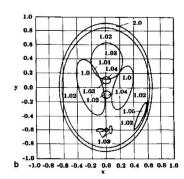
Total Varyasyon (**TV**) **Düzenlemesi:** Görüntü yeniden oluşturma için TV düzenlemesi kullanılacaktır. TV, medikal görüntülerdeki keskin özellikleri korumaya ve gürültüyü azaltmaya yardımcı olan bir düzenleme tekniğidir. Özellikle organ sınırlarının netleştirilmesi ve detayların korunması için etkilidir.

Gaussian White Noise: Veri ölçümleri üzerindeki gürültüyü modellenmek için Gauss beyaz gürültüsü kullanılacaktır. Bu, gerçek dünya medikal görüntüleme senaryolarını simüle etmeye yardımcı olur ve algoritmaların gürültüye dayanıklılığını değerlendirmek için önemlidir.

İteratif Algoritmalar: Projede, özellikle SART (Simultaneous Algebraic Reconstruction Technique) gibi iteratif geri projeksiyon algoritmaları da kullanılabilir. Eşzamanlı cebirsel yeniden yapılandırma tekniği (SART), projeksiyon verilerinin sınırlı olduğu durumlarda yararlı olan bir bilgisayarlı tomografi (BT) görüntüleme algoritmasıdır; 1984 yılında Anders Andersen ve Avinash Kak tarafından önerilmiştir. Sadece bir iterasyonda iyi bir yeniden yapılandırma

üretir ve standart cebirsel yeniden yapılandırma tekniğinden (ART) daha üstündür. Bu algoritmalar, görüntüyü adım adım iyileştirerek daha doğru bir sonuç elde etmeyi amaçlar.





Scikit-Image ve Matplotlib Kütüphaneleri: Görüntü işleme algoritmalarını uygulamak için Scikit-Image ve Matplotlib gibi Python kütüphaneleri kullanılacaktır. Scikit-Image, medikal görüntü işleme için kullanışlı araçlar sağlar; Matplotlib ise grafiksel çıktıları görselleştirmek için kullanılır.

PySide6 ile Kullanıcı Arayüzü: Uygulama, PySide6 ile geliştirilen bir kullanıcı arayüzü üzerine kurulacaktır. Bu arayüz, kullanıcıların medikal görüntülerin işlenmesi ve sonuçların görselleştirilmesi için etkileşimde bulunabileceği bir platform sağlayacaktır.

Projede bu algoritmalar ve yazılım bileşenleri, medikal görüntü işleme ve tomografi projelerinde tipik olarak kullanılan teknikleri temsil eder. Bu tekniklerin entegrasyonu, projenin başarıyla tamamlanması için temel oluşturacaktır.

1.1. Önerilen yöntemin geliştirilmesi/yeniden kullanımı

Algoritma Optimizasyonu: Mevcut radon dönüşümü ve ters dönüşümü algoritmalarının performansını artırmak için optimizasyon teknikleri uygulanabilir. Örneğin, dönüşüm işlemlerini paralelleştirme veya hızlandırma amacıyla GPU hesaplama tekniklerinden yararlanılabilir.

Gürültü Azaltma Stratejileri: Gaussian beyaz gürültüsüne karşı daha etkili bir gürültü azaltma stratejisi geliştirilebilir. Belirli filtreleme veya düzenleme teknikleri kullanılarak, algoritmaların gürültüye karşı daha dirençli olması sağlanabilir.

Total Varyasyon Düzenlemesi Parametre Ayarı: Total varyasyon (TV) düzenlemesi için optimal parametrelerin belirlenmesi önemlidir. TV düzenleme katsayıları, medikal görüntülerdeki keskin özellikleri korumak için dikkatli bir şekilde ayarlanmalıdır.

İteratif Algoritmaların Geliştirilmesi: SART gibi iteratif geri projeksiyon algoritmaları üzerinde çalışarak, daha hızlı ve doğru görüntü yeniden oluşturma yöntemleri geliştirilebilir. Algoritmaların yakınsama davranışı ve performansı üzerine çalışmalar yapılabilir.

Yeniden Kullanılabilir Yazılım Modülleri: Kodun yeniden kullanılabilirliğini artırmak için medikal görüntü işleme modüllerinin ayrı ayrı kullanılabilir ve modüler hale getirilmesi önemlidir. Bu, farklı projelerde veya uygulamalarda kolayca entegre edilebilirlik sağlar.

Önerilen yöntemin geliştirilmesi veya yeniden kullanılması, medikal görüntü işleme alanında daha verimli ve yenilikçi çözümler sunmak için önemlidir. Bu adımlar, algoritmaların

performansını artırabilir ve tıbbi görüntüleme uygulamalarında daha iyi sonuçlar elde etmek için katkı sağlayabilir.

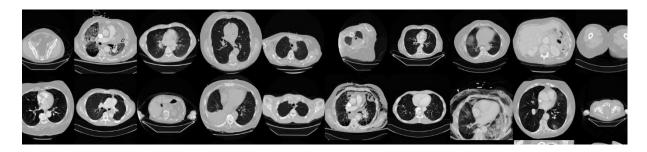
1.1.1. Literatür taramasına göre problemin çözümünde kullanılabilir diğer yöntemlerinin açıklanması ve aday yöntemlerin belirlenmesi

Fourier Transform (Fourier Dönüşümü) tabanlı yaklaşımlar uygulanabilir. Bazı literatür çalışmaları, Fourier dönüşümü ve Fourier dilimi teoremi gibi matematiksel yöntemlerin tomografi problemlerini çözmek için kullanılabileceğini göstermektedir. Bu yaklaşımlar, projeksiyon verileri üzerinde Fourier dönüşümü uygulayarak eksik verilerin tamamlanması ve görüntü yeniden oluşturulması için kullanılabilir.

Machine Learning (Makine Öğrenmesi) tabanlı yöntemler de ayrıca kullanılabilir. Son yıllarda, derin öğrenme ve makine öğrenmesi tabanlı yöntemlerin medikal görüntü işleme alanında başarıyla uygulandığı gösterilmiştir. Evrişimli sinir ağları (CNN'ler) ve otomatik öğrenme algoritmaları, görüntü sınıflandırma, segmentasyon ve yeniden oluşturma gibi problemlerde kullanılabilir. Özellikle, görüntü yeniden oluşturma için özel olarak eğitilmiş modeller, yüksek kaliteli ve düşük gürültülü görüntüler elde etmede etkili olabilir. Belirtilen yöntemler literatürdeki çalışmalardan derlenmiş ve tomografi problemlerinin çözümünde kullanılabilecek aday yöntemler olarak değerlendirilmiştir. Seçilecek yöntem, projenin spesifik gereksinimlerine, mevcut verilere ve performans kriterlerine uygun olarak belirlenmelidir. Yöntemlerin avantajları, dezavantajları ve uygulama kolaylığı dikkate alınarak karşılaştırmalar yapılmalı ve en uygun yöntem veya yöntemler seçilmelidir.

1.1.2. Problemin Çözümünde Kullanılacak Görüntü Veri Seti

Problemin çözümünde Kaggle'da bulunan CT Medical Images kullanılacaktır. Kanser görüntüleme arşivindeki görüntülerin küçük bir alt kümesidir. Bunlar, geçerli yaş, modalite ve kontrast etiketlerinin bulunabildiği tüm BT görüntülerinin orta kesitinden oluşmaktadır. Bunun sonucunda 69 farklı hastadan 475 seri elde edilmiştir. Bu veriseti ile çeşitli görüntüler üzerinde geliştirilen sistem test edilecektir.



1.1.3. Önerilen yöntemin test ve geçerleme aşamalarında düzenlenecek deneylerin ve performans ölçüm yöntemlerinin açıklanması

Önerilen yöntemin test ve geçerleme aşamaları için düzenlenecek deneyler ve performans ölçüm yöntemleri aşağıda açıklanmıştır:

Önerilen yöntemin performansını değerlendirmek için uygun bir veri seti seçilmelidir. Medikal görüntüleme problemleri için genellikle standart veri setleri kullanılır. Bu veri setleri, farklı görüntüleme koşullarını, görüntü türlerini ve zorlukları içermelidir. Deneylerin doğru bir şekilde tasarlanması önemlidir. Önerilen yöntemin farklı parametreleri ve ayarları üzerinde

deneyler yapılmalıdır. Örneğin, iteratif rekonstrüksiyon yöntemlerinde iterasyon sayısı, filtre seçimi veya düzenleme parametreleri gibi değişkenlerin etkisi değerlendirilmelidir. Önerilen yöntemin performansını değerlendirmek için uygun performans ölçütleri belirlenmelidir. Ölçütler arasında yeniden yapılandırma doğruluğu (reconstruction accuracy), SNR (Signal-to-Noise Ratio), PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), ve hesaplama süresi gibi metrikler yer alabilir. Önerilen yöntemin diğer yöntemlerle karşılaştırılması önemlidir. Bu karşılaştırmalar, benzer problemleri çözen diğer yaygın yöntemlerle yapılabilir. Karşılaştırmalı analizler, önerilen yöntemin avantajlarını ve dezavantajlarını ortaya koymak için yapılmalıdır. Deneylerin güvenilir sonuçlar vermesi için cross-validation yöntemleri kullanılabilir. Veri setinin farklı alt kümeleri üzerinde deneyler yapılabilir ve sonuçlar ortalamalar alınarak değerlendirilebilir. Önerilen yöntemin yazılım uygulaması üzerinde kapsamlı testler yapılmalıdır. Yazılımın doğruluğu, performansı ve kullanılabilirliği test edilmelidir.

Deney sonuçları dikkatlice analiz edilmeli ve önerilen yöntemin başarı kriterleri karşılayıp karşılamadığı değerlendirilmelidir. Sonuçlar, eksiklikler ve iyileştirme alanları ile birlikte sunulmalıdır. Önerilen yöntemin test ve geçerleme aşamaları, doğru bir deney tasarımı ve detaylı performans analizi ile gerçekleştirilmelidir. Bu adımlar, yöntemin etkinliğini ve pratik uygulanabilirliğini değerlendirmek için kritik öneme sahiptir.

1.2. Yazılım Çözümü

Uygulama üzerinden girdi fotoğraflara çeşitli Reconstruction ve Filter Type methodları uygulanabilmektedir. Bunlar aşağıda detayları ile birlikte açıklanacaktır:

RAMP, Shepp-Logan, Cosine, Hamming ve Hann gibi rekonstrüksiyon yöntemleri, medikal görüntüleme alanında yaygın olarak kullanılan filtrelerdir. Bu filtreler, tomografi gibi tarama işlemlerinden elde edilen projeksiyon verilerinden yüksek kaliteli görüntü yeniden oluşturmayı hedefler. Her bir yöntemin detaylı açıklamasını aşağıda bulabilirsiniz:

Ramp filtresi, radon transformundan elde edilen projeksiyon verilerini ters Fourier dönüşümü uygulayarak orijinal görüntüyü elde etmeyi amaçlar. İdeal olarak, bu filtre düzgün frekans yanıtlıdır ve genellikle bir sinc fonksiyonu şeklinde ifade edilir. RAMP filtresi, daha keskin kenarlar ve daha az bulanıklık sağlayabilir.

Shepp-Logan filtresi, RAMP filtresine benzer ancak daha karmaşık bir frekans yanıtına sahiptir. Bu filtre, düşük frekanslı bileşenleri korurken yüksek frekanslı gürültüyü azaltmaya çalışır. Shepp-Logan filtresi genellikle yüksek kaliteli ve düşük gürültülü yeniden yapılandırmalar elde etmek için tercih edilir.

Cosine filtresi, radon dönüşümünden elde edilen verileri filtrelemek için kosinüs fonksiyonu kullanır. Bu filtre, daha yumuşak geçişli bir frekans yanıtına sahiptir ve genellikle gürültüyü azaltmak için kullanılır. Cosine filtresi, geleneksel olarak Shepp-Logan filtresi ile karşılaştırıldığında daha az keskin kenarlara sahiptir.

Hamming filtresi, radon dönüşümünden gelen verileri filtrelemek için Hamming penceresini kullanır. Bu filtre, geniş bir ana lob ile dar yan loblar arasında iyi bir denge sağlar. Hamming filtresi genellikle düşük gürültü seviyeleri ve iyi kenar koruması sağlamak için tercih edilir.

Hann filtresi, radon dönüşümünden elde edilen verileri filtrelemek için Hann penceresini kullanır. Bu filtre, daha düzgün ve yumuşak bir frekans yanıtına sahiptir. Hann filtresi, gürültüyü azaltma ve kenar koruması sağlama konusunda etkilidir.

Bu filtreler, medikal görüntüleme alanında farklı gereksinimleri karşılamak için kullanılır. Seçilen filtre, projeksiyon verilerinden en iyi yeniden yapılandırmayı elde etmek için spesifik uygulama gereksinimlerine ve görüntü kalitesi hedeflerine bağlı olarak seçilmelidir. Ayrıca, filtre parametrelerinin ayarlanması ve optimize edilmesi, elde edilen yeniden yapılandırmanın kalitesini önemli ölçüde etkileyebilir.

Ayrıca projede iki farklı filtreleme türü kullanıcıya sunulmuştur. Bunlar Filtered Back Projection ve SART methodlarıdır. Bu methodlar, medikal görüntü rekonstrüksiyonunda kullanılan yaygın algoritmaları temsil etmektedir.

```
def filteredBackProjection(self):
    __, theta, __ = self.processImage()
    sinogram = self.radonTransform()
    reconstruction = iradon(sinogram, theta = theta, filter_name = self.filter)
    return reconstruction
```

filtered_back_projection(self): metodu, filtrelenmiş geri-projeksiyon algoritması uygular.İlk olarak radonTransform metodu ile sinogram elde edilir. iradon (ters radon) yöntemi kullanılarak filtrelenmiş geri-projeksiyon yapılır. Geri döndürülen reconstruction değişkeni, rekonstrüksiyon görüntüsünü temsil eder.

```
def sart(self):
    __, theta, __ = self.processImage()
    sinogram = self.radonTransform()
    reconstructionSart = iradon_sart(sinogram, theta = theta)
    return reconstructionSart
```

SART metodu, SART (Simultaneous Algebraic Reconstruction Technique) yöntemini uygular. radonTransform ile elde edilen sinogram kullanılarak, her açı için sartSingle metodunu çağırarak iteratif olarak rekonstrüksiyon yapar. reconstruction değişkeni, SART algoritmasından dönen tamamlanmış rekonstrüksiyon görüntüsünü temsil eder.

İradon ve radon fonksiyonları scikit-image kütüphanesinden gelmektedir. Bu kütüphanenin kaynak kodlarının bir kısmı aşağıda verildiği gibidir.

radon fonksiyonu, bir görüntünün radon dönüşümünü hesaplamak için kullanılan bir fonksiyondur. Radon dönüşümü, tıbbi görüntüleme ve bilgisayarlı tomografi gibi alanlarda yaygın olarak kullanılan bir matematiksel işlemdir. Görüntünün belirli açılarda nasıl ışınsal olarak tarandığını temsil eder.

İşlevin parametreleri şunlardır:

image (ndarray): Radon dönüşümü hesaplanacak giriş görüntüsü. Dönüşümün rotasyon ekseni, genellikle görüntünün merkezinde yer alır.

theta (array, opsiyonel): Projeksiyon açıları (derece cinsinden). Eğer belirtilmezse, genellikle 0 ile 180 derece arasında adımlarla bir dizi oluşturulur.

circle (boolean, opsiyonel): Görüntünün dışında sıfır varsayılır ve projeksiyonların genişliği, sinogramın ilk boyutu (yani projeksiyonlar arasındaki mesafe) image.shape'in minimum değerine eşit olur.

preserve_range (bool, opsiyonel): Giriş görüntüsünün orijinal aralığını koruyup korumama. Eğer False ise, giriş görüntüsü img as float fonksiyonu ile belirli bir aralığa dönüştürülür.

_get_fourier_filter Fonksiyonu

```
def _get_fourier_filter(size, filter_name):
   n = np.concatenate(
           np.arange(1, size / 2 + 1, 2, dtype=int),
           np.arange(size / 2 - 1, 0, -2, dtype=int))
   f = np.zeros(size)
   f[0] = 0.25
   f[1::2] = -1 / (np.pi * n) ** 2
   fourier_filter = 2 * np.real(fft(f)) # ramp filter
   if filter_name == "ramp":
   elif filter_name == "shepp-logan":
       omega = np.pi * fftfreq(size)[1:]
        fourier_filter[1:] *= np.sin(omega) / omega
   elif filter_name == "cosine":
       freq = np.linspace(0, np.pi, size, endpoint=False)
       cosine_filter = fftshift(np.sin(freq))
       fourier_filter *= cosine_filter
   elif filter_name == "hamming":
        fourier_filter *= fftshift(np.hamming(size))
   elif filter_name == "hann":
        fourier_filter *= fftshift(np.hanning(size))
   elif filter_name is None:
        fourier_filter[:] = 1
   return fourier_filter[:, np.newaxis]
```

Bu fonksiyon, Fourier filtresini oluşturur. Filtre, Fourier alanında filtreleme işleminde kullanılır sanal artefaktları azaltır ve küçük bir önyargıyı kaldırır.

size: Filtre boyutu. Çift olmalıdır.

filter_name: Frekans alanı filtreleme işleminde kullanılan filtre. Kullanılabilen filtreler: ramp, shepp-logan, cosine, hamming, hann. None atanırsa filtre kullanılmaz.

iradon Fonksiyonu

```
def iradon(
    radon_image,
    theta=None,
```

```
output_size=None,
  filter_name="ramp",
  interpolation="linear",
  circle=True,
  preserve_range=True,
):
```

Bu fonksiyon, radon görüntüsünden (sinogram) ters radon dönüşümünü gerçekleştirir. Geri projeksiyon algoritması kullanılarak bir görüntüyü radon dönüşümünden yeniden oluşturur.

radon_image: Radon dönüşümünü içeren görüntü (sinogram). Her sütun, farklı bir açıda yapılan bir projeksiyonu temsil eder.

theta: Rekonstrüksiyon açıları (derece cinsinden). Varsayılan olarak, radon_image'in şekli (N, M) ise 0 ile 180 arasında eşit aralıklı m açı.

output_size: Rekonstrüksiyonun satır ve sütun sayısı.

filter_name: Frekans alanı filtreleme işleminde kullanılan filtre. Varsayılan olarak ramp filtresi kullanılır.

interpolation: Rekonstrüksiyonda kullanılan interpolasyon yöntemi. Mevcut yöntemler: 'linear', 'nearest', 'cubic'.

circle: Rekonstrüksiyon sonucunun içine yerleştirilen dairenin dışında sıfır olduğunu varsayar.

preserve_range: Orijinal değer aralığını koruma.

İşleyiş

Giriş Doğrulama:

Girişin 2 boyutlu olup olmadığı kontrol edilir.

theta belirtilmemişse, projeksiyon açılarını hesaplamak için varsayılan değerler atanır.

Giriş Görüntüsünün Hazırlanması:

circle=True olarak belirlenmisse, radon görüntüsü karesel biçime dönüştürülür.

Giriş görüntüsü, Fourier analizi için bir sonraki iki kuvvetinin boyutuna yeniden boyutlandırılır.

Frekans Alanında Filtreleme:

get fourier filter fonksiyonu kullanılarak Fourier filtresi oluşturulur.

Giriş görüntüsü Fourier dönüşümü alınarak filtrelenir.

Geri Projeksiyon ve İnterpolasyon:

Giriş görüntüsü için boş bir çıktı oluşturulur.

Projeksiyon verisinin FFT'si ile filtre uygulanarak geri projeksiyon yapılır.

İnterpolasyon yöntemi kullanılarak rekonstrüksiyon yapılır.

Daire içi Sıfırlama:

circle=True olarak belirlenmişse, dışındaki pikseller sıfırlanır.

Çıktı: Yeniden oluşturulan görüntü döndürülür.

Bu fonksiyonlar, bilgisayarlı tomografi ve medikal görüntüleme alanlarında radon dönüşümü ve geri projeksiyonunun temel prensiplerini uygular. iradon fonksiyonu, filtrelere dayalı geri projeksiyon algoritması kullanarak sinogramdan (radon görüntüsü) orijinal görüntüyü yeniden oluşturur.

Bu yazılım çözümü, medikal görüntü rekonstrüksiyonunda kullanılan temel kavramları ve algoritmaları uygulamak için kapsamlı bir yaklaşım sunmaktadır. Özellikle, radon dönüşümü ve ters radon dönüşümü (iradon) gibi işlemler üzerinde odaklanırken, farklı filtreleme tekniklerini kullanarak projeksiyon verilerinden yüksek kaliteli görüntü rekonstrüksiyonu gerçekleştirir.

1.2.1. Önerilen vöntemin test ve kullanım süreçlerine ait kullanım usecase-çizeneği

Use Case Adı: Medikal Görüntü Rekonstrüksiyonu

Amaç: Medikal görüntülerin yüksek kaliteli rekonstrüksiyonunu sağlamak için önerilen yöntemlerin test ve kullanım süreçlerini tanımlamak.

Kullanıcılar: Radyologlar, tıbbi görüntüleme uzmanları, araştırmacılar.

Önkoşullar:

Giriş olarak kullanılacak medikal görüntülerin doğru formatta ve kalitede olması.

Görüntülerin belirli projeksiyon açılarıyla alınmış radon dönüşümü verilerine sahip olması.

İlgili yazılım ve kütüphanelerin kurulmuş ve doğru şekilde yapılandırılmış olması.

Ana Akış:

1.Görüntü Hazırlama:

Giriş olarak kullanılacak medikal görüntülerin yüklenmesi veya seçilmesi.

Görüntülerin radon dönüşümü için uygun açılarda taranması.

2.Radon Dönüşümü:

Seçilen görüntüler üzerinde radon dönüşümünün hesaplanması (örneğin, radon fonksiyonu kullanılarak).

3. Filtreleme ve SART İle Rekonstrüksiyon:

Radon dönüşümü verilerinin SART (Simultaneous Algebraic Reconstruction Technique) yöntemiyle rekonstrüksiyonunun gerçekleştirilmesi.

SART yöntemi için iteratif olarak her açı için sartSingle metodunun çağrılması.

Elde edilen rekonstrüksiyonun filtrelenmesi ve yeniden yapılandırılması.

4. Geri Projeksiyon:

Filtrelenmiş radon dönüşümü verilerinin ters radon dönüşümüyle orijinal görüntünün yeniden oluşturulması (iradon fonksiyonu kullanılarak).

5. Rekonstrüksiyon Kalitesinin Değerlendirilmesi:

Elde edilen yeniden yapılandırılmış görüntünün kalitesinin değerlendirilmesi.

Kenar keskinliği, gürültü seviyesi ve detay düzeyi gibi özelliklerin analizi.

Alternatif Akışlar:

Farklı filtre ve interpolasyon yöntemlerinin kullanılmasıyla rekonstrüksiyon sonuçlarının karsılaştırılması.

Giriş görüntülerinin farklı önişleme adımlarından geçirilmesiyle sonuçların değişimi.

Sonuçlar:

Kullanıcıların medikal görüntü rekonstrüksiyonu için önerilen yöntemleri test etmeleri ve uygulamaları.

Elde edilen sonuçların raporlanması ve gerektiğinde filtre veya parametre ayarlarının optimize edilmesi.

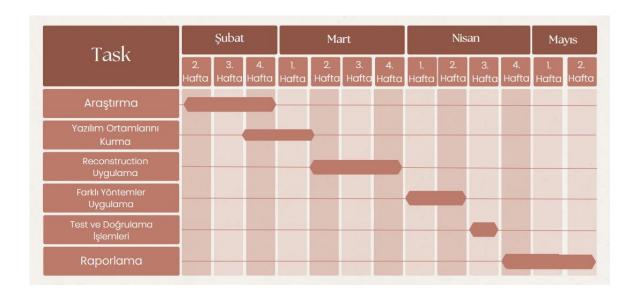
2. Çözüm için Geliştirilen Yöntemler ve Bunların Özgünlüğe Katkısı

Bu problemin ele alınmasındaki yaklaşımda hali hazırda yapılmış olan bir projenin tekrar yapılması gerçekleştirilmektedir. Halihazırda kullanılmış yöntemler bu projede de kullanılmıştır. Bu yöntemlerin özgünlüğü, medikal görüntüleme alanında yaygın olarak kullanılan standart tekniklerin ötesine geçmeleri ve rekonstrüksiyon kalitesini artırmak için özel olarak tasarlanmış olmalarıdır. Özellikle filtrelerin frekans yanıtları ve gürültü azaltma yetenekleri, medikal görüntülerin daha net ve yüksek kaliteli rekonstrüksiyonunu sağlamak için önemli katkılarda bulunur. SART gibi iteratif rekonstrüksiyon yöntemleri ise doğrusal olmayan problemleri ele alarak daha karmaşık görüntü yapılarının rekonstrüksiyonunu mümkün kılar. Bu özgün yöntemler, medikal görüntüleme alanındaki teknolojik ilerlemelerde ve teşhis doğruluğunda önemli rol oynamaktadır.

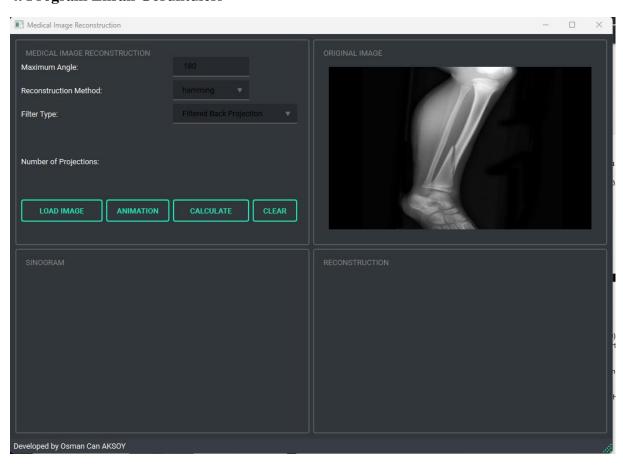
3. Proje Takvimi

Projenin GANT diyagramı aşağıya çizilmiştir. Bu diyagramda projenin kilometre taşları ve tarihleri de belirtilmiştir.

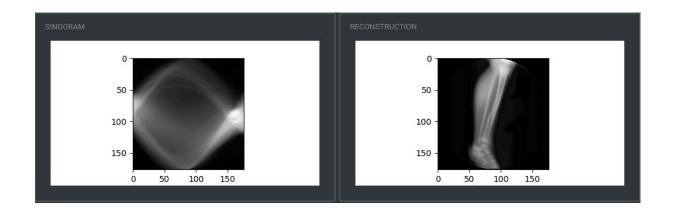
3.1. Projedeki kilometre taşlarının açıklanması ve tarihlerinin belirtilmesi



4. Program Ekran Görüntüleri



Yukarıdaki bacak görüntüsüne yukaridaki gibi hamming Reconstruction Methodu ile ve Filtered Back Projection filtre türü ile program çalıştığında sinogram görüntüsü ve reconstruction çıktıları aşağıda gösterildiği gibi gözlemlenmiştir.



Sol tarafta gözüken Sinogram görüntüsü ve sağ tarafta gösterilen Reconstruction görüntüsüdür.

4. Referanslar

- [1] Feeman, T. G. The Mathematics of Medical Imaging. A Beginner's GuideSpringer. Villanova University, USA. 2015.
- [2] J. R. Lindner, "Microbubbles in medical imaging: Current applications and future directions," Nat. Rev. Drug Discov., vol. 3, no. 6, pp. 527–533, 2004.
- [3] Suetens, P. Fundamentals of Medical Imaging, 2nd Edition. Cambridge. 2009.
- [4] A. C. Kak and Malcolm Slaney, Principles of Computerized Tomographic Imaging, IEEE Press, 1988.
- [5] R. Akbar., S. Saeid, Z. N. Abolghasem, "Using Direct Radon Transform to improve image reconstructed by Backprojection Method," Bioinformatics and Biomedical Engineering ICBBE, The 2nd International Conference on IEEE, 2008.
- [6] Acharya, U. R., Saba, L., Molinari, F., Guerriero, S., & Suri, J. S. (2013). Ovarian tumor characterization and classification using ultrasound: A new online paradigm. Içinde Ovarian neoplasm imaging (ss. 413–423). Springer.
- [7] Ai, T., Yang, Z., Hou, H., Zhan, C., Chen, C., Lv, W., Tao, Q., Sun, Z., & Xia, L. (2020). Correlation of chest CT and RTPCR testing in coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China: a report of 1014 cases. Radiology, 200642.
- [8] Akhurst, T., & Chisin, R. (2000). Hybrid PET/CT machines: optimized PET machines for the new millennium? Journal of Nuclear Medicine, 41(5), 961–962.
- [9] Arjunan, S. P., & Thomas, M. C. (2019). A Review of Ultrasound Imaging Techniques for the Detection of Down Syndrome. IRBM.
- [10] Assmus, A. (1995). Early history of X rays. Beam Line, 25(2), 10–24.