

# MR ve BT Görüntülerinin Evre İlintisi Kullanılarak Çakıştırılması (Öğrenci Bildirileri sınıfı)

Umut Deniz<sup>1</sup>

Haldun Sarnel<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Dokuz Eylül Üniversitesi, İzmir  
<sup>1</sup>e-posta: umut.deniz@deu.edu.tr <sup>2</sup> e-posta: haldun.sarnel@deu.edu.tr

## Özetçe

Bu çalışmada beyine ait iki boyutlu MR ve BT görüntülerinin piksel yeğinliğine dayalı çakıştırılmasında çok kullanılan bir benzerlik ölçütü olan *ortak bilginin* yerine *evre ilintisinin* kullanılabilirliği araştırıldı. Afın dönüşüm modeli kullanılarak bu iki benzerlik ölçütünün çakıştırma başarımları ve hesaplama yükleri deneysel olarak karşılaştırıldı. Evre ilintisinin ortak bilgi yerine kullanılmasının çakıştırma hatasını fazla artırmadığı bunun yanında çakıştırma süresini azaltarak hız avantajı sağladığı belirlendi.

## 1. Giriş

İçerdikleri ortak nokta veya bölgelerin kolayca ilişkilendirilebilmesi amacıyla sayısal görüntülerin uzaysal olarak hizalanması işlemine görüntü çakıştırma denir. Görüntü çakıştırma, medikal görüntü analizi, uzaktan algılama ve otomatik araç navigasyonu gibi pek çok görüntü işleme uygulamalarında temel bir adım olmuştur. Biyomedikal görüntü çakıştırma ise medikal görüntüleme uygulamalarındaki 1980'lerden bu yana giderek artan kullanımı yüzünden kendi başına bir disiplin haline gelmiştir [1].

İnsan vücudu içindeki yapılara ait görüntülerde bulunan uzaysal bilginin örtüştürülmesi, bu görüntülerin yorumlanması ve analizinde destek ve kolaylık sağlamaktadır. Biyomedikal görüntü çakıştırma, önceleri sadece aynı modaliteden görüntüler arasında hassas karşılaştırmalar yapmak için kullanıldı. Bu, daha çok bir hastalığın seyri veya tedavisinden dolayı oluşan küçük değişiklikleri izlemek için aralarında zaman farkı olan ardışık bilgisayarlı tomografi (BT) veya manyetik rezonans (MR) görüntülerinin çakıştırılması şeklinde oldu. Görüntü destekli ameliyatlarda da görüntü çakıştırımdan faydalanıldı. Bazı klinik çalışmalarda hastaya ait birden fazla modaliteden görüntüler alınır. Hekim doğru bir klinik sonuca ulaşmak için farklı türdeki bu görüntülerdeki bilgiyi zihinsel olarak birleştirmek zorundadır ve bu da ilgilenilen nesnenin konumundaki değişikliklere karşı zihinsel denkleştirmeleri gerektirir.

BT, MR, PET ve ultrason gibi modalitelerin çakıştırılması sayesinde bir modalitedeki anatomik özellikler başka bir modalitede otomatik olarak belirlenir. Elde edilen görüntülerdeki görülebilir yapıların konumlarının bağlı boyutunun, şeklinin, aralarındaki uzaysal ilişkilerinin öznel değerlendirilmesi ile beraber yeğinlik dağılımından çıkartılan fizyoloji, bir teşhisin konulmasında, tedavinin planlanmasında ve hastalığın gelişimini veya tedaviye yanıtını izlemede kullanılır. Burada anahtar bir işlem olan görüntü çakıştırmanın görüntülerdeki farklı noktaları aynı geometri düzlemine taşınmasıyla birden fazla görüntü tek bir birleşik veri kümesi olarak yorumlanabilecek, bu sayede de

daha yüksek güvenilirlikte sonuçlara ulaşılabilecektir. Çoğu kez bu birleşik veri kümesi, tek bir modaliteden görüntülerin incelenmesi ile bulunamayan yeni bilgilerin ortaya çıkmasını sağlar.

Modaliteler arasındaki farklılık sadece sensör farkından değil, görüntünün alındığı bakış açısı ve zamanı bakımından da farklılık gösterir. Uygulamada hangi çakıştırma metodunun kullanılacağı anatomik bölgeye ve hangi cihazla görüntü alındığına göre değişir. Ayrıca çakıştırma varsayılan geometrik dönüşüm modeli de önemlidir. Örneğin, beyin görüntülerinin çakıştırılmasında katı model yeterli olurken, karaciğer ve kalp gibi bölgelerin çakıştırılmasında katı olmayan modellerin kullanılması gerekmektedir. Bütün bu farklı uygulamalar için en iyi yöntemin bulunması çözülmesi gereken bir problemdir.

Genel görüntü çakıştırma olduğu gibi çok modaliteli biyomedikal görüntü çakıştırma da özniteliğe dayalı ve yeğinliğe dayalı metotlar olmak üzere iki gruba ayrılır.[2]. Birincisinde bazı anatomik belirteç noktaların bulunması ve bunların çakıştırılması gerekirken ikincisinde görüntüdeki piksellerin tamamının yeğinlikleri (gri düzey değerleri) çakıştırma kullanılmaktadır. Herhangi bir çakıştırma işleminde, geometrik dönüşüm parametrelerinin başlangıçta yaklaşık bir tahmini de çok önemlidir. Bu hem zaman kazandırır hem de başarı oranını artırır.

Bu çalışmada beyine ait aynı fiziksel kesitten iki boyutlu MR ve BT görüntülerinin afın dönüşüm modeli ile çakıştırılması hedeflenmiş ve piksel yeğinliğine dayalı çakıştırma metodu tercih edilmiştir. Farklı modaliteden görüntülerin yeğinliğe dayalı çakıştırılmasında yaygın olarak kullanılan ortak bilgi (OB) benzerlik ölçütü ile ilk defa bu çalışmada kullanılan evre ilintisi (Eİ) nin başarımlarını karşılaştırması yapılmıştır.

## 2. Görüntü Çakıştırma Metodu

İki görüntü arasındaki geometrik dönüşüm parametrelerini parametre uzayında arama yaklaşımıyla piksel yeğinliğine dayalı olarak bulan bir görüntü çakıştırma metodu aşağıdaki aşamalardan oluşur:

- Görüntülerden birinin geometrik dönüşümünün hesaplanması
- Geometrik dönüştürülmüş görüntü ile diğerinin arasındaki benzerlik ölçütünün hesaplanması
- Optimizasyon

Referans görüntü üzerine çakıştırılacak olan görüntünün dönüşüm parametreleri aranırken, görüntü benzerlik ölçütü değerinin maksimize veya minimize edilmesi temel alınır. Parametre uzayında, benzerlik ölçütünü maksimize veya minimize eden değerlerin en uygun kombinasyonu bir dizi döngü içinde deneme ve ölçme yöntemine göre bulunur. Her döngüde, olası parametreler geometrik dönüşüm için

kullanılır, benzerlik ölçütüne bakılır ve bunun önceden belirlenmiş kıstaslara uygunluğu kontrol edilerek döngüye devam edilip edilmeyeceğine karar verilir. Bu iç içe döngüler halinde kurgulanan arama işleminin, parametre uzayındaki olası tüm kombinasyonları üzerinde yapılması, çözünürlüğü yüksek görüntülerde çok zaman almaktadır. İşlem süresinin kısaltılması ihtiyacından dolayı, araştırmacılar, bu arama işleminde daha az sayıda denemeyle doğru parametre kombinasyonunu bulmaya yarayan çeşitli optimizasyon algoritmalarını kullanma yoluna gitmişlerdir.

## 2.1. Geometrik Dönüşüm

Görüntü analizinde, bir geometrik dönüşüm, temel olarak iki adımda gerçekleşir. İlki, kullanılan geometrik dönüşüm modeline göre dönüştürülen görüntüdeki piksel koordinatlarının orijinal görüntüdeki koordinat karşılıklarının hesaplanması, ikincisi ise bu piksellerin yeğinlik değerlerinin yeniden örneklemeyle tahmin edilmesidir. Yeniden örnekleme, her bir piksel için bunun orijinal görüntüdeki karşılığının yakın komşuluğu içindeki piksellerin yeğinlik değerlerinin interpolasyonu ile hesaplanır. Görüntü çakıştırma alanında yapılan çalışmaların çoğunda yeniden örnekleme için hız avantajından dolayı çiftdoğrusal interpolasyon kullanılmıştır.

## 2.2. Görüntü Benzerlik Ölçütleri

Görüntü çakıştırmada, çapraz ilinti katsayısı, yeğinlik farklarının karelerinin toplamı, OB ve daha bir sürü benzerlik ölçütleri [3] kullanılmaktadır. Ancak, burada iki ölçüt üzerinde duracağız. Çok modaliteli görüntülerin çakıştırılmasında OB'nin başarısı araştırmalarla onaylanmıştır. Eİ'nin ise, frekans ortamında çalışan ve dolaylı olarak görüntüdeki kenar bilgilerini kullanarak bir benzerlik ölçütü veren bir yöntem olması nedeniyle, çok modaliteli çakıştırmada kullanılabilirliği araştırmaya değerdir.

### 2.2.1. Ortak Bilgi

1990'ların ortasında, entropiye ve ortak bilgiye (OB) dayalı görüntü benzerlik ölçütlerinin ve çakıştırma algoritmalarının geliştirilmesi ile tam otomatik yöntemler üzerindeki çalışmalar hızla arttı [4]. Bugün özellikle OB'ye dayalı görüntü çakıştırma algoritmaları aynı [5,6] veya farklı modaliteden [7-12] görüntülerin çakıştırılmasında başarıyla kullanılmaktadır. Enformasyon teorisine göre, farklı kaynaklardan gelen iki veri seti arasındaki istatistiksel bağımlılık oranı olarak tanımlanmıştır [2]. Çakıştırılacak iki görüntünün yeğinlik rastgele değişkenlerini  $A$  ve  $B$  ile gösterirsek, bu iki görüntü için OB ölçütü denklem (1) ile bulunur.

$$OB(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (1)$$

Burada,  $H(A)$  ve  $H(B)$ , sırasıyla  $A$  ve  $B$  görüntülerinin yeğinlik değerlerinin olasılık dağılımlarından hesaplanan marjinal entropi değerleri (denklem 2 ve 3) iken,  $H(A, B)$  ise görüntülerin birleşik entropi (denklem 4) değeridir.

$$H(A) = -\sum_a p_A(a) \log p_A(a) \quad (2)$$

$$H(B) = -\sum_b p_B(b) \log p_B(b) \quad (3)$$

$$H(A, B) = -\sum_a \sum_b p_{AB}(a, b) \log p_{AB}(a, b) \quad (4)$$

$p_A$  ve  $p_B$ , yeğinlik rastgele değişkenleri  $A$  ve  $B$ 'nin marjinal olasılık dağılımları,  $p_{AB}$  ise iki görüntüye ait birleşik olasılık dağılımıdır.

Bazı durumlarda, özellikle düşük yeğinlikli bölgelerdeki gürültüden kaynaklanan değişimlerden dolayı, OB ölçütünün yükselmesine rağmen, çakıştırma başarısı düşebilmektedir. Bu sorunu aşabilmek için bazı araştırmacılar, OB ölçütünü normalize etme yoluna giderek yeni bir yaklaşım getirmişlerdir [12,13]. Bu araştırmacıların yaptıkları çalışmalar, normalize OB ölçütünün, standart OB ölçütüne göre oldukça kararlı olduğu göstermiştir. Bu çalışmada benzerlik ölçütü olarak tanımlı denklem (5) ile verilen normalize OB kullanılmıştır.

$$NOB(A, B) = \frac{H(A) + H(B)}{H(A, B)} \quad (5)$$

### 2.2.2. Evre İlintisi

Evre ilintisi, görüntü analizinde, iki görüntü arasındaki göreceli ötelemenin tahmini için frekans ortamını kullanan hızlı ve verimli bir yaklaşımdır. Yöntemin dayandığı temel Fourier öteleme teorisidir Yöntem, iki görüntünün frekans alanında beyazlaştırılmış çapraz güç spektrumu hesaplandıktan sonra, ters Fourier dönüşümü alınarak tepe noktası koordinatlarının belirlenmesi şeklinde uygulanır. Fourier dönüşümleri hesaplanan iki görüntünün çapraz güç spektrumu denklemi

$$R = \frac{F_A F_B^*}{|F_A F_B^*|} \quad (6)$$

ile verilir. Burada  $F_A$  ve  $F_B$  görüntülerin Fourier dönüşümleridir. Ardından,  $R$ 'nin ters Fourier dönüşümü alınarak Eİ fonksiyonu bulunur. Bu fonksiyonun tepe noktasının konumu iki görüntü arasındaki öteleme vektörünü verir. İki görüntü arasındaki geometrik bakımdan fark sadece öteleme farkı ise tepe noktasındaki genlik çok büyüktür. Diğer geometrik farkların (dönme, ölçekleme gibi) olması durumunda farkın büyüklüğüne bağlı olarak bu genlik küçülecektir. Bu sayede Eİ elde edilen tepe genlik değeri, görüntü çakıştırma metodları için bir benzerlik ölçütü olarak ve maksimize edilecek şekilde kullanılabilir. Eİ görüntü çakıştırmada, sadece öteleme olması [14], buna ek olarak dönme olması [15], buna da ek olarak ölçek farkı olması [16,17] ve son olarak afin dönüşüm olması [18] durumları

için kullanılmıştır. Eİ, ayrıca üç boyutlu MR görüntülerinin (aynı modalite) çakıştırılmasında da başarılı sonuç vermiştir [19].

Eİ fonksiyonunun tepe genlik değerinin benzerlik ölçütü olarak kullanılmasının uygulamada getirdiği bir farklılık görüntü çakıştırma için optimizasyon işleminde aranan parametre sayısının iki azalmasını sağlamasıdır. Çünkü Eİ fonksiyonun tepe noktasının konumu iki görüntü arasındaki yatay ve düşey öteleme değerlerini doğrudan verdiğinden bu parametrelerin aranmasına gerek kalmaz. Bu ise optimizasyon sırasındaki yakınsamayı daha az sayıda iterasyon ile gerçekleştirerek, toplam işlem süresini kısaltır.

### 2.3. Optimizasyon

Optimizasyon, en genel tanımıyla, bir fonksiyonu minimize ya da maksimize etmek amacı ile gerçek ya da tamsayı değerlerini tanımlı bir aralıkta seçip fonksiyona yerleştirerek sistematik olarak bir problemi incelemek ya da çözmek işlemidir. Görüntü çakıştırma işlemi de temelde bir dönüşüm fonksiyonudur. Bu dönüşüm fonksiyonunun optimumunun, görüntüleri doğru bir şekilde çakıştırdığı varsayılır. Ancak bu fonksiyonlar genelde pürüzsüz sonuç veren fonksiyonlar değildir. Maksimize edilmesi hedeflenen benzerlik ölçütünün birçok noktada yerel maksimumlarının olması, problemin çözümünü çoğu zaman güçleştirmektedir. Görüntü çakıştırma işlemlerinde, en doğru sonuca mümkün olan en kısa sürede ulaşabilmenin anahtarı, en uygun optimizasyon yönteminin kullanılmasından geçmektedir.

Bu çalışmada, görüntü çakıştırma işleminin optimizasyonunda son zamanlarda kullanılmaya başlanan [20,21], kullanımı basit, hızlı ve etkili sonuçlar veren eşzamanlı düzensiz rastsal yaklaşım (EDRY) algoritması kullanılmıştır.

#### 2.3.1. EDRY

İlk defa J.C. Spall tarafından sunulan EDRY [22], zor optimizasyon çözümlerindeki başarısından dolayı kısa süre içinde oldukça popüler hale gelmiştir.

EDRY algoritmasının en belirgin özelliği, her iterasyonda amaç fonksiyonun çözümüne ait adımlar arası değişim miktarının belirlenmesine ihtiyacı olmamasıdır. Her iterasyondaki değişim miktarı, fonksiyonun ne kadar yakınsadığına bağlı olarak değişmektedir. Çözüme yakınsadıkça değişim miktarı azalır ve optimum noktada değişim miktarı sıfırlanır. Gradyan yakınsama, parametre uzayının boyutlarına bağlı olmaksızın, [23] numaralı kaynakta belirtildiği gibi düzenlenen iki denklemin sonucuna bağlıdır. Bundan dolayı EDRY, oldukça güçlü bir optimizasyon algoritması olarak karşımıza çıkmaktadır.

## 3. Deneysel Çalışmalar

Bu bölümde, OB ve Eİ benzerlik ölçütleri temel alınarak geliştirilmiş olan algoritmaların, üç ayrı örnek görüntü çifti için elde edilmiş sonuçlar sunulmaktadır. MATLAB kullanılarak geliştirilmiş olan algoritmalar, AMD Athlon 4000+ işlemciye ve 2 GB belleğe sahip bir PC üzerinde test edilmiştir.

Her örnek çifti, aynı kişiye ait ve fiziksel olarak beyinin aynı kesitine ait orijinal çözünürlükleri 384x320 piksel olan

bir MR ve 512x512 piksel olan bir BT görüntüsü içermektedir. İki ayrı benzerlik ölçütünü kullanan çakıştırma metodları, çok çözünürlüklü yapı kullanılarak geliştirilmiştir. Çok çözünürlüklü yapının tercih edilme sebebi, yüksek çözünürlüklü görüntülerde arama aralığını daraltarak işlem zamanını kısaltmaktır. Her örnek çifti, sırasıyla 64x64, 128x128 ve son olarak da 256x256 çözünürlükte işleme sokulmuştur. Düşük çözünürlükten yüksek çözünürlüğe doğru gidildikçe, parametre değeri aramasında elde edilen olası değerler bir sonraki çözünürlük seviyesinde arama aralığının daraltılmasında kullanılmıştır.

OB yöntemine göre, afin dönüşüm kullanılarak yapılan iki boyutlu görüntü çakıştırmada, benzerlik ölçütünün maksimize edilmesi için değerleri aranan parametre sayısı; döndürme açısı,  $x$  ve  $y$  koordinatlarındaki ölçeklendirme katsayıları ve öteleme değerleri olmak üzere 5 tanedir. Bu yöntem için yapılan testlerde, birinci seviye olan 64x64 çözünürlüklü görüntüler için değişken değeri arama aralıkları; döndürme açısı için  $\mu 20^\circ$ , ölçeklendirme için her iki koordinatta 0.8-1.2, öteleme için ise her iki koordinatta  $\mu 10$  piksel olarak belirlenmiştir. Bu seviyede bulunan değerler, bir sonraki seviyenin arama aralıklarını belirlemede orta nokta olarak alınmıştır. Buna göre ikinci seviyede arama aralıkları bulunan orta noktaların etrafında; döndürme açısı için  $\mu 5^\circ$ , ölçeklendirme için her iki koordinatta  $\mu 0.1$ , öteleme değerleri için de her iki koordinatta  $\mu 20$  piksel olarak belirlenmiştir. Üçüncü ve son seviyede ise arama aralıkları ikinci seviyede bulunan orta noktaların etrafında; döndürme açısı için  $\mu 2^\circ$ , ölçeklendirme için her iki koordinatta  $\mu 0.05$ , öteleme değerleri için de her iki koordinatta  $\mu 20$  piksel olarak belirlenmiştir. Benzerlik oranını maksimize eden parametre değerlerinin aranmasında kullanılan EDRY algoritmasındaki güncelleme koşulları [23] numaralı kaynakta belirtildiği gibi uygulanmıştır.

Eİ yöntemine göre yapılan görüntü çakıştırmada değerleri aranan değişken sayısı ise üç tanedir: döndürme açısı,  $x$  ve  $y$  koordinatlarındaki ölçeklendirme katsayıları. Benzerlik ölçütünün en büyük değerini konumu zaten öteleme değerlerinde verdiğinden, bunların optimizasyon algoritmasında aranması gerekmemektedir. Yapılan testlerdeki değişken değeri arama aralıkları bir önceki yöntem için kullanılanların aynıdır.

Yöntemler için geliştirilen algoritmaların, üç örnek çifti için elde edilmiş test sonuçları Tablo 1 ve Şekil 1'de verilmiştir. Tablo 1'de algoritmaların her örnek çifti için işlem zamanları verilmiştir. Çakıştırma başarımını görsel olarak değerlendirebilmek için örnek görüntü çiftlerinin çakıştırma sonrası üst üste bindirilmiş görüntüleri oluşturulmuş ve Şekil 1'de verilmiştir. Şekilden görüldüğü gibi Eİ kullanarak gerçekleştirilen çakıştırmalarda, OB kullanarak yapılmış çakıştırmalara göre önemli sayılmayacak bir miktarda hata artışı gözlemlenmektedir. Buna karşılık, Eİ'nin çakıştırma işlem süresinde belirgin bir azalma

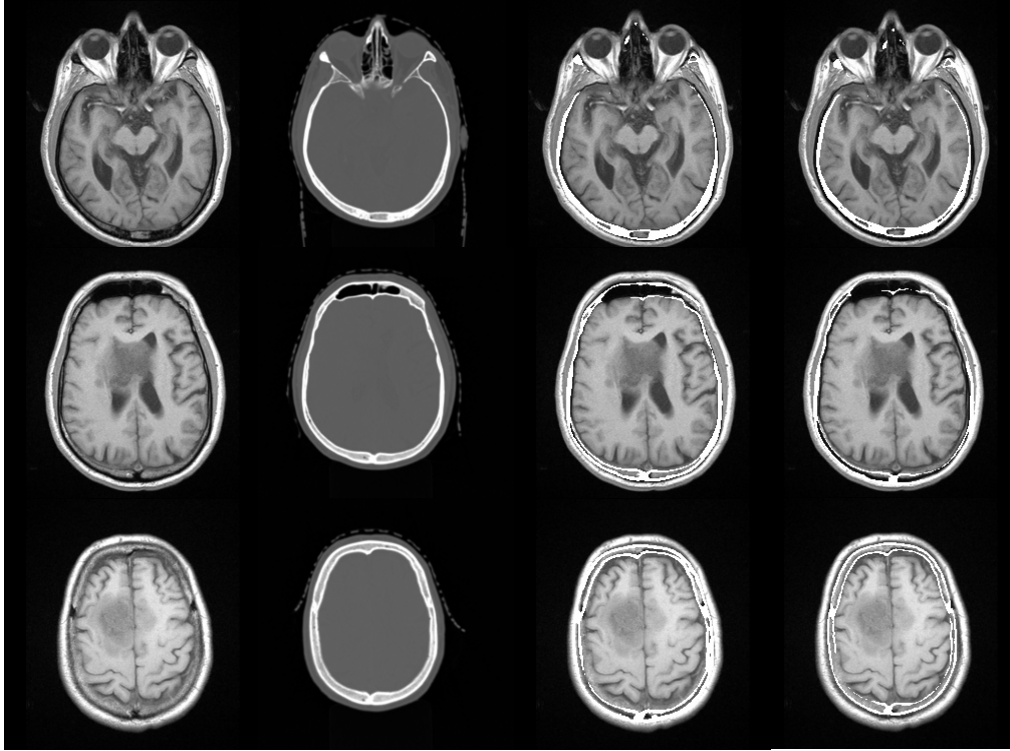
Tablo 1: Yöntemlere göre örnek işlem zamanları (sn.)

Benzerlik ölçütü	Örnek1	Örnek2	Örnek3
OB	65	66	65
Eİ	54	54.5	55

getirdiği izlenmektedir.

#### 4. Tartışma ve Sonuç

BT ve MR gibi farklı modalitelerden gelen görüntülerin çakıştırılması sayesinde bir modalitedeki anatomik özellikler diğer modalitede otomatik olarak belirlenmekte, böylece bu görüntülerdeki görülebilir yapıların öznel değerlendirilmesi ve fizyolojinin çıkartılması sağlanmaktadır. Bu sayede bir teşhisin konulması, bir tedavinin planlanması, bir hastalığın gelişiminin veya tedaviye yanıtının izlenmesi kolaylaşmaktadır. Burada anahtar bir işlem olan görüntü çakıştırmanın başarımı ve hızı önem kazanmaktadır.



Şekil 1: Yöntemlere göre görüntü çakıştırma sonuçları (Her satırdaki ilk iki görüntü orijinal MR ve BT, son iki görüntü ise sırasıyla OB ve EI yöntemlerine göre çakıştırılmış ve üstüste bindirilmiş görüntüleri içermektedir)

Bu çalışmada beynine ait aynı fiziksel kesitten iki boyutlu MR ve BT görüntülerinin afin dönüşüm modeli ile çakıştırılması gerçekleştirilmiştir. Benzerlik ölçütü olarak çok modaliteli çakıştırmadaki başarımı daha önceki araştırmalarda onaylanmış olan OB ile buna alternatif olarak önerdiğimiz ve ilk defa bu çalışmada kullanılan EI'nin başarımları karşılaştırılmıştır. EI'nin kullanılması sonucunda çakıştırma için iterasyonlu arama yoluyla bulunması gereken geometrik dönüşüm parametrelerinin sayısı beşten üçe inmektedir. Öteleme parametreleri ise EI fonksiyonu ile doğrudan bulunmaktadır. Bu indirgeme sonucu toplam çakıştırma süresi belirgin bir oranda azalmaktadır. Çakıştırma hatasında ise önemli bir artış görülmemiştir.

#### 5. Kaynakça

- [1] Hajnal, J.V., Hill, D.L.G., Hawkes, D.J., "Introduction" in *Medical Image Registration*, Hajnal, J.V., Hill, D.L.G., Hawkes, D.J., Eds., pp. 1-8, CRC Press, New York, 2001.
- [2] Zitova B., Flusser J., "Image registration methods: a survey", *Image and Vision Computing* 21, 977-1000, 2003
- [3] Hill, D.L.G., Batchelor, P., "Registration Methodology: Concepts and algorithms" in *Medical Image Registration*, Hajnal, J.V., Hill, D.L.G., Hawkes, D.J., Eds., pp. 39-71, CRC Press, New York, 2001.
- [4] Pluim, J.P.W., Maintz, J.B.A., Viergever, M.A.,

"Mutual-information based registration of medical images: a survey", *IEEE Trans. Med. Imaging*, 22(8): 986-1004, 2003.

- [5] Woods, R.P., Cherry, S.R., Mazziotta, J.C., "Rapid automated algorithm for aligning and reslicing PET images", *J. Comput. Assist. Tomogr.*, vol. 16, pp. 620-633, 1992
- [6] Hajnal, J.V., Saeed, N., Soar E.J., Oatridge, A., Young, I.R., Bydder, G.M., "A registration and interpolation procedure for subvoxel matching of serially acquired MR images", *J. Comput. Assist. Tomogr.*, vol. 19, pp. 289-296, 1995.

- [7] Woods, R.P., Mazziotta, J.C., Cherry, S.R., "MRI-PET registration with automated algorithm", *J. Comput. Assist. Tomogr.*, vol. 17, pp. 536–546, 1993.
- [8] Viola, P., Wells W., "Alignment by maximization of mutual information", in *Proc. 5th Int. Conf. Computer Vision*, pp. 16–23, 1995.
- [9] Collignon, A., Maes, F., Delaere, D., Vandermeulen, D., Suetens, P., Marchal, G., "Automated multi-modality image registration based on information theory", in *Information Processing in Medical Imaging*, Bizais, Y., Barillot, C., Di Paola R., Eds., pp. 263–274, Dordrecht: Kluwer Academic, 1995.
- [10] Studholme, C., Hill, D.L.G., Hawkes, D.J., "Automated 3D registration of MR and CT images of the head", *Med. Image Anal.*, vol. 1, pp. 163–175, 1996.
- [11] Studholme, C., Hill, D.L.G., Hawkes, D.J., "Automated 3D registration of MR and PET brain images by multi-resolution optimisation of voxel similarity measures", *Med. Phys.*, vol. 24, pp. 25–35, 1997.
- [12] Knops Z. F., Maintz J. B. A., Viergever M. A., Pluim J. P. W., "Normalized mutual information based registration using k-means clustering and shading correction", *Medical Image Analysis 10*, 432–439, 2006.
- [13] Studholme, C., Hill, D.L.G., Hawkes, D.J., "An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment", *Pattern Recognition 32 (1)*, 71–86, 1999.
- [14] Kuglin, C. D., Hines, D. C., "The phase correlation image alignment method", *In Proc. Int. Conf. Cybernetics and Society, IEEE, Bucharest, Romania, 163-165, 1975.*
- [15] Castro, E.D., Morandi C., "Registration of translated and rotated images using finite Fourier transform", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 9*, 700–703, 1987.
- [16] Chen, Q., Defrise, M., Deconinck, F., "Symmetric phase-only matched filtering of Fourier–Mellin transform for image registration and recognition", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 16*, 1156–1168, 1994.
- [17] Reddy B. S., Chatterji B. N., "An FFT-based technique for translation, rotation and scale-invariant image registration", *IEEE Transactions on Image Processing 5*, 1266–1271, 1996.
- [18] Wolberg, G., Zokai S., "Robust image registration using log-polar transform", *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, Canada, 2000.*
- [19] Bican, J., Flusser, J., "3D Rigid registration by cylindrical phase correlation method", *Pattern Recognition Letters*, v.30, n.10, p.914-921, 2009.
- [20] Cole-Rhodes, A. A., Johnson, K. L., Le Moigne, J., Zavorin, I., "Multiresolution Registration of Remote Sensing Imagery by Optimization of Mutual Information Using a Stochastic Gradient", *IEEE Transactions On Image Processing, Vol.12, No.12. 1057-7149, 2003.*
- [21] Li, Q., Sato, I., Murakami, Y., "Automated Image Registration Using Stochastic Optimization Strategy of Mutual Information", *Proceeding of the International Conference on Sensing, Computing & Automation, 2006.*
- [22] Spall, J. C., "Multivariate Stochastic Approximation Using a Simultaneous Perturbation Gradient Approximation", *IEEE Transactions On Automatic Control, Vol.37, No.3, 332–341, 1992.*
- [23] Spall, J. C., "An Overview of the Simultaneous Perturbation Method for Efficient Optimization", *Johns Hopkins APL Thecnical Digest, Vol. 19, N.4, 1998.*