

ŞABLON EŞLEME YÖNTEMİ KULLANILARAK MAMOGRAMLARDAKİ VE AKCİĞER BT'LERİNDEKİ ANORMALLİKLERİN BİLGİSAYAR DESTEKLİ TESPİTİ: BİR DERLEME ÇALIŞMASI

Serhat ÖZEKES^{*}, A. Yılmaz ÇAMURCU^{}**

ÖZET

Bu derleme çalışmasında mamogramlarda ve akciğer bilgisayarlı tomografilerinde (BT) son yıllarda şablon eşleme yöntemi kullanılarak gerçekleştirilmiş olan bilgisayar destekli tespit (BDT) sistemlerinin incelenmesi ve karşılaştırılması amaçlanmıştır. Özellikle bölütlendirme, özellik hesaplama ve sınıflama amacıyla kullanılan teknikler incelenmiştir.

Anahtar Kelimeler: *Şablon Eşleme, Bilgisayar Destekli Tespit, Meme Kitle Tespiti, Akciğer Nodül Tespiti*

COMPUTER AIDED DETECTION OF ABNORMALITIES IN MAMMOGRAMS AND CHEST COMPUTED TOMOGRAPHIES USING THE TEMPLATE MATCHING METHOD: A REVIEW

ABSTRACT

In this review paper, it is intended to summarize and compare the template matching methods of automatic detection of abnormalities in digitized mammograms and chest computed tomography images used in various stages of the Computer Aided Detection systems (CAD). In particular, segmentation algorithms, feature extraction, selection and classification analysis and their performances are studied and compared.

Keywords: *Template Matching, Computer Aided Detection, Mammographic Mass Detection, Lung Nodule Detection*

^{*} *İstanbul Ticaret Üniversitesi, Meslek Yüksek Okulu, Üsküdar, İstanbul, serhat@iticu.edu.tr*

^{**} *Marmara Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi, Göztepe, İstanbul, camurcu@marmara.edu.tr*

1. GİRİŞ

Bilgisayar destekli teşhis, bir radyoloji uzmanının karar verme aşamasında incelediği tıbbi görüntünün bilgisayar aracılığıyla analiz edilmesi sonucunda elde edilen sonuçları da değerlendirerek koyduğu teşhistir. Bilgisayar sistemlerinin her geçen gün hem daha ucuzluyor olması, hem de güçlerinin artıyor olması, bilgisayarlarda daha büyük miktarlarda verinin saklanabilmesine imkân vermektedir. Zaman içerisinde birikmiş verilerden bilgisayar aracılığıyla çıkartılan ilginç bilgiler teşhisleri desteklemekte ve hastalığın seyri ile ilgili doktorlara önemli bilgiler sağlamaktadır (Kakinuma vd., 1999; Li vd., 2002). BDT, teşhis aşamasında radyologlara destek verecek faydalı çıkarımlar sağlaması, karar vermeyi hızlandırması, insan hatasının teşhisteki yerini azaltması ve sağlık sektöründe maliyetleri düşürmesi gibi avantajlarından dolayı tıbbi görüntüye dayalı bilgisayar destekli teşhis teknikleri günümüzde önem kazanmıştır (Giger vd., 2001).

Medikal görüntülerin analizini konu alan akademik çalışmalarda kullanılan en önemli tekniklerden biri de şablon eşleme tekniğidir. Şablon eşleme tekniği, büyük bir görüntüde şablon görüntüsüne benzeyen küçük parçaların bulunması esasına dayanmaktadır. Şablon görüntüsü büyük görüntü üzerinde dolaştırılır ve her pikselde eşleme yapılarak benzerlik ölçülür. Benzer şekillerin piksel koordinatları kaydedilir. Bu çalışmada şablon eşleme tekniği kullanılarak geliştirilmiş ve mamogramlarda kitle tespiti ile akciğer BT'lerindeki nodüllerin tespitini amaçlayan BDT sistemleri incelenmiştir.

2. MAMOGRAMLARDAKİ KISMEN EKSİK OLAN KİTLELERİN BİLGİSAYARLI TESPİTİ

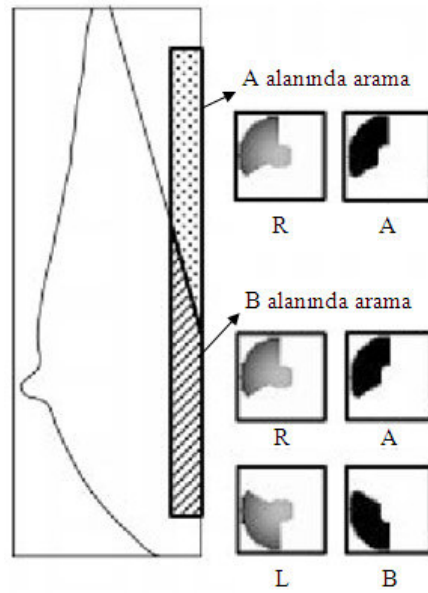
Hatanaka ve diğerleri tarafından yapılan çalışmada, mamogramlardaki kitlelerin tespiti için eşikleme tekniğini kullanarak bir algoritma geliştirilmiş ve filmin köşelerindeki kitlelerin tespitinde kısmi bölge kaybı sorunu yaşandığı belirlenmiştir (Hatanaka vd., 2001). Bu problemi çözmek için şablon eşleme yöntemini kullanmışlar ve kısmen kaybolan kitleleri sektör formundaki modele benzerlikleri ile tespit etmişlerdir.

2.1. Arama Alanının Belirlenmesi Ve Özelliklerin Hesaplanması

Bu çalışmada esas amaç göğüs duvarına yakın bölgedeki kitleleri tespit etmek olduğu için arama alanı olarak şekil 1'de görüldüğü gibi pectoralis kasının içi (A alanı) ve dışı (B alanı) olmak üzere iki bölge belirlenmiştir. C bölgesi tarama alanının dışında bırakılmıştır. Benzerliği hesaplamak için dört özellik kullanılmıştır: 1) ortalama piksel değeri, 2) piksel değerlerinin standart sapması, 3) sektör-formundaki model ile tanımlanan standart korelasyon katsayısı, 4) değişen yoğunluk ile karşılaştırılan yoğunlaşma özelliği. 1, 2 ve 4 numaralı özellikleri hesaplamak için şekil 1'de görüldüğü üzere A ve B maskeleri kullanılmıştır.

2.1.1. Piksel değerlerinin ortalaması ve standart sapması

Şekil 1’de görülmekte olan A ve B maskeleri için piksel değerlerin ortalaması ve standart sapması hesaplanmıştır. Kitlelerin her zaman düşük yoğunluklu alanlar oldukları, piksel değerlerinin standart sapmasının meme bezleri ve kan damarları gibi yapılarınkilerden daha düşük olduğu bilinmektedir. Bu yüzden 3 ve 4 numaralı özellikleri hesaplariken yüksek piksel değerli veya yüksek standart sapmalı aday bölgelerin göz ardı edilmesi mümkün görülmüştür.



Şekil 1. Özellikleri Hesaplamak İçin Kullanılan A Ve B Maskeleri (Hatanaka vd., 2001)

2.1.2. Korelasyon katsayısı

Bir kitlenin yoğunluğu Gauss dağılımına sahip olduğundan, bu çalışmada gerçek kitleyi temsilen benzer bir dağılım kullanılmıştır. Kitle modeli olarak Gauss dağılımından faydalanarak çapı 41 piksel ve merkez açısı 120° olan bir bölge kullanılmıştır. Şablon eşleme için R ve L görüntüleri referans örüntüler olarak kullanılmıştır. B alanı için benzerlik A ve R, B ve L olmak üzere her iki örüntü çifti ile hesaplanmış, A alanı için ise benzerlik sadece A ve R örüntüleri ile hesaplanmıştır.

Eğer mamogramdaki bir noktanın yoğunluk değeri $F(i+x,j+y)$ olarak ve referans görüntüde karşılık gelen noktanın yoğunluk değeri de $T(x,y)$ olarak tanımlanırsa şablon eşleme için kullanılan korelasyon katsayısı $R(i,j)$,

$$R(i, j) = \frac{\sum \sum \{F(i+x, j+y) - \bar{F}\} \{T(x, y) - \bar{T}\}}{\sqrt{\sum \sum \{F(i+x, j+y) - \bar{F}\}^2} \sqrt{\sum \sum \{T(x, y) - \bar{T}\}^2}} \quad (1)$$

olarak hesaplanır. \bar{F} ve \bar{T} her bir görüntünün ortalamasıdır. (i, j) ve (x, y) sırayla mamogram ve referans görüntü koordinatlarını belirtmektedir.

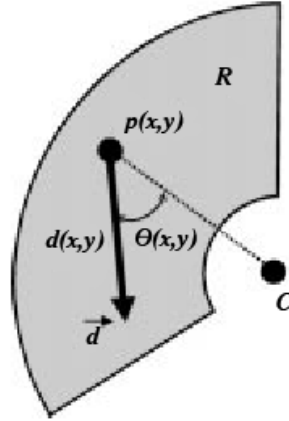
2.1.3. Yoğunlaşma

$G(i, j)$ ile ifade edilen yoğunlaşma şekil 1'deki A ve B bölgelerindeki değerlerin toplamı ile hesaplanır:

$$G(i, j) = \sum \sum d(x, y) f(x, y) \quad (2)$$

Bu denklemde $d(x, y)$ şekil 2'de görülen yoğunluk değişimindeki yoğunluk bileşenidir ve $f(x, y)$ ise şu şekilde hesaplanır:

$$f(x, y) = \cos[\theta(x, y)] + n \sin[2\theta(x, y) - \pi] \quad (3)$$



Şekil 2. Yoğunlaşmayı Hesaplamak İçin Kullanılan Öğeler (Hatanaka vd., 2001)

2.2. Kitlelerin Benzerlik ile Bulunması

Şüpheli adaylar ve kitlenin sektör modeli arasındaki benzerliği bulmak için $R(i, j)$ ve $G(i, j)$ kullanılmıştır. Aday gerçek bir kitle ise sektör modeline benzerliği kayda değer olmalıdır. Benzerlik şu şekilde tanımlanmıştır:

$$S(i, j) = R(i, j)G(i, j) \quad (4)$$

Benzerlik şekil 1'de görülen tüm arama alanları için hesaplanmıştır ve iki arama alanı için özellik hesaplama ve şablon eşleme örüntüleri farklıydı. Şekil 1'de gösterildiği gibi B alanı için benzerlik A ve R, B ve L ikili örüntüleri kullanılarak

hesaplanmıştır. Fakat A alanı için sadece A ve R örüntüleri kullanıldı çünkü B ve L örüntülerinin kullanımı pectoralis kas alanında eksik tespitlere sebep olmuştur. Bir mamogramın sağ üst tarafından (pectoralis kası yönünde) sol alt tarafına (meme ucu) doğru gidilirse piksel değerlerinin arttığı (daha koyu hale geldiği) görülür. Özellikle piksel değerlerindeki değişim pectoralis kası bölgesi ile göğüs bölgesi sınırında çok belirginleşir. Korelasyon sabiti $R(i,j)$ yi hesaplamak için mamogramın 41 X 41 piksellik alanı ve R veya L örüntüsü kullanılmıştır. L örüntüsü Gauss dağılımına bağlı olduğu için, merkezden sol alt köşeye gidildikçe piksel değerleri artar. Bunun gibi pectoralis kası bölgesinde de piksel değerlerinde benzer artışlar görülmektedir. Ek olarak aynı durum kitle aday alanında da ortaya çıkar. Bu yüzden pectoralis kası bölgesinde L örüntüsü kullanıldığında yanlış tespit sayısı artacaktır. Oysaki R örüntüsünde merkezden sol üst köşeye gidildikçe piksel değerleri artar. Pectoralis kasının hiçbir bölgesinde belirtilen yönde bir artma olmaz. Bu yüzden pectoralis kası bölgesinde R örüntüsünü kullanarak hatalı kitle tespit sayısını azaltmak mümkündür. $S(i,j)$ eşik değeri deneysel olarak 56 olarak belirlenmiştir ve benzerliği bu değerden fazla olan noktalar kötü huylu kitleyi oluşturan şüpheli noktalardan olarak belirlenir.

Aday noktalardan elde edilen bilgilerle şüpheli aday bölgeler belirlenmiştir. Komşu aday noktayla uzaklığı 20 pikselden az olan noktalar aynı şüpheli bölgenin bir parçası olarak değerlendirilmiştir. Şüpheli aday bölge dışındaki noktalar YP olarak değerlendirilmiştir.

2.3. Sonuçlar

Bir parçası kısmen belirsiz olan kitlelerin tespiti için geliştirilen bu metodun değerlendirilmesi için 30 adet kısmen belirsiz kitle içeren mamogram ve 305 adet normal mamogram kullanılmıştır. Kısmen belirsiz kitlelerin tespit duyarlılığı yanlış pozitif oranının görüntü başına 0.2 olarak sabitlenmesi durumunda %90 a çıkmıştır.

3. MAMOGRAM ÇİFTLERİNDEKİ MEME KİTLELERİNİN DEĞİŞİMLERİNİN OTOMATİK OLARAK BELİRLENMESİ

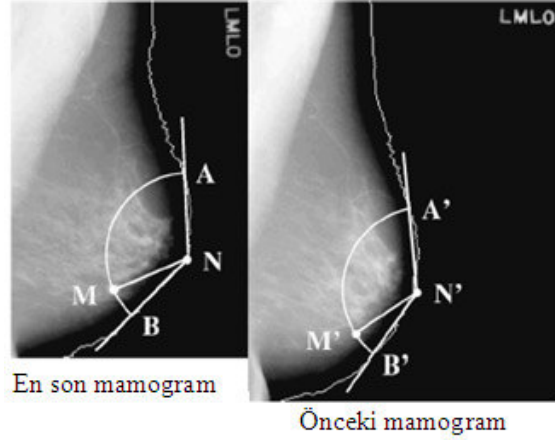
Mamogramları yorumlarken aralık değişiminin analiz edilmesi önemlidir. Hadjiiski vd. tarafından gerçekleştirilen çalışmanın amacı aynı görüş alanından en son mamogramdaki kitle ile önceki mamogram arasındaki farkların bilgisayarlı analizini yapan bir teknik geliştirmektir (Hadjiiski vd., 2001). Bu bilgisayar algoritması radyoloji uzmanlarına aralık değişimini ölçmeyi ve böylece iyi huylu ve kötü huylu kitlelerin ayrımını yapmayı sağlayacaktır. Bu teknik tamamen geliştirildiğinde radyoloji uzmanı veya BDT sistemi tarafından belirlenen kitleye uygulanacaktır ve böylece aralık değişim analizi otomatik BDT sisteminin bir parçası olarak entegre edilebilecektir.

Bu çalışmada en son mamogramdaki kitlenin bilinmesi durumunda önceki mamogramda kitleye karşılık gelen yerin otomatik olarak belirlenmesine önem verilmiştir. Bunun için en son mamogramda radyoloji uzmanı tarafından belirlenen

kitle konumu başlangıç noktası olarak kullanılmış ve önceki mamogramdaki kitle pozisyonu göğüs geometrisine göre tahmin edilmiştir.

3.1. Birinci Aşama: Başlangıç Arama Alanının Tahmini Olarak Belirlenmesi

En son mamogramdaki kitlenin konumu meme ucu merkez olmak üzere belirlenmiştir. Şekil 3'de görüldüğü üzere meme ucu ile kitle merkezi arasındaki R uzaklığını kullanarak göğüs sınırını A ve B noktalarında kesen bir yay çizilmiştir. NA ve NB arasında θ açısı bulunmaktadır. Önceki mamogramda da R uzaklığı kullanılarak çizilen yay göğüs sınırını A' ve B' noktalarında kesmektedir. N'A' ve N'B' arasında ise θ_p açısı oluşur. Böylece açısal değişim miktarı $\alpha = \theta_p / \theta$ olarak bulunur.



Şekil 3. Önceki Mamogramdaki Kitle Konumunun Tahmin Edilmesi (Hadjiiski vd., 2001)

İlk olarak en son mamogramdaki kitlenin konumuna göre önceki mamogram üzerinde kitle merkezi merkez alınarak yelpaze şeklinde bir başlangıç arama alanı tanımlanmış ve en son mamogramda yelpaze şeklinde bir şablon belirlenmiştir.

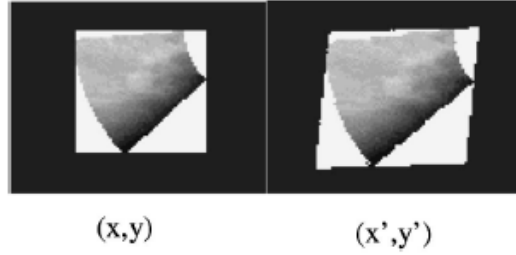
3.2. İkinci Aşama: En İyi Arama Alanının Döndürerek ve Hizalanarak Bulunması

Önceki mamogram üzerinde en iyi arama alanının bulunması işlemi en son mamogramdan alınmış yelpaze şeklindeki şablon ve önceki mamogramdaki göğüs yapıları arasındaki maksimum korelasyonun bulunması ile gerçekleştirilmektedir. Bu çalışmada kullanılan benzerlik ölçümü Pearson'ın korelasyon katsayısıdır:

$$r = \frac{\sum_{i,j} (I_{\text{current}}(i,j) - \bar{I}_{\text{current}})(I_{\text{prior}}(i,j) - \bar{I}_{\text{prior}})}{\sqrt{\sum_{i,j} (I_{\text{current}}(i,j) - \bar{I}_{\text{current}})^2} \sqrt{\sum_{i,j} (I_{\text{prior}}(i,j) - \bar{I}_{\text{prior}})^2}} \quad (5)$$

Burada $\bar{I}_{current}$ kitle şablonundaki piksel değerlerinin ortalaması ve \bar{I}_{prior} önceki mamogramda değerlendirilmekte olan alt bölgedeki piksel değerlerinin ortalamasıdır.

Şablon yelpaze şeklindeki başlangıç arama alanında piksel piksel kaydırılmış ve her piksel konumu için korelasyon ölçümü hesaplanmıştır. Maksimum korelasyonu sağlayan piksel en iyi arama alanının merkezi olarak kullanılmıştır. Ayrıca korelasyon miktarını arttırmak için yelpaze şeklindeki şablonunu döndürülmesi gerekmektedir. Bu döndürme işlemi için afin dönüşümü ve tekyönlü eniyileme kullanılmıştır. Şekil 4’de afin dönüşümü kullanılarak döndürülmüş şablon görülmektedir.



Şekil 4. Yelpaze Şeklindeki Şablon (X,Y) Ve Afin Dönüşümü İle Döndürülmüş Yelpaze Şeklindeki (X',Y') Şablonu

3.3. Üçüncü Aşama: Kitle Şablon Eşleme Ve Kitlenin Konumunun Belirlenmesi

Bu aşamada önceki mamogram üzerinde daha küçük ölçülerde yeni bir arama alanı belirlenmiştir. Bu yeni arama alanını büyüklüğü sonucu iyileştirecek şekilde deneysel olarak belirlenmiştir. En son mamogramdan kitle şablonu elde edilmiştir. Ardından önceki mamogramdaki kitlenin yeri arama alanındaki yapılar ve kitle şablonu arasındaki korelasyonun maksimum olduğu noktada tespit edilmiş olur.

3.4. Sonuçlar

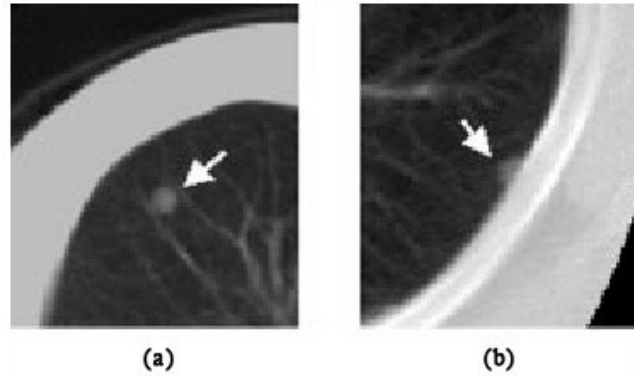
Bu çalışmanın performansını ölçmek için en son mamogramlardaki kitlelerin yerleri teşhis edilmiş 124 mamogram çifti kullanılmıştır. Bu 124 mamogram çiftinden 73 tanesi kötü huylu ve 51 tanesi de iyi huyludur. Radyoloji uzmanları tarafından her bir mamogramda kitle etrafına kutu çizilmiş ve meme ucu konumu işaretlenmiştir. Aynı zamanda hem en son mamogramlarda hem de önceki mamogramlarda kitlelerin büyüklükleri ölçülmüştür.

Üzerinde çalışılan yöntemlerin doğruluğu iki ölçüm ile test edilmiştir. İlk ölçüm önceki mamogramda tahmin edilen ve gerçek lezyon arasındaki örtüşme alanı miktarıdır. Tahmin edilen lezyon konumlarının %87 oranında gerçek lezyon konumlarıyla örtüştüğü tespit edilmiştir. İkinci ölçüm ise tahmin edilen lezyon merkezinin gerçek lezyon merkezinden öklid uzaklık miktarıdır. 124 çift için önceki mamogramlardaki tahmin edilen lezyon merkezinin gerçek lezyon merkezinden

ortalama uzaklığı 4.2 ± 5.7 mm ve en büyük uzaklık ise 31.6 mm olarak bulunmuştur.

4. SPİRAL BT GÖRÜNTÜLERİNDEKİ AKCİĞER NODÜLLERİNİN GELİŞTİRİLMİŞ ŞABLON EŞLEME TEKNİĞİ İLE OTOMATİK TESPİTİ

Lee ve diğerleri tarafından yapılan çalışmanın amacı akciğer bilgisayarlı tomografilerindeki nodüllerin bilgisayar destekli tespiti için bir teknik geliştirmektir (Lee vd., 2001). Akciğer nodüllerinin tespiti için, gerçek nodülü temsil eden modeller kullanılarak iki şablon eşleme tekniği kullanılmıştır. Bu teknikte nodülün yeri ve büyüklüğü önemsenmiştir. Şekil 5a'da görüldüğü üzere küçük nodüller sadece bir kesitte görülürken (2 boyutlu yaklaşım), büyük nodüller birden fazla kesitte ve devam eden biçimde görülebilirler (3 boyutlu yaklaşım). Ayrıca nodüller şekil 5b'de olduğu gibi akciğer duvarına dayanmış yarı dairesel olarak da görülebilmektedir.



Şekil 5. Çalışmada Kullanılan Nodül Örnekleri, (A) Akciğer Alanı İçindeki Nodül, (B) Akciğer Duvarındaki Nodül (Lee vd., 2001)

4.1. Genetik Algoritma (GA) Şablon Eşleme

Bu çalışmada akciğer bölgesindeki nodüllerin tespiti için genetik algoritma tabanlı yeni bir şablon eşleme tekniği geliştirilmiştir. Bu şablon eşleme tekniğinde küresel ve dairesel olmak üzere 2 farklı tipte şablonlar kullanılmıştır. BT'lerdeki nodüllerin değerlerinin Gauss dağılımına dayanan küresel şablonlar büyük nodüllerin tespitinde, küresel şablonların ortadaki kesitinden oluşan dairesel şablonlar da küçük nodüllerin tespitinde kullanılmıştır. Bu teknikte, incelenen görüntüdeki hedef konumları en iyi şekilde seçmek ve hızlı şablon eşleme için çeşitli şablonlar arasından en uygununu seçmek için genetik algoritma tekniği kullanılmıştır.

Kullanılan genetik algoritmadaki her bir bireyin kromozomu hedef konumları seçmek için ve en uygun şablonu seçmek için ikili bitlerden oluşur. Kromozom 25

bitten oluşmaktadır. Bireyin uygunluğunun belirlenmesinde benzerlik ölçümü olarak çapraz korelasyon kullanılmıştır.

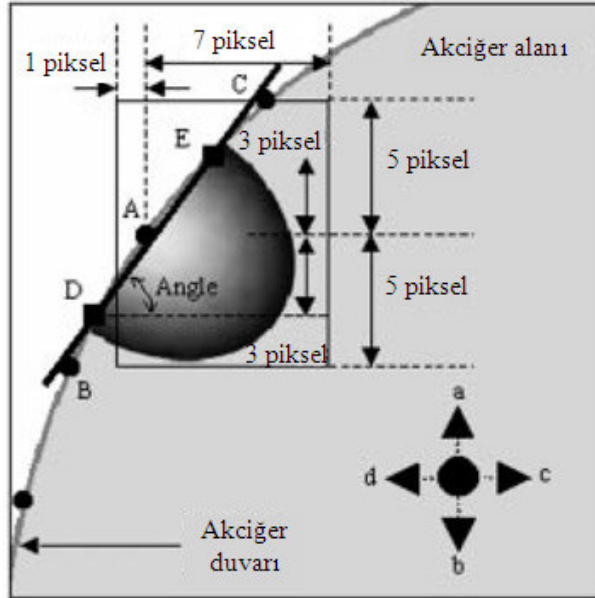
$$m_a = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} a_i, m_b = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} b_i \text{ için}$$

$$\text{Benzerlik}_{a,b} = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} (a_i - m_a)(b_i - m_b)}{\sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} (a_i - m_a)^2} \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} (b_i - m_b)^2}} \quad (6)$$

Çapraz korelasyon katsayısı Cauchy-Schwarz eşitsizliğine göre -1 ile 1 arasında değişmektedir. n değeri görüntüdeki piksel sayısıdır. a ve b değerleri karşılaştırılacak resimleri belirtmektedirler. a_i değeri a görüntüsündeki i inci piksel, b_i değeri b görüntüsündeki i inci pikseldir.

4.2. Akciğer Duvarı Şablon Eşleme

Akciğer duvarındaki nodülleri tespit etmek için şablon eşleme tekniğinde yarı dairesel şablonlar kullanılmış ve hedef noktadaki akciğer duvar sınırının açısı şekil 6'da olduğu gibi hesaplanarak yarı dairesel şablonlar bu açığa göre döndürülmüştür. Benzerlik ölçüsü olarak önceki bölümde anlatılan korelasyon katsayısı kullanılmıştır.



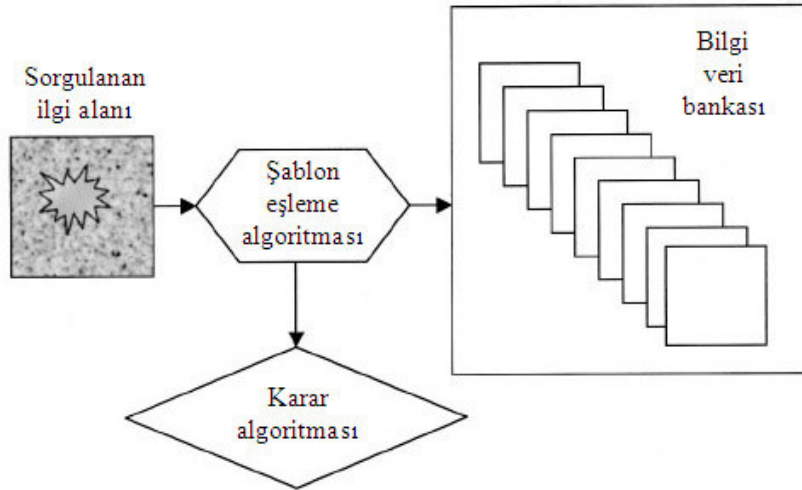
Şekil 6. Akciğer Duvarı Sınırının Açısının Hesaplanması (Lee vd., 2001)

4.3. Sonuçlar

Bu çalışma 557 görüntü üzerinde gerçekleştirilmiştir. Görüntü başına 1.1 yanlış pozitif oranıyla, 98 nodülden 71 tanesi doğru bir şekilde tespit edilmiştir.

5. MAMOGRAFİK KİTLELERİNİN BİLGİSAYAR DESTEKLİ TEŞHİSİ: KARŞILIKLI BİLGİ İLKESİNE DAYALI ŞABLON EŞLEME TEKNİĞİ

Tourassi ve diğerleri mamogramlardaki kitlelerin tespiti için bilgi tabanlı bir sistem geliştirmişlerdir (Tourassi vd., 2003). Bu çalışmadaki bilgisayar destekli tespit sistemi kesin referansları (ground truth) bilinen mamografik ilgi alanlarından oluşan bir bilgi veri bankasından faydalanmaktadır. Şekil 7’de görüldüğü üzere bilgi tabanlı BDT sistemleri veri bankası kullanarak kanıt tabanlı karar vermeyi amaçlamaktadırlar. Bir doktorun o anki durum ile geçmişte karşılaştıkları arasında ilişki kurması gibi, bilgi tabanlı sistem de yeni durum ile bilgi veri bankasındaki benzer durumlar arasında bağlantı kurar. Benzer durumlara göre aradaki eşleme yeteri kadar yakınsa yeni duruma mevcut teşhislerden biri atanır.



Şekil 7. Bilgi Tabanlı BDT Sistemi (Tourassi vd., 2003)

5.1. Şablon Eşleme Algoritması

Veri bankasındaki her bir ilgi alanı şablon görevi görmektedir. Bu sistemdeki şablon eşleme yaklaşımında, sorgulanan ilgi alanının gerçek kitle ile arasındaki benzerlik ölçümü karşılıklı bilgi ilkesi ile kontrol edilmektedir. Karşılıklı bilgi ilkesi bilgi teorisinin en temel ilkelerindendir ve iki nesne arasında birinin diğerini ne kadar açıklayabileceğini ölçer. Başka bir deyişle karşılıklı ilişki, x ve y gibi iki değişken arasındaki benzerliğin ölçümüdür. X ve Y iki görüntü değişkeni, $P_{XY}(x,y)$ bu iki görüntünün uygun piksel değerlerine göre birleşik olasılık yoğunluk fonksiyonu olmak üzere, X ve Y nin karşılıklı bilgi miktarı $I(X;Y)$ şu şekilde hesaplanmıştır:

$$I(X;Y) = \sum_x \sum_y P_{XY}(x,y) \log_2 \frac{P_{XY}(x,y)}{P_X(x)P_Y(y)} \quad (8)$$

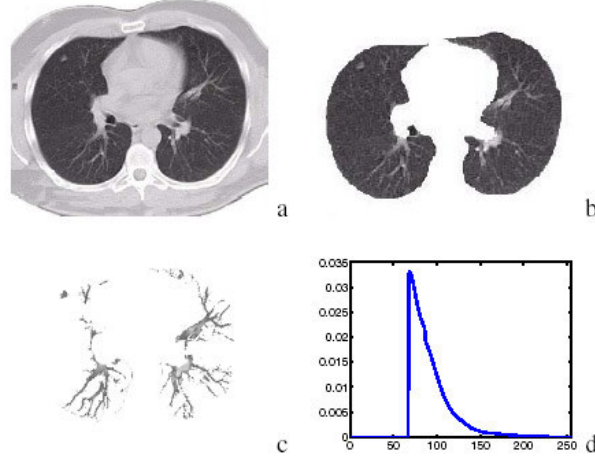
Bilgi içeriklerine göre tüm benzer ilgi alanları sıralı bir şekilde elde edilmiştir. Ardından sorgulamanın en iyi sonuçlarına dayanarak karar indeksi hesaplanmıştır. Karar indeksi, sorgulanan ilgi alanındaki kitlenin varlığını belirleyecek en iyi eşlenmiş şablonların benzerlik ve kesin referans bilgilerini en verimli şekilde birleştirmiştir.

5.2. Sonuçlar

Sistem 1465 ilgi alanından oluşan bir veritabanı kullanılarak geliştirilmiş ve değerlendirilmiştir. Veritabanında 809 adet saptanmış kitle ilgi alanı (455 adet kötü huylu ve 354 adet iyi huylu) ve 656 adet normal ilgi alanı bulunmaktadır. Sonuçlar sistem duyarlılığının %95'e ulaştığını göstermektedir.

6. ŞEKLİ DEĞİŞEBİLİR ŞABLONLAR KULLANARAK AKCİĞER ANORMALLİKLERİNİN TESPİTİ

Farag ve diğerleri tarafından yapılan çalışmanın amacı, akciğer görüntülerindeki nodüllerin otomatik olarak tespit edilmesidir (Farag vd., 2004). Nodüllerin tespit edilmesinin ilk aşaması arama alanını azaltan iki basamaklı bölütlendirme işlemidir. Şekil 8a ve b de gösterilen ilk basamakta akciğerler, BT kesitinde görülen ve kendilerini çevreleyen anatomik yapılardan (kaburga, karaciğer ve diğer organlar) ayrılmaktadırlar. Şekil 8c de gösterilen ikinci basamakta ise ayrılmış durumdaki akciğerlerdeki atardamarlar, toplardamarlar, bronşlar, bronşiyoller ve akciğer anormallikler çıkartılmaktadır. Bu bölütlendirme işlemi Markov-Gibbs rasgele alanları algoritmaları ile gerçekleştirilmektedir. Şekil 8d, şekil 8c deki yapıların gri seviye dağılımını göstermektedir.



Şekil 8. İlk İki Bölütlendirme Aşaması (Farak vd., 2004)

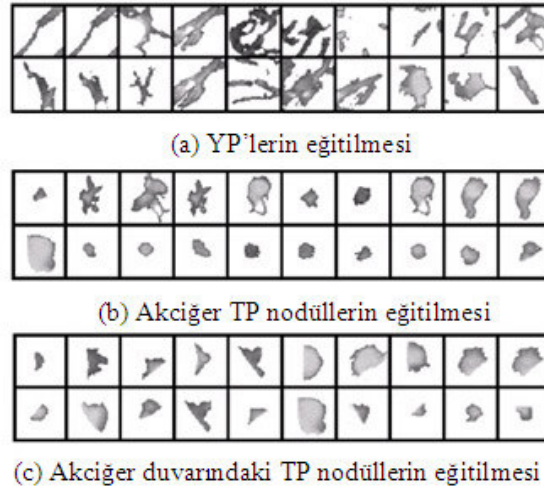
6.1. Şablonun Belirlenmesi Ve Eşlenmesi

Bu çalışmada esas olarak nodüllerin 2 ve 3 boyutlu şekli değişebilen şablonlar kullanılarak geometrik yapıları ve gri seviye dağılımları gibi özelliklerinden faydalanarak tespit edilmesine odaklanılmıştır. Ortası boş ve ortası dolu büyük nodüllerin tespiti için 3 katmanlı şablonlar, küçük nodüllerin tespiti için dairesel şablonlar, akciğer duvarındaki nodüllerin tespiti için de yarı dairesel şablonlar kullanılmıştır.

Bu çalışmada benzerlik ölçümü olarak çapraz korelasyon kullanılmıştır. İncelenen 3 boyutlu görüntüdeki korelasyonu maksimum değere ulaştırarak şablonun konumunun, boyutunun ve açısının (akciğer duvarındaki nodüller için) belirlenmesi genetik eniyileme ile gerçekleştirilmiştir.

6.2. Nodül Özelliklerinin Sınıflandırılması

Gerçek akciğer nodülleri tam olarak küresel, dairesel veya yarı dairesel olmadığı için bazı gerçek nodüller tespit edilemediği gibi yanlış pozitif sayısı da artmaktadır. Bu hata oranını azaltmak için aday nodüller üzerinde sınıflama yapılmaktadır. Bu sınıflama işlemi tespit edilen her nodülün şu üç dokusal ve geometrik özelliği ile gerçekleştirilir: (i) şablonun merkezi ile şekil 8c'den elde edilmiş nesnenin kenarı arasındaki uzaklıkların maksimumu ile minimumu arasındaki fark olan radyal düzensizlik, (ii) 2 veya 3 boyutlu nodül şablonundaki ortalama gri seviye, (iii) 2 veya 3 boyutlu nodül şablonundaki kenarda olan gri seviye dağılımı için %10 yana konmuş gri seviye. Yanlış pozitif nodüller ve doğru pozitif nodüller arasında ayırım yapmak için yanlış ve doğru nodüllerden oluşan eğitim setinden faydalanılmış ve bu eğitim seti ile eğitilen Bayesian sınıflandırma yöntemi kullanılmıştır. Eğitim seti örnekleri şekil 9'da görülmektedir. Yanlış pozitif nodüllerin sınıflandırılması için üç özelliğin hepsi kullanılırken, akciğer duvarındaki nodüller için son iki özellik kullanılmıştır.



Şekil 9. Adayların Sınıflandırılması İçin Kullanılan Eğitim Seti (Frag vd., 2004)

6.3. Sonuçlar

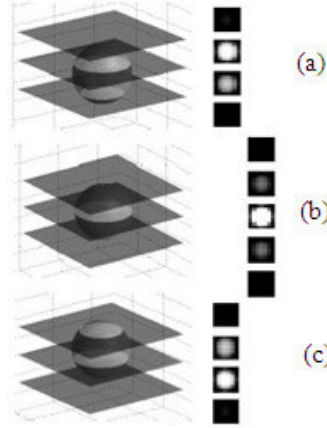
Bu algoritma 200 BT görüntüsü üzerinde test edilmiştir. Bunlardan 21 tanesi anormallikler içerirken, 179 tanesi anormal durum içermiyordu. Birinci aşamada şablon eşleme 130 gerçek nodülden 110 tanesini 49 adet yanlış pozitif nodül ile tespit etmiştir. İkinci aşamadaki sınıflandırma ile yanlış pozitif nodül sayı 12'ye inmişken doğru pozitif nodül sayısı da 3 tane azalmıştır. Sonuç olarak sistemin doğru tespit oranı %82.3 ve yanlış pozitif oranı da %9.2 olmuştur.

7. ÜÇ BOYUTLU ŞABLON EŞLEME KULLANARAK METASTATİK AKCİĞER TÜMÖRLERİNİN ERKEN TESPİTİ

Wang ve diğerleri (Wang vd., 2005) yüksek risk grubundaki hastaların üç boyutlu göğüs BT görüntülerindeki 6-20 mm çapındaki akciğer tümörlerinin bilgisayarlı tespitini gerçekleştiren tamamen otomatikleşmiş bir yöntem geliştirmişlerdir.

7.1. Üç Boyutlu Model

Tipik bir 3 boyutlu durumu temsil etmek amacıyla 6 mm çapındaki nodül için küre görünümünde sabit yoğunluklu bir model oluşturulmuştur. Düzlemdeki her piksel 1x1 mm ve her kesit 3mm kalınlığındadır. Bu küresel modeldeki kesim örneklem düzlemlerinin konumlarındaki değişebilirliği dikkate alarak her model boyutu için kaydırmalı üç şablon modeli şekil 10'da görüldüğü gibi oluşturulmuştur. Şekil 10b'de kesim düzlemi küreyi tam ortasından kesmektedir. Düzlemler 1mm yukarı kaydırılırsa şekil 10a, 1 mm aşağı kaydırılırsa şekil 10c elde edilir.



Şekil 10. 6 Mm Çapında Sabit Yoğunluklu Modeller Ve 3 Mm Kalınlığındaki Kesi Düzlemleri (Wang vd., 2005)

7.2. Akciğerin Bölütlendirilmesi

Hesaplama hızını arttırmak için otomatik bir akciğer bölütleme prosedürü gerçekleştirilerek akciğer dışındaki önemsiz yapılar çıkarılmıştır. Bu bölütlendirme işleminde histogram tabanlı eşikleme ile akciğer kendisini çevreleyen kaslardan ve kemiksel yapılardan ayrılmıştır. Ardından gelen morfolojik işlemlerle de akciğerdeki damarlar ayrılmıştır. Böylece elde edilen görüntü ile sadece akciğer yapısı üzerine maskeleme yapılarak nodüllerin aranması sağlanmıştır.

7.3. Üç Boyutlu Korelasyon Hesabı

Bu aşamada denklem 7 kullanılarak 3 boyutlu normalize edilmiş çapraz korelasyon katsayısı (normalized cross correlation coefficient, NCCC) hesaplaması yapılarak akciğer hacmi üzerinde 3 boyutlu modele uygun yapılar aranmıştır.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum x_i, \quad \bar{y} = \frac{1}{n} \sum y_i$$

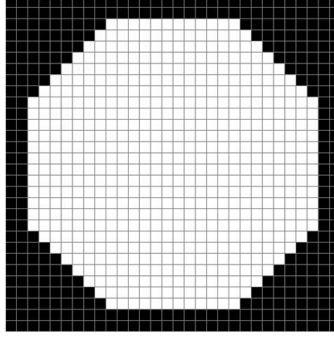
$$S_{xx}^2 = \frac{1}{n-1} \sum (x_i - \bar{x})^2, \quad S_{yy}^2 = \frac{1}{n-1} \sum (y_i - \bar{y})^2 \quad (7)$$

$$Cov_{xy} = \frac{1}{n-1} \sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$

$$NCCC = \frac{Cov_{xy}}{\sqrt{S_{xx}^2 \cdot S_{yy}^2}}$$

Burada x modeldeki seri kesitleri ve Y hasta görüntü kesitlerini temsil etmektedir. 3 boyutlu NCCC her akciğer kesiti için hesaplanmıştır. Normalize edilmiş korelasyonda mükemmel uyum 1 ile gösterilmektedir.

ayırmak için şekil 12’de görülmekte olan şablon kullanılmıştır. Bu şablon siyah ve beyaz piksellerden oluşmaktadır. Beyaz pikseller meme kitlesini temsil ederken, siyah pikseller “*minimum yoğunluk eşiği*” ve “*maksimum yoğunluk eşiği*” aralığı dışında yoğunluğa sahip pikselleri temsil etmektedir.



Şekil 12. 30 X 30 Piksel Boyutlarında Kitle Şablonu

İlgi alanlarından oluşan görüntü sol üst köşeden başlayarak piksel piksel taramıştır. Bu taramada her piksel kitle şablonunun sol üst köşesi ile eşlenmiştir. Bu eşlemede ilgi alanları görüntüsünün şablona olan benzerliği ölçülmüştür. Bu eşlemede 2 hata belirlenmiştir. Bunlardan birincisi şablonda siyah olup ilgi alanları görüntüsünde beyaz olan piksellerin sayısını veren “*siyah piksel hatası*”dır. Diğeri ise şablonda beyaz olup ilgi alanları görüntüsünde siyah olan piksellerin sayısını veren “*beyaz piksel hatası*”dır. Bu hataları kullanarak ilgi alanları görüntüsündeki her bir piksel için şablondaki kitleye benzer şekiller (ilgi alanı parçaları) aranmıştır. Benzerlik “*siyah hata eşiği*” ve “*beyaz hata eşiği*” değerleri ile kontrol edilmiştir. Benzer bir şekil bulunması durumunda şekli oluşturan beyaz piksellerin koordinatları kaydedilmiştir. Bu koordinatlar gerçek bir kitlenin parçalarını oluşturmaktadır. İnceleme altındaki ilgi alanı için bu hata değerleri “*siyah hata eşiği*” ve “*beyaz hata eşiği*” değerleri karşılaştırılır ve şu sınıflama kuralı kullanılır:

EĞER “*siyah piksel hatası*” > “*siyah hata eşiği*”

VE

“*beyaz piksel hatası*” < “*beyaz hata eşiği*” **İSE**

Sonuç = gerçek bir kitle parçasıdır

DEĞİLSE

Sonuç = normal bir yapıdır

Bu kural tanımlanırken eşik değerleri ince ve uzun şekilleri önleyecek şekilde seçilmiştir. Eğer “siyah piksel hatası” değeri küçük ise ilgi alanı uzun olabilir. Eğer “beyaz piksel hatası” değeri büyükse ilgi alanı ince olabilir.

8.3. Sonuçlar

Önerilen BDT sistemi sınırları düzgün kitle içeren 22 görüntü, spiküler kitle içeren 19 görüntü ve 11 adet normal görüntü olmak üzere toplam 52 adet görüntüye uygulanmıştır. İlgi alanı belirleme yöntemleriyle BDT sisteminin işini kolaylaştıran 332 kitle adayları belirlenmiştir. Bu adaylardan çoğu damar gibi normal yapı parçalarıdır. Bu ilgi alanlarının sınıflandırılması çapları 10, 20 ve 30 olan 3 adet şablon ile gerçekleştirilmiştir.

Boyutları 30 x 30 piksel olan şablonlar kullanıldığında ilgi alanları kural tabanlı sistem tarafından şu şekilde sınıflanmıştır: 35 adet doğru pozitif, 8 adet yanlış negatif, 17 adet yanlış pozitif ve 272 adet doğru negatif. Bu şablon kullanıldığında sistemin duyarlılığı görüntü başına 0.33 yanlış pozitif oranı ile %81 olmuştur. Çapı 20 piksel olan şablon kullanıldığında sistemin duyarlılığı görüntü başına 0.7 yanlış pozitif oranı ile %90'a çıkmıştır ve ilgi alanları şu şekilde sınıflanmıştır: 39 adet doğru pozitif, 4 adet yanlış negatif, 36 adet yanlış pozitif ve 253 adet doğru negatif. İlgi alanları boyutları 10 x 10 piksel olan şablonla tarandığında kitle tespit duyarlılığı görüntü başına 1.3 yanlış pozitif oranı ile %93'e ulaşmıştır ve ilgi alanları kural tabanlı sistem tarafından şu şekilde sınıflanmıştır: 40 adet doğru pozitif, 3 adet yanlış negatif, 68 adet yanlış pozitif ve 221 adet doğru negatif. Sonuç olarak şablon büyüklüğü azaldıkça doğru pozitif oranı ve sistem duyarlılığı artmıştır.

9. DEĞERLENDİRMELER

Medikal görüntülerin bilgisayar aracılığıyla analiz edilip radyologlara destek verecek faydalı çıkarımlar elde edilmesini amaçlayan çalışmalar sadece günümüzün değil son 20 yılın en popüler konularındandır. Bu çalışmada bilgisayar destekli tespit (BDT), meme kitle tespiti ve akciğer nodül tespiti terimleri açıklanmıştır. Şablon eşleme tekniği kullanılarak gerçekleştirilen farklı BDT sistemleri incelenmiş ve sonuçları ortaya konmuştur. Bu çalışmada amaçlanan, gelecekte medikal görüntülerde bilgisayar destekli tespit alanında çalışacak araştırmacılara şablon eşleme tekniği hakkında fikir vermektir.

10. KAYNAKÇA

Farag A.A., El-Baz A., Gimel'farb G.L. ve Falk R., (2004), “Detection and Recognition of Lung Abnormalities Using Deformable Templates”, IEEE Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'04), 3, 738 – 741.

Giger M. L., Karssemeijer N. ve Armato S. G., (2001), “Computer Aided Diagnosis in Medical Imaging,” IEEE Trans. Med. Imag., 20, 1205–1208.

Hadjiiski M., Chan H. P., Sahiner B., Petrick N. ve Helvie M. A., (2001), “Automated Registration of Breast Lesions in Temporal Pairs of Mammograms for Interval Change Analysis—Local Affine Transformation for Improved Localization”, Med. Phys., 28, 1070–1079.

Hatanaka Y., Hara T., Fujita H., Kasai S., Endo T. ve Iwase T., (2001), “Development of An Automated Method for Detecting Mammographic Masses With A Partial Loss of Region”, IEEE Transactions on Medical Imaging, 20, 1209-1214.

Kakinuma R., Ohmatsu H. ve Kaneko M., (1999), “Detection Failures in Spiral CT Screening for Lung Cancer: Analysis of CT Findings”, Radiology, 212, 61–66.

Lee Y., Hara T. ve Fujita H., (2001), “Automated Detection of Pulmonary Nodules in Helical CT Images Based on An Improved Template-Matching Technique”, IEEE Trans. Med. vol. 20, 595-604.

Li F., Sone S., Abe H., MacMahon H., Armato S. ve Doi K., (2002), “Lung Cancers Missed at Low-Dose Helical CT Screening in A General Population: Comparison of Clinical, Histopathologic, and Imaging Findings,” Radiology, vol. 225, 673–683.

Ozekes S., Osman O. ve Camurcu A.Y., (2005), “Mammographic Mass Detection Using A Mass Template”, Korean J Radiol, 6, 221-228.

Tourassi G.D., Vargas-Voracek R., Catarious D.M. ve Floyd C.E., (2003), “Computer-Assisted Detection of Mammographic Masses: A Template Matching Scheme Based on Mutual Information”, Medical Physics, 30, 2123-2130.

Wang P., DeNunzio A., Okunieff P. ve O’Dell W.G., (2005), “Metastatic Lung Tumor Early Detection Using 3D Template Matching”, International Journal of Radiation Oncology, Biology, Physics