



Radyografik Görüntülerin Eşleştirilmesinde Yüksek Momentler ve Mahalanobis Mesafesinin Kullanımı

Cengiz GÜNGÖR¹

Nurcan SEYLAN²

Özet

Farklı zamanlarda alınan radyolojik görüntülerin film ortamından dijital ortama aktarılması ile görüntüleri karşılaştırma işi kolaylaşmaktadır. Karşılaştırma yapabilmek için görüntülerin içeriklerinin tam olarak üst üste çakıştırılması ve fark görüntünün alınması gerekmektedir. Çakıştırma işlemi, görüntülerde tespit edilen tipik noktalar aracılığıyla yapılır. Tipik noktalar, hekim tarafından gözle seçilebilecek şekilde dokunun köşeleri veya dokuların içindeki belirgin alanlardır. Tipik noktaları gözle seçmek yerine bilgisayar tarafından otomatik olarak bulmak çok daha hatasız ve hızlı bir yoldur. Bu çalışmada, piksel yoğunluklarının varyansı ve Mahalanobis mesafesi özelliklerini birlikte kullanarak tipik noktaları belirlemeyi önermekteyiz. Elde edilen sonuçlar yöntemin başarılı olduğunu göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Fark radyografisi, tipik noktalar, görüntü özellikleri

JEL Sınıflandırma Kodları: C19, C89

Using High Moments And Mahalanobis Distance For Radiographic Image Registration

Abstract

Radiographic image pairs which are taken on different dates, can be easily compared if they are captured digitally instead of negative film form. But, image pairs must be identical in that case. Usually, second image transformed and contrast corrected pixel by pixel. Transformation operation use landmark points of images. Landmarks are typical image points like corners of bones or typical inside areas which can be seen and selected by doctors. Landmarks can also be selected automatically by a

¹ Yrd.Doç.Dr., Ege Üniversitesi Uluslararası Bilgisayar Enstitüsü Bornova-İzmir, cengiz.gungor@ege.edu.tr.

² Öğr.Gör., Ege Üniversitesi Ege Meslek Yüksek Okulu Bornova- İzmir, nurcan.seylan@ege.edu.tr

computer. This is easy and more accurate way instead of doctor's selection. In this work, we suggest that variance of pixel densities and Mahalanobis distance can be used together for determination of landmark points. Results of our work are successful for landmark selection operation.

Keywords: Difference radiography, landmarks, image features

JEL Classification Codes: C19, C89

1. Giriş

Radyolojik görüntülerin incelenmesinde alışlagelmiş yöntem filme çekilen dokunun aydınlık pano üzerinde incelenmesidir. Fakat bu yolla iki farklı zamanda alınan görüntülerin farklarını anlamak uzmanlık isteyen bir konudur ve yine de gözden kaçan noktalar olabilir. Oysa bu görüntülerin dijital ortama aktarılması veya direkt bir dijital görüntü olarak çeken sistemlerin kullanılması karşılaştırma işini oldukça kolaylaştırmaktadır. Zira, 256 gri seviyeli olarak kayıtlı iki görüntünün piksellerini birbirinden çıkartmakla aradaki fark direkt olarak görülebilmektedir. Bu yöntemde Sayısal Fark Radyografisi (*Digital subtraction radiography*) denilmektedir (Christgau vd., 1996: 25-33), (Mol ve Dunn, 2003: 296-302). Fakat bu durumda da görüntülerin çakıştırılması (*image registration*) problemi klasik film yönteminden farklı yeni bir kavram olarak ortaya çıkmaktadır (Johnson ve Christensen, 2002: 450-461). Görüntü çakıştırma teknikleri aynı hastanın belirli bir dokusundan seri olarak alınmış radyolojik görüntüler arasındaki farklılıkları bulmak amacıyla yaygın olarak kullanılan bir tanı yöntemidir.

Görüntülerin farklılaşması, dokularda iyi yönde ve kötü yönde bir gelişme, duruş pozisyonu veya film, objektif, laboratuvar şartlarının değişmesi gibi birçok nedenden kaynaklanmaktadır. Hataya neden olan etkenleri ortadan kaldırmak da genellikle imkansızdır.

Görüntüdeki farkların bulunması için öncelikle ikinci alınan görüntüyü ilk görüntüye benzetmek gerekir. Bu amaçla ikinci görüntüyü döndürmek, küçültmek veya büyütme, kimi zaman üçüncü boyut hatalarını gidermek gerekecektir. İkinci aşamada her iki görüntü arasındaki kontrast ve parlaklık farkları giderilmelidir (Öztürk, vd., 2004: 392-399). Son işlem olarak da görüntülerin farkı alınır. Bu işlemde fark değerler eksi veya artı yönde, fark olmayan değerler sıfır civarında çıkmaktadır. Yani fark değerleri [-255, +255] aralığındadır. Bu değerler $(fark/2)+128$ işleminden geçirilerek [0, 255] aralığına dönüştürüldüğünde, fark olmayan alanlar 128 piksel değeri civarına, eksi

değerler [0-127] aralığına, artı değerler de [128-255] aralığına yerleşecektir. Bu şekilde farklar bir görüntü olarak da izlenebilmektedir (Şekil-5).

Görüntüler mükemmel yakın çakıştırılabilirse her iki görüntü birbirinden çıkartıldığında fark bölgeler gözle görülecek şekilde belirir. Bu fark bölgenin alanı hekimlerimize çeşitli bilgiler sunmaktadır. Örneğin, kemik dokudaki çürümeler veya gelişmeler, iç kanamalar, kist benzeri oluşumlar veya kistin iyileşerek kaybolması gibi.

Görüntülerin çakıştırılması işlemi, dokuların tipik (belirgin) noktalarının (*landmarks*) bulunması ve belirlenen bu tipik noktaları üst üste getirmek için yapılan dönüşümlerden ikinci görüntünün tüm piksellerinin etkilenmesi ile gerçekleşir (Lehmann vd., 2000: 323-346). Çakıştırmanın başarısı görsel olarak da izlenebilir, tam çakıştırma gerçekleşmezse, dokuların etrafında açık veya koyu bölgeler oluşmaktadır.

Bu çalışmada, dış hekimlerince hastalardan farklı zamanlarda alınan radyolojik görüntü çiftleri kullanılmıştır. Tam otomatik tipik nokta belirleme işlemi sert dokuların değerlendirilmesine daha uygun olduğundan, yumuşak dokulardaki farklar için uygulanmamıştır. Bu kapsamda incelenen metriklerin hangilerinin tipik nokta seçiminde etkili olabildiği açıklanmıştır.

2. Tipik Noktaların Tespiti

Tipik noktalarının gözle belirlenmesi gerekirse hekim bu noktaları kendi tecrübesine göre, görüntüdeki köşe noktalardan, farklılaşan bölümlerden ve doku üzerinde ilgilendiği alanlardan seçer. Fakat gözle seçim pek çok hataya neden olabilir. Örneğin, yeterli sayıda olmayan nokta tayini dönüşümün parametrelerinin yanlış hesaplanmasına neden olacaktır. Oysa, bilgisayarlarla çok daha formal bir yoldan, görüntünün içinden tipik noktaları içeren görüntü blokları çeşitli özellikleri değerlendirilerek tespit edilebilir. Bu bloklar üst üste gelmeyecek şekilde (bitişik) veya belli bir oranda üst üste gelebilecek şekilde olabilir.

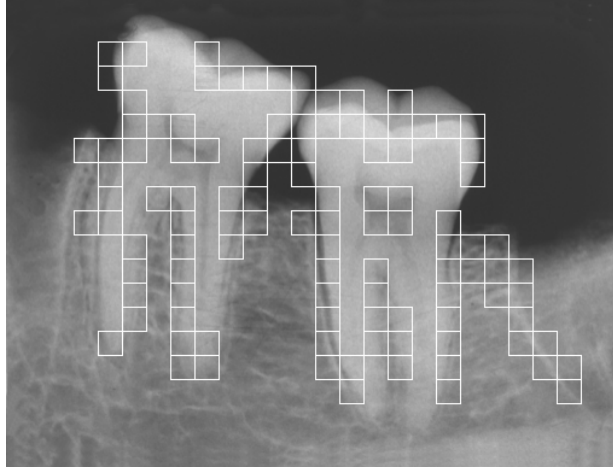
Görüntüden çıkarılabilecek bloklar piksel yoğunluklarından oluşur. Örneğin 20x20'lik bir blokta piksel yoğunluklarına dayanan 400 gözlem elde edilebilir. Blokların her biri görüntüden alınan birer şans örneği gibi düşünülürse, buna ilişkin varyans, çarpıklık (*skewness*) ve basıklık (*kurtosis*) gibi çeşitli istatistikler elde edilerek, bunlarla söz konusu bloklar karakterize edilebilir. Yalnızca varyans, çarpıklık ve basıklık dikkate alınarak blokları karakterize etmek üzerine bir çok çalışma yapılmıştır (Lehmann vd., 2000: 323-346). Bu

çalışmada, bunlara ek olarak Mahalanobis mesafesi diye bilinen bir istatistiğin de ek bilgi sağlayarak blokların karakterizasyonunda kullanılabileceği gösterilmiştir. Tipik noktaların belirlenmesinde önemli olan da, bu noktaları içeren blokların çok sayıda ve yüksek çeşitlilikte olmasıdır.

2.1. Gözle Seçim

Radyolojik görüntüler karşılaştırılırken hekimlerin göz kontrolü ile ilk görüntü ve sonraki görüntü üzerinde yaptıkları seçimler görüntü çakıştırma için kullanılırsa, hekimin tecrübesine göre iyi sonuçlar alınabilir. Ancak hatalı seçim yapmak ve işlemi tekrarlamak sorunuyla sıklıkla karşılaşılır. Oysa Şekil 1’de de gösterildiği gibi, bloklar tam otomatik bir şekilde seçilebilir.

Hekim de işlerinin yoğunluğu içerisinde, gözle seçim yapmak yerine, kendisinin zaten yapacağı seçimleri bilgisayarın yapmasını tercih edecektir. Ayrıca bilgisayarca çok daha fazla sayıda blok, hızlı ve güvenilir şekilde belirlenecektir.



Şekil 1. Bilgisayar Tarafından Referans Görüntüde
Tespit Edilen Tipik Noktaları İçeren Bloklar

2.2. Metriklerin Karşılaştırılması

Görüntü içindeki bloklar piksel yoğunlukları bakımından çeşitli moment özelliklerine göre incelenebilir, bunlardan en popülerleri varyans (*variance*), çarpıklık ve basıklık değerleridir (Joanes ve Gill, 1998: 183–189). Bu

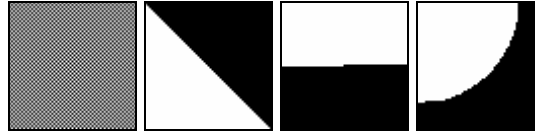
çalışmada, görüntüdeki diğer özelliklerin de değerlendirildiği Mahalanobis mesafesi tekniği de incelenmiştir (Mahalanobis, 1936: 49-55).

2.2.1. Blokların Varyansı

Bir görüntünün varyansı, görüntü içerisindeki heterojenlik (değişirlik) ile alakalıdır. Pikseller homojen dağıldıklarında, varyansın değeri sıfırdır. Buna karşılık piksel yoğunluğu çok farklılık gösteren bloklarda varyans büyük değerlere sahiptir. Bir başka ifadeyle tipik noktaların varyansı yüksek olan bloklar arasında olması beklenir. $k \times k$ boyutlarındaki bir bloktaki, i . sırada ve j . sütunda yer alan piksel yoğunluğu f_{ij} ile gösterilirse bu blok için varyansın örnek tahmini aşağıdaki gibi ifade edilebilir :

$$S^2 = \frac{1}{k^2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k (f_{ij} - \bar{f})^2 \quad (1)$$
$$\bar{f} = \frac{1}{k^2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k f_{ij}$$

Blok varyansına göre görüntü üzerindeki tipik noktaların bulunma işlemi çok yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Her tarafı aynı piksel yoğunluğuna sahip bir blok homojen bir görünümde olacağı için böyle bir blokta ayırt edici bir alt bölge, yani bir tipik bölge bulunamaz. Buna karşılık, piksel yoğunluklarının çok değişken olduğu bölgede aranan noktanın bulunması olasılığı daha yüksektir, ancak kesin değildir. Şekil-2'de böyle bir durum görülmektedir. Şekildeki tüm blokların varyansı aynı çıkmaktadır. Çünkü varyans kriteri piksel yoğunluklarının tek değişkenli bir sistemde dağıldıklarını varsaymaktadır.



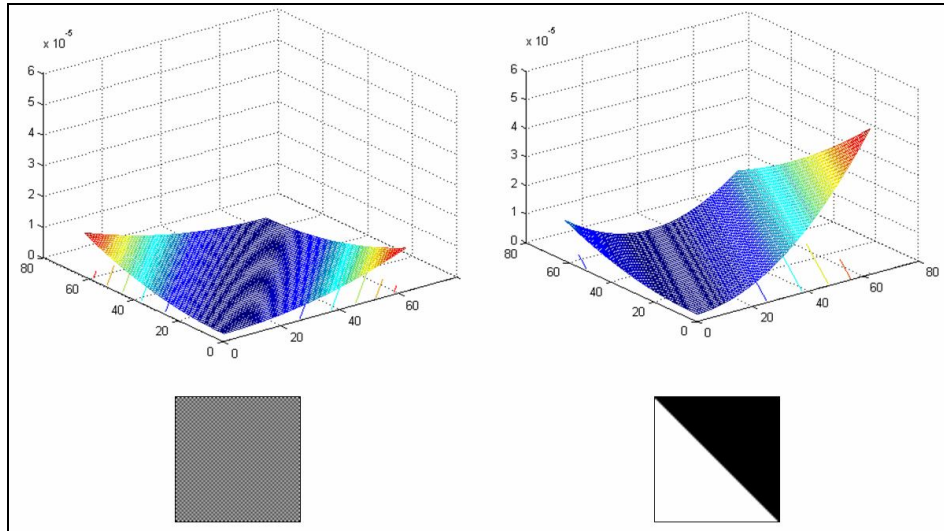
Şekil 2. Varyansı Aynı, Piksel Yerleşimleri Farklı Bloklar

Şekil-2'de de görüldüğü gibi varyans her zaman belirleyici bir özellik değildir. Bu nedenle tamamlayıcı diğer istatistiklerin de kullanılması gerekmektedir.

2.2.2. Blokların Mahalanobis Mesafesi

Piksel değerlerinin gösterdiği farklılıklara (varyasyonlara) göre blokların sıralanabilmesi için varyans tek başına kullanılabilir. Ancak, daha güvenilir sonuçlar için varyansın yanında, görüntülerin diğer özelliklerine göre de değerlendirilmesi gerekir. Bu çalışma kapsamında, piksel pozisyonlarının iki-değişkenli (*bivariate*) dağılım özelliklerini de aynı anda dikkate alan bir yaklaşım olan Mahalanobis mesafesi ölçütü benimsenmiştir (Mardia vd., 1979: 240-242). Böylece, hem tipik noktaların bulunmasında oluşabilecek hataların azaltılması, hem de çok sayıda tipik noktanın bulunması mümkündür.

Bloktaki piksel yoğunlukları yerine, blokların boyutlarını oluşturan yatay ve dikey eksenler (burada sırasıyla *x*-ekseni ve *y*-ekseni olarak adlandırılacaktır) birer şans değişkeni olarak düşünülürse, piksel yoğunlukları da bu şans değişkenlerinin birlikte yoğunluk fonksiyonlarına (joint probability density functions) ilişkin frekansları olarak kabul edilebilir. Bu durumda, *kxk* boyutlarındaki bir blok için üç boyutlu (3B) bir grafik çizildiğinde Şekil-3'deki gibi yüksek yoğunlukların tepeleri, düşük yoğunlukların da çukurları temsil ettiği arazi şekline benzer bir görüntü oluşmaktadır. Örneğin, varyansı aynı olan iki bloğun Mahalanobis değerleri dağılımı çizildiğinde Şekil-3 oluşmaktadır.



Şekil 3. Şekil-2'deki İlk İki Bloğun Mahalanobis Mesafelerinin Grafiği

Bu çalışmada l .inci piksel için 2 boyutlu Mahalanobis mesafesi aşağıdaki şekilde tanımlanmıştır.

$$Q_l = (\mathbf{z}_l - \bar{\mathbf{z}})' \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{z}_l - \bar{\mathbf{z}}) \quad (2)$$

Burada, $k \times k$ boyutlarında seçilmiş bir kare blok için $x_i = i$, $y_j = j$, $i, j = 1, 2, \dots, k$, bu bloğun (i, j) hücresine ilişkin piksel yoğunluğu f_{ij} ve $n = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k f_{ij}$ olmak üzere

$$\begin{aligned} \mathbf{z}'_l &= (x_i \ y_j), \quad l = 1, 2, \dots, k^2 \\ \bar{\mathbf{z}}' &= (\bar{x} \ \bar{y}) = \left(\sum_{i=1}^k f_i x_i / n \quad \sum_{j=1}^k f_j y_j / n \right) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_x^2 & s_{xy} \\ s_{xy} & s_y^2 \end{bmatrix}$$

şeklindedir. Burada

$$\begin{aligned} s_x^2 &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^k f_i (x_i - \bar{x})^2, \quad f_i = \sum_{j=1}^k f_{ij} \\ s_y^2 &= \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^k f_j (y_j - \bar{y})^2, \quad f_j = \sum_{i=1}^k f_{ij} \\ s_{xy} &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k f_{ij} (x_i - \bar{x})(y_j - \bar{y}) \end{aligned} \quad (4)$$

dir. Görüldüğü gibi, s_x^2 ve s_y^2 sırasıyla x ve y yönlerindeki ağırlıklı örnek varyanslarını s_{xy} de kovaryansı göstermektedir. Bu istatistik literatüründe *squared radii* olarak bilinmektedir (Small, 1978: 657-658). Yukarıdaki tanımlara göre :

- Q istatistiği yer ve ölçekten bağımsız (*location and scale invariant*) olması nedeniyle birimsizdir.

- $\sum_{l=1}^n Q_l = 2(n-1)$ dir. Burada n görüntüdeki toplam piksel yoğunluğudur.

• Q_l , tek başına, ilgili piksel pozisyonunun X ve Y nin iki-değişkenli olasılık dağılımını hesaba katarak, (\bar{x}, \bar{y}) noktasına olan “standardize edilmiş” mesafesinin karesini ifade eder. Bu nedenle çok büyük Q değeri bu noktanın bir “outlier” olduğuna da işaret eder.

Q istatistiği çok-değişkenli dağılımların karakterizasyonunda kullanılmış ve buna bağlı çeşitli uygulamalar yapılmıştır. Bu istatistiğe dayalı olarak çok-değişkenli normallik testleri geliştirilmiştir (Mardia vd., 1979: 240-242). Öztürk, Q' yu çok-değişkenli dağılımların teşhis edilmesinde kullanmıştır (Öztürk, 2006: 259-294). Çeşitli *Spherically Invariant* dağılımlar yine Q' nun bir fonksiyonu olarak tanımlanmıştır. Yine bu dağılımlardan şans sayısı türeten bir algoritma da geliştirilmiştir (Rangaswamy vd., 1995: 106–115).

Bu çalışmada, Q_l değerlerinin maksimum, minimum ve medyan değerleri, varyansı, çarpıklığı ve basıklığı blokların karakterizasyonunda kullanılmak üzere incelenmiştir. Çarpıklık :

$$\beta_1 = \frac{E(x - \mu)^3}{\sigma^3} \quad (5)$$

ile bulunur ve basıklık :

$$\beta_2 = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (6)$$

şeklinde ifade edilir. Burada μ dağılımın ortalamasını, σ standart sapmasını ve $E()$ beklenen değer operatörünü göstermektedir.

3. Gerçekleştirilen Çalışmalar

Bu çalışma kapsamında yapılan testlerde radyolojik diş görüntülerinden oluşan görüntü çiftleri kullanılmıştır. Görüntüler gerçek hastalardan veya deney amaçlı kullanılan çene (*mandibula*) üzerinden alınmıştır.

Referans görüntü ismi verilen ve ilk alınan görüntülerde tipik noktaları içeren bloklar otomatik olarak belirlenmiştir. Aynı görüntüde bir de gözle seçim yapılarak, hekimin seçebileceği bloklar işaretlenmiştir. Aynı hastalara ait test görüntü ismi verilen, ikinci alınan görüntülerde de bu blokların karşılığı olan blokların yerleri otomatik olarak belirlenmiştir.

Referans görüntülerdeki tipik noktaların doğru şekilde seçilmesi ve bunlara karşılık test görüntülerdeki benzer noktaların bulunması çok önemlidir. Doğru

yapılan seçimler ve doğru bulunan karşılıklar seçilen dönüşüm yönteminin test görüntüyü aşırı deforme etmeksizin, düzgün olarak dönüştürmesini sağlar.

Referans görüntüde, görüntünün değişik köşelerinden, yeterli sayıda bulunan tipik noktaların, test görüntüde de benzerleri bulunabilirse, hatalı yapılan tipik nokta seçimlerinin ve hatalı bulunan karşılıkların olumsuz etkisi azalmaktadır. Bu yüzden, otomatik seçimi görüntünün her tarafından seçime zorlamak gerekmiştir. Görüntü en ve boydan ikiye bölünerek elde edilen dört eşit parça üzerinde ayrı ayrı çalışıldıktan sonra elde edilen tipik noktaları birleştirmenin en başarılı sonuçları verdiği gözlemlenmiştir.

3.1. Metriklerin Tipik Nokta Tespiti İçin Kullanılması

Referans görüntülerdeki tipik noktaları otomatik belirlemek için, öncelikle varyanslarına bakılmıştır. Bloklar varyanslarına göre büyükten küçüğe sıralanmış, en büyük varyansa sahip bloklar seçilmiştir. Varyansın bazı blokları belirlemede yetersiz kaldığı görülmüş ve bu çalışmaya temel teşkil eden Mahalanobis istatistiği devreye alınmıştır.

Bir bloğun Formül-2'de gösterilen Q_i değerlerinden alınabilecek bilgiler aşağıdaki gibidir :

- Medyan değeri (Q_i değerlerine göre sıralamak gerekmektedir),
- Maksimum Q_i değeri,
- Minimum Q_i değeri,
- Q_i değerlerinin varyansı,
- Q_i değerlerinin çarpıklığı,
- Q_i değerlerinin basıklığı.

Q 'nun yukarıda listelenen formları ile varyans birlikte incelenmiş ve blokların Q_i değerlerinin çarpıklığının ($QSkewness$) diğer bloklara göre yüksek olması durumunda, bu blokların tipik noktalar içerdiği gözlemlenmiştir.

Diş hekimlerimizden alınan görüntüler için Varyans- $Qskewness$ değerleri x - y grafiği (*scatter*) şeklinde çizildiğinde, grafiklerin tümü Şekil-4'teki grafiğe benzemektedir. Şekilde sağ üst kısımda gözlemlendiği gibi yüksek varyans ve yüksek $Qskewness$ değerleri olan bloklar, her iki metriğin ortak kararı ile seçilmekte, varyansın küçük olduğu bölgelerde ise blokların belirlenmesi $Qskewness$ değerinden hareketle gerçekleşmektedir. Bu bloklar Şekil-4'te dikey kesmenin solunda, yatay kesmenin üstünde kalan bloklardır.

Bu grafiklerde '1' noktaları gözle seçim yöntemi ile bulunan bloklara, '0' ile gösterilen noktalar ise diğer bloklara ait değerleri göstermektedir. Şekil-4'te hekim gözüyle seçilip, bilgisayar tarafından seçilmeyen noktalar yatay kesmenin altında kalanlardır. Bunlar gözle seçimde hata yapılması veya kullanıcı tarafından az sayıda tipik nokta istenmesinden kaynaklanmıştır.

Hekimin gözle seçim yapması yerine, tipik noktaları içeren blokların tamamen otomatik seçilmesi için varyans ve *QSkewness* değerleri kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlarda, hekimin zaten seçeceği pek çok bloğun otomatik olarak seçildiği görülmüştür. Şekil-5.c'de örnek bir çalışmanın referans görüntü üzerinde tespit ettiği tipik noktalar gösterilmektedir.

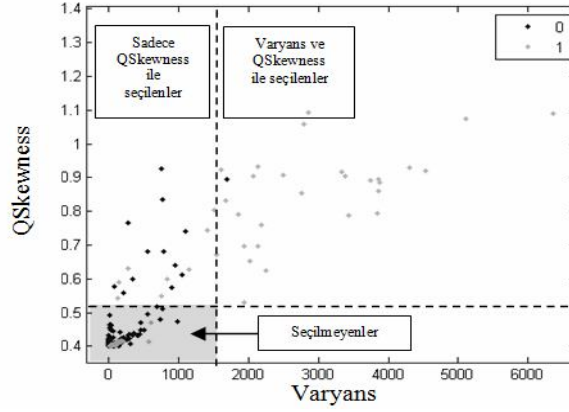
3.2. Test Görüntüde Tipik Noktaların Benzerlerinin Aranması

Alınan bir görüntüyü karakterize edecek tipik noktalar sadece referans görüntüden elde edilmektedir. Test görüntüyü karşılaştırma işlemi yapabilmek için bu noktaların test görüntü üzerinde tespit edilmesi gerekmektedir. Bu işlem tümüyle otomatik olarak gerçekleştirilir.

Referans görüntüdeki tipik noktaların test görüntüdeki karşılıklarını bulmak için korelasyon katsayısı kullanılmıştır. Referans görüntüdeki bloğun pozisyonu test görüntüde aynı pozisyon etrafında geniş bir alanda aranır, en yüksek korelasyona sahip olan blok benzer olarak seçilir. Şekil 5.d'de test görüntü üzerinde belirlenen karşılık bloklar görülmektedir.

Tüm karşılıklar bulunduğunda, eğer yeterince fazla sayıda karşılık belirlenebilirse, bir aykırı değer (*outlier*) incelemesi ile bazı tipik noktaların karşılıkları reddedilerek hata yapma ihtimali azaltılır.

Test görüntü üzerinde tipik noktaların karşılıkları bu şekilde belirlendikten sonra, test görüntü bir ön karşılaştırma işlemine tabi tutulur. Bu işlem sonucunda kabaca bir karşılaştırma gerçekleşmektedir. İşlem bir kez daha tekrarlandığında ise Şekil-5.e 'deki gibi çok daha iyi bir karşılaştırma gerçekleştirilir.



Şekil 4. Otomatik Seçimler Ve Gözle Yapılan Seçimler

Çaıştırmanın sonucunun doğruluğunu ölçmek için formül-7'deki *PSNR* ölçümü kullanılmaktadır.

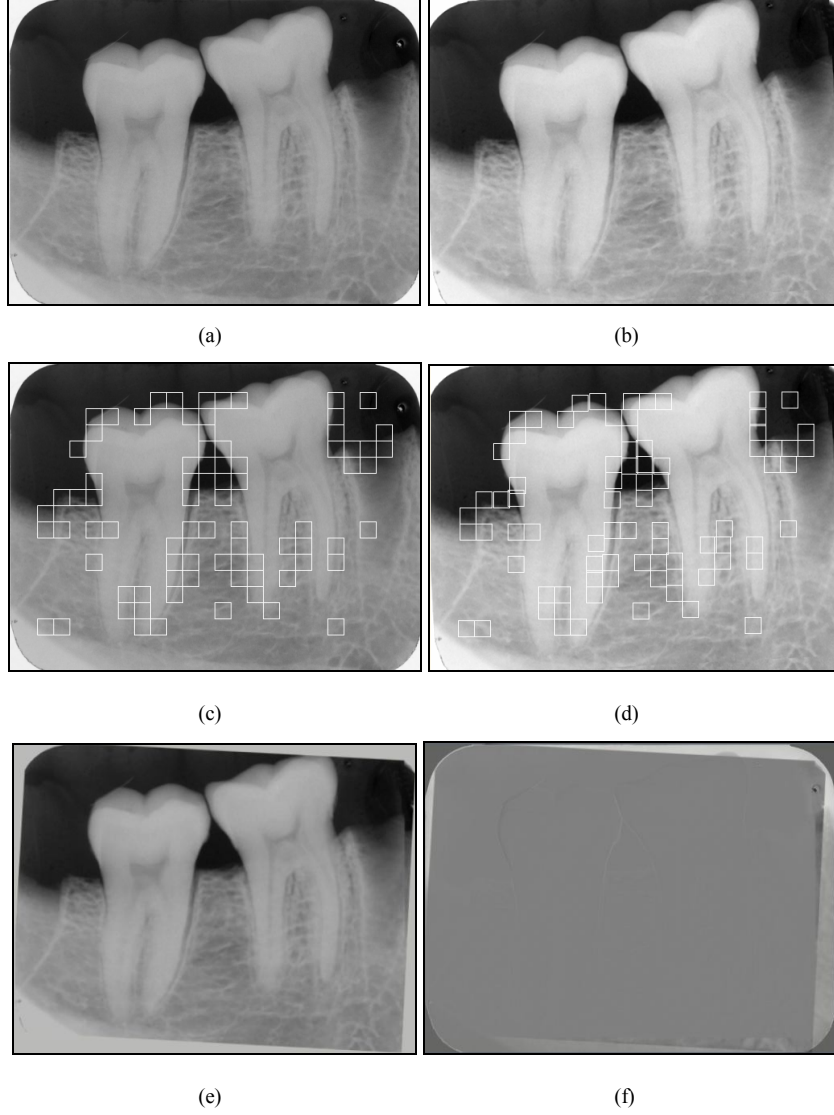
$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{255}{\left[\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (i_k - j_k)^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (7)$$

PSNR ölçümü görüntüler arasındaki gri değerli piksel farklarının *dB* cinsinden ifadesidir. Bu amaçla kullanılan daha farklı ölçüm teknikleri de olmasına karşın, *PSNR* literatürde en çok tercih edilen ölçümdür.

Yüksek *PSNR* değeri, iki görüntü arasındaki benzerliğin yüksek olduğunu ifade eder ve logaritmik bir formül olduğundan +1 *dB* artış çok daha fazla benzerlik olduğunu gösterir. Bu çalışmada 30 ve üzeri *PSNR* değerleri elde etmek hedeflenmiştir.

3.3. Fark Görüntününün Elde Edilmesi Ve Sonuçlar

Bu çalışma sonucunda elde edilen pek çok başarılı çağıştırma işlemlerinden birisinin örneği Şekil-5'te verilmiştir. İlk görüntüdeki tipik noktaların, ikinci olarak alınan görüntü üzerinde benzediği noktaların tespiti yapıldıktan sonra, ikinci görüntü dönüşüme uğrattılıp, ilk görüntüye benzetilip, görüntülerin farkı alınmıştır.



Şekil-5. (a) Referans görüntü, (b) test görüntü, (c) referans görüntü üzerinde bulunan tipik noktaları içeren bloklar, (d) test görüntü üzerinde bulunan karşılık bloklar, (e) dönüşüme uğratılmış ve parlaklık-kontrast düzeltilmiş test görüntü, (f) referans ile dönüşüme uğratılmış test görüntünün farkı (a - e farkı).

Şekil 5'te gösterilen örnek çalışma sonucunda Şekil-5.f'de gösterilen fark görüntünün ölçülen *PSNR* değeri yaklaşık 43 *dB* çıkmıştır. Diğer örnek çalışmalarda elde edilen görüntülerle de yüksek *PSNR* değerleri alınmıştır.

4. Sonuç

Bu çalışmada görüntülerde tipik noktaların otomatik belirlenmesi problemi incelenmiştir. Bu işlem için, yüksek varyanslı blokları seçmek yeterli olmamaktadır. Mahalanobis istatistiği görüntü bloklarının piksellerinden ölçülen bir uzaklık ölçümünün dağılımıdır. Bu dağılımın *Qskewness* değeri de seçilen görüntü bloğu için, bloğun varyansı gibi ayırt edici bir özellik göstermektedir.

Otomatik seçimle hekimlerin gözle inceleyerek yapabileceği pek çok tipik nokta algoritma tarafından bulunmakta, hatta gözden kaçabilecek pek çok nokta da seçilmektedir. Bu nedenle önerilen teknik, dijital fark radyografisinde hekimlere gözle seçim yaptırmadan, otomatik seçimler yapmak için kullanılabilir. Ayrıca, seçimler otomatik yapıldıktan sonra istenildiğinde ek bloklar seçebilme veya bazı blokları iptal edebilme özelliği de eklenirse, seçim işleminin hızlandırılmasına yardımcı bir özellik olacaktır.

Kaynaklar

Christgau M., Wenzel A., Hiller K.-A., Schmalz G. (1996), Quantitative digital subtraction radiography for assessment of bone density changes following periodontal guided tissue regeneration, *Dentomaxillofacial Radiology*, 25:25-33.

Joanes, D. N. & Gill, C. A. (1998), Comparing measures of sample skewness and kurtosis, *Journal of the Royal Statistical Society (Series D): The Statistician*, 47 (1), 183–189.

Johnson H.J., Christensen G.E. (2002), Consistent landmark and intensity-based image registration, *IEEE Transactions on medical imaging*, 21, 450-461.

Lehmann, T.M., Gröndahl H.G. and Benn, D.K. (2000), Computer-based registration for digital subtraction in dental radiology, *Dentomaxillofac Radiology*, Volume 29(6), 323-346.

Mahalanobis, P.C. (1936), On the generalized distance in statistics, *Proceedings of the National Institute of Science of India* 12, 49-55

Mardia, K.V., Kent, J.T, Bibby, J.M. (1979), *Multivariate Analysis*. Academic Press, New York.

Solomon, D. (2000), *Data compression. The complete reference*, Springer-Verlag Inc., 240-242.

Mol A., Dunn S. M. (2003), Effect of bone chip orientation on quantitative estimates of changes in bone mass using digital subtraction radiography, *Journal of Periodontal Research*, 38, 296-302.

Öztürk, A. (2006), Probability Density Distribution Approximation and Goodness-of-fit tests of random data. *Adaptive Antennas and Receivers* (Edited by M.M. Weiner), Taylo&Francis, New York, pp 259-294.

Öztürk, A., Güngör, C., Güneri, P., Tuğsel, Z. and Göğüş, S., (2004), 'A Histogram Smoothing Method for Digital Subtraction Radiography', *Lecture Notes in Computer Science*, vol.3261, 392-399

Rangaswamy, M., Weiner, D.D., Ozturk, A. (1995), Computer Generation of Correlated Non Gaussian Clutter for Radar Signal Detections, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 31(1),106–115.

Small, N.J. H. (1978), Plotting squared radii, *Biometrika*, vol. 65, 657-658.