

3

**TOPOLOJİK ORTANCA
YÖNTEMİ İLE MAMOGRAMLARDA
KANSER TEŞHİSİ**

İBRAHİM KIVANÇ CİHAN
Yüksek Lisans Tezi

Anadolu Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
KASIM - 2002

JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI

İbrahim Kıvanç CİHAN'ın Topolojik Ortanca Yöntemiyle Mamogramlarda Kanseri Teşhisi başlıklı Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalındaki, Yüksek Lisans tezi 15.11.2002 tarihinde, aşağıdaki jüri tarafından Anadolu Üniversitesi Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin ilgili maddeleri uyarınca değerlendirilerek kabul edilmiştir.

Adı-Soyadı

İmza

Üye (Tez Danışmanı) : Yrd. Doç. Dr. Hakan Güray ŞENEL

Üye : Yrd. Doç. Dr. Ömer Nezir GEREK

Üye : Yrd. Doç. Dr. Selçuk CANBEK

Anadolu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu' nun
...20.11.2002... tarih ve ...39/1... sayılı kararı ile
onaylanmıştır.

Prof. Dr. Ömer ÖZER
Fen Bilimleri Enstitüsü
Müdürü

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

TOPOLOJİK ORTANCA YÖNTEMİ İLE MAMOGRAMLARDA KANSER TEŞHİSİ

İBRAHİM KIVANÇ CİHAN

Anadolu Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Hakan Güray ŞENEL
2002, 87 sayfa

Meme kanseri kadınlar arasında kanser nedeniyle olan ölümlerin en büyük nedenidir. Meme kanserinin erken teşhisi ölüm oranını düşürmektedir. Mamografi bu konuda kullanılan en yaygın yöntemdir. Bu çalışmada, mamogramlar üzerindeki hastalığın başlangıç aşamasında ortaya çıkan mikrokalsifikasyonların bulunması amacıyla bir yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntem topolojik açma işleminin eksiltmeli kümelenendirme yöntemi ile birleştirilmesi sonucu elde edilmiştir. Toplam otuz dört mamogram üzerinde denenen yöntem, mamogram üzerindeki mikrokalsifikasyon içeren bölgelerin bulunması ve sınırlarının belirlenmesinde %93 oranında başarı sağlamıştır. Ayrıca bu yöntemi mamogram üzerinde uygulayabilmek için, kişisel kullanıma yönelik ve ücretsiz yazılım teknolojileri kullanan bir PACS sistemi geliştirilmiştir. MEGARS adı verilen bu sistem ile, öncelikle mamogramların, çeşitli görüntü işleme yöntemleri ile incelenebilmesi amaçlanmıştır.

Anahtar Kelimeler : Görüntü İşleme, PACS, CAD, Mamogram, Sayısal Topoloji, Bulanık Kümelenendirme.

ABSTRACT

Master of Science Thesis

DIAGNOSIS OF CANCER IN MAMMOGRAMS BY USING TOPOLOGICAL MEDIAN METHOD

İBRAHİM KIVANÇ CİHAN

Anadolu University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Electrical and Electronics Engineering Program

Supervisor: Asisst. Prof. Hakan Güray ŞENEL
2002, 87 pages

Breast cancer is one of the leading causes of cancer related mortality among women. Early diagnosis of cancer reduces the rate of fatality. Mammography is the most widely used imaging technique for inspection. In this thesis, a method for detecting the early signs of breast cancer has been developed. This technique is composed of a filter based on digital topology and a fuzzy clustering method, c-means. It has been applied on 34 mamograms and a success rate of 93% has been achieved. Also, in order to make this method available for personal usage, a personal PACS system has been designed. The system, called MEGARS, is especially intended for mammogram inspection.

Keywords : Image Processing, PACS, CAD, Mammogram, Digital Topology,
Fuzzy Clustering

TEŐEKKÜR

Bu tez alıőması sűresince benden bilgi ve becerilerini esirgemeyerek her konuda beni yűnlendiren saygıdeęer danıőmanım Yrd. Do. Dr. Hakan Gűray ŐENEL' e, her zaman bana destek olan biricik aileme ve alıőma arkadaőlarım Banu ATAŐLAR, Semiha TűRKAY ve Pelin GűVEN'e teőekkűrlerimi sunuyorum.

İÇİNDEKİLER

	<u>sayfa</u>
ÖZET	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜR.....	iii
İÇİNDEKİLER.....	iv
ŞEKİLLER DİZİNİ	vii
ÇİZELGELER DİZİNİ	ix
1. GİRİŞ.....	1
2. GÖĞÜS KANSERLERİNİN BİLGİSAYARLA TEŞHİSİ.....	3
2.1 Mamografi Çeşitleri.....	3
2.2 Mamografinin Çekim Safhaları.....	4
2.3 Mamografi Yapılırken Alınan Görüntüler.....	5
2.4 Mammografik Analizlerde Kullanılan Yöntemlerinin Sınanması.....	6
2.5 Mammografik Analizlerde Kullanılan Görüntü İşleme Yöntemleri.....	7
2.5.1 Ön Hazırlık Safhası.....	8
2.5.1.1 Şüpheli Alanlarının Kontrasının Arttırılması....	8
2.5.1.1.1 Bölgesel Gri Seviye Eşikleme.....	8
2.5.1.1.2 Tüm Görüntüyü Gri Seviye Eşikleme.....	9
2.5.1.2 Arka Alandaki Gürültülerin Temizlenmesi.....	9
2.5.1.2.1 Ortalama Seçici Şemaları.....	9
2.5.1.2.2 Ortanca Süzgeçler.....	10
2.5.1.2.3 Seçici Ortanca Süzgeçler	11
2.5.2 Tümörlerin Tespiti.....	12
2.5.2.1 Kitlelerin Tesbiti.....	12

İÇİNDEKİLER (devam)

	<u>sayfa</u>
2.5.2.1.1 Sol ve Sağ Memenin Karşılaştırılması.....	13
2.5.2.1.2 Doku Analizi (Texture Analysis)....	13
2.5.2.1.3 Laplas Dönüşümünün.....	14
2.5.2.1.4 Bulanık Mantık.....	15
2.5.2.2 Mikrokalsifikasyonların Tespiti.....	18
2.5.2.2.1 Fractal Doku Modeli.....	19
2.5.2.2.2 Uzay Ölçeği Yaklaşımı.....	20
2.5.2.2.3 Dalgacık Tekniği.....	21
2.5.2.2.4 Matematiksel Morfoloji Yöntemleri	22
2.5.2.2.5 Yapay Sinir Ağları.....	27
3. SAYISAL TOPOLOJİ VE BULANIK KÜMELENDİRME.....	29
3.1 Sayısal Topoloji.....	29
3.1.1 Kuram.....	31
3.1.1.1 Bulanık Bağlılık (Fuzzy Connectedness).....	32
3.1.1.2 Bağlantı Haritası (The Connectivity Map).....	32
3.1.1.3 Birbirine Bağlı Bileşenlerin İşaretlenmesi	34
3.1.1.4 Topolojik Ortanca Süzgeçler.....	35
3.1.1.5 Görüntülerin Yeniden Yapılandırılması.....	38
3.1.2 Mikrokalsifikasyonların Bulunması.....	39
3.1.2.1 Topolojik Yöntem.....	39
3.1.2.2 Matematiksel Morfolojiyi Kullanan Yöntem....	48
3.2 Bulanık Kümelendirme (Fuzzy Clustering).....	49
3.2.1 Bulanık c-Means Algoritması.....	50
3.2.2 Eksiltmeli Kümelendirme Yöntemi.....	53

İÇİNDEKİLER (devam)

	<u>sayfa</u>
4. YÖNTEMİN SINANMASI.....	56
5. PACS.....	66
5.1 Pacs'ı Oluşturan Öğeler.....	67
5.2 PACS'in Yararları.....	68
5.3 PACS ve Bilgisayar Destekli Tanı Sistemleri.....	69
5.4 MEGARS: Tıbbi Görüntü Arşivleme Programı.....	71
5.4.1 Giriş.....	71
5.4.2 Programın Çalışma Prensibi.....	74
6. SONUÇ.....	81
7. KAYNAKLAR	83

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>sayfa</u>
2.1 Mamografi sırasında elde edilen görüntüler.....	5
2.2 “1’e yaklaşan sayıların üyelik fonksiyonu”.....	16
2.3 Aşınma ve Genişlemenin görüntüye etkisi.....	24
2.4 Açma ve Kapamanın görüntüye etkisi.....	25
2.5 Top-Hat dönüşümü.....	25
3.1 4 lü komşuluğun ve 8 li komşuluğun komşuluk grafikleri.....	30
3.2 Σ nın alt küme S ve S in tümleyeni \bar{S}	32
3.3 7x7’lik görüntü kesitinin Bağlantı Haritası.....	33
3.4 CCL algoritmasının uygulanması.....	35
3.5 CCL algoritmasının uygulanması.....	35
3.6 Klasik ortanca süzgeçler için komşu piksellerin ortanca değerlerinin hesaplanması.....	36
3.7 Topolojik ortanca süzgeçler için komşu piksellerin ortanca değerlerinin hesaplanması.....	36
3.8 Orijinal görüntünün yumuşatılmış görüntüden elde edilmesi.....	39
3.9 Aşınma ve Genişleme.....	39
3.10 Topolojik açma işlemi.....	43
3.11 8’li komşuluk.....	43
3.12 Topolojik işlemler sonucunda elde edilen görüntülerin iki boyutlu gösterimi.....	44
3.13 Yeniden Yapılandırılmış Görüntü.....	45
3.14 Yeniden elde edilmiş görüntülere eşit değerine göre düzenleme işlemi uygulandığında, orijinal görüntüde bulunan parlak noktaları (mikrokalsifikasyon) içeren görüntünün elde edilmesi.....	46
4.1 Bulanık c-means algoritması sonucu elde edilen mikrokalsifikasyon bölgeleri.....	58
4.2 Morfolojik işlemler ve eksiltmeli kümelendirme algoritması sonucu elde edilen mikrokalsifikasyon öbekleri.....	64
5.1 MEGARS programının genel görünüşü.....	74
5.2 Programın çalıştırılması	75

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>sayfa</u>
5.3 Hastaya ait bilgilerin ve röntgenlerin listelenmesi.....	75
5.4 Röntgenin görüntülenmesi.....	76
5.5 Röntgenin önceki inceleme tarihlerinin listelenmesi.....	77
5.6 Seçilen tarihte yapılan işlemlerin listelenmesi.....	78
5.7 Farklı tarihlerde yapılan işlemlerin görüntü üzerine uygulanması.....	78
5.8 Çizim Çubuğunun kullanılması.....	79
5.9 Notlar Penceresi.....	80

ÇİZELGELER DİZİNİ

	<u>sayfa</u>
4.1 34 tane mamogram için sayısal topoloji yöntemini kullanan algoritmanın verdiği sonuçlar ve başarı oranları.....	57
4.2 34 tane mamogram için algoritmanın verdiği sonuçlar ve başarı oranları.....	60
4.3 34 tane mamogram için morfolojik yöntemi kullanan algoritmanın verdiği sonuçlar ve başarı oranları.....	63

1. GİRİŞ

Göğüs kanseri, tüm dünyada, kadınlarda sık görülen ve ölüme yol açan bir kanser türüdür. Batılı ülkelerde yapılan araştırmalarda, 70 yaşına kadar yaşayan her 7 kadından birinin göğüs kanserine yakalandığı saptanmıştır [1]. Meme kanseri ölümcül olmasına rağmen, doktorlar tarafından erken teşhis edilebildiğinde tedavi edilme şansı vardır. Erken teşhis ve bunu izleyen tedavi, yaşama şansını arttıran unsurlardandır.

Göğüs kanserinin erken teşhisinde kullanılan başarılı yöntemlerden biri "mamografi"dir. Mamografi, göğsün çeşitli açılardan röntgeninin alınmasıdır. Mamografiyle yapılan incelemeler sonucunda erken yapılan teşhisin, göğüs kanserinin ölüm riskini %30 oranında azalttığı bilinmektedir [2]. Kanser belirme riskinin arttığı kırk yaşının üstündeki kadınlara düzenli olarak mamografi çektirmeleri önerilmektedir. Mamografinin maliyetinin oldukça düşük olması, bu yöntemin yaygın olarak kullanımını sağlamıştır.

Mamografik incelemeler sonucunda, tüm kanser olgularının %35'inde, "kanserin ilk aşamalarında görülen mikrokalsifikasyon öbeklerinin" belirmesi, erken tanıda mamografinin önemini yeterince açıklamaktadır [2]. Mikrokalsifikasyonlar, kanserli hücrelerin etkisiyle beliren ve genellikle öbekler halinde görülen küçük kalsiyum birikmeleridir. Bunlar, mamogramlar üzerinde parlak noktalar halinde belirirler. Mikrokalsifikasyonlar 0.1 mm'den 5 mm yarı çapa kadar değişen büyüklüklerde bulunabilir. Mamogramlar incelenirken doku içine gömülmüş mikrokalsifikasyonlarının belirlenmesi dikkat gerektiren bir süreçtir. Öbek halinde bulunan mikrokalsifikasyonların analizinde, büyüklük, şekil ve radyolojik yoğunluk büyük önem taşır. Mikrokalsifikasyon kümesi (cluster) denilince en az üç mikrokalsifikasyonun 1 cm² alanda oluşturduğu grup anlaşılır. Teşhiste, küme içindeki nokta sayıları ve dağılımları göz önüne alınır.

Artan sayıda mamogramın, sınırlı sayıda radyolog ve doktor tarafından incelenmesi gerektiğinden, insan hataları nedeniyle oluşan yanlış teşhisler, ölüme neden olabilen hatalara yol açabilmektedir. Mamogramlardan daha iyi yararlanabilmek ve teşhislerdeki doğruluk oranını arttırabilmek için, Bilgisayar –

Destekli Tanı (CAD – Computer Aided Diagnosis) sistemleri geliştirilmektedir. CAD sistemleri, dikkat ve uzun süre gerektiren incelemelerde ve belirgin olmayan mikrokalsifikasyonların bulunmasında radyologlara kolaylık sağlamaktadır.

PACS (Picture Archiving and Communication System) hastanelerde kurulan, sayısal görüntü arşiv ve görüntüleme sisteminin genel adıdır. Mamogram incelemelerinde PACS sistemlerine eklenen Bilgisayar Destekli Tanı modülleriyle mamogramların incelenmesi sağlanmaktadır. PACS sisteminin kurulumu, büyük yatırım ve emek gerektirdiğinden az sayıda hastanede kullanılmaktadır. Özellikle küçük yerleşim merkezlerinde bulunan sağlık kuruluşlarında PACS sistemlerinin kurulması söz konusu değildir.

Bu tezde yapılan çalışmada, mamogramlar üzerinde mikrokalsifikasyon öbeklerinin saptanması ve tanının konulması için bir yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntem, mamogram incelemelerinde kullanılabilen diğer tekniklerle birlikte bir yazılım içine yerleştirilmiştir. Programı kullanan radyologun görüntüler üzerinde inceleme yapması ve çeşitli yöntemleri denemesi sağlanmıştır. Bu tez çalışmasının sonucunda hazırlanan yazılım, kişisel kullanım için tasarlanmış, ucuz ve genişlemeye olanak tanıyan bir PACS platformudur. Mikrokalsifikasyonların saptanması ve kanser riskinin bulunması için bu çalışmada geliştirilen yöntem de bu sistem üzerinde çalışmaktadır. Hazırlanan yazılım, lisans gerektirmeyen yazılım parçalarını içerdiğinden ücretsizdir.

Tezin ikinci bölümünde, mamogramlar üzerinde kanser teşhisiyle ilgili bir literatür çalışması sunulmaktadır. Genelde göğüs kanserlerinin teşhisiyle, özelde de mikrokalsifikasyonların saptanmasıyla ilgili görüntü işleme yöntemleri tanıtılacaktır. Üçüncü bölüm, bu çalışmada geliştirilen yöntemle ilgilidir. Kümelerin belirlenmesinde kullanılan topolojik ortanca süzgeçli ön işlem aşaması, yeniden yapılandırma, eşikleme, eksiltmeli kümelendirme algoritması ve “bulanık c-ortalamarı” kümeleme tekniği anlatılacaktır. Dördüncü bölüm, bu yöntemle elde edilen sonuçları içermektedir. Beşinci bölümde, bir PACS sistemini oluşturan öğeler anlatılmaktadır. Yazılım ve donanım bileşenlerinin maliyetlerini düşürebilmek için ne tür bileşenler kurulmasının gerektiği ve bu tezin kapsamı içindeki kişisel PACS sisteminin nasıl kurulabileceği açıklanacaktır.

2. GÖĞÜS KANSERLERİNİN BİLGİSAYARLA TEŞHİSİ

Mamografi, göğüs dokusunun X-ışınlarıyla alınan görüntüsüdür. Mamografide, düşük dozajlı X-ışını, yüksek kontrastlı ve yüksek yoğunluklu filmler ve özel olarak tasarlanmış röntgen cihazları kullanılır. Meme kanserinin tedavisinin başarıya ulaşmasında erken teşhis çok önemlidir ve bu da mamografi sayesinde ucuz ve hızlı bir şekilde sağlanabilir.

Mamografi, göğüs içerisinde kanser nedeniyle olan değişiklikleri kadının kendisi ya da doktoru tarafından hissedilemeyecek haldeyken bile görüntüleyebilir. Kanserli olma şüphesi bulunan kitlenin tespiti sonrasında, bunun kanserli olup olmadığının belirlenmesinde de mamografi kullanılabilir. Biyopsi, kanser olmasından şüphelenilen dokunun laboratuvar şartları altında kanser olup olmadığının belirlenmesi işlemidir. Bir anormalliğin bulunması durumunda, özel bir mamografi türü (Stereotactic Mammography) yardımıyla yapılan biyopsi, teşhisin doğrulanması amacıyla kullanılır.

2.1 Mamografinin Çeşitleri

Mamografi genel olarak iki bölümde incelenebilir. Birincisi, hastalık olup olmadığını belirlemek amacıyla yaptırılan kontrol amaçlı mamografi, ikincisi de hastalık riski taşınan göğüslere uygulanan tanı amaçlı mamografidir.

Kontrol amaçlı mamografi, risk grubu içinde yer alan, örneğin 40 yaş üzeri kadınlarda olabilecek meme kanserlerini erkenden teşhis etmek için kullanılır. Düzenli olarak yapıldığında erken tanı olasılığını arttırarak tedavinin başarıya ulaşma şansını önemli bir ölçüde yükseltir. Kırk yaşını geçen her kadının yılda bir kez kontrol amaçlı mamografi yaptırması önerilmektedir. Göreceli olarak daha yüksek risk taşıdığı var sayılan, örneğin birinci derece akrabaları içinde daha önce göğüs kanserine yakalanmış kişiler bulunan kadınlar, doktor önerisiyle daha erken yaşlarda bu uygulamaya başlayabilirler.

Tanı amaçlı mamografi, kanser belirtisi olması muhtemel şikayetleri olan kadınlar ile kontrol amaçlı mamografisinde normal olmayan oluşumlar görülen kadınlar için uygulanan bir yöntemdir. Bu tür daha ayrıntılı bir işlemidir ve kontrol

amaçlı mamografiden daha uzun zaman alır. Kuşkulu dokunun tam yerini ve boyutunu belirlemek ve kanserin hangi bölgelere yayıldığını anlamak için yapıldığından göğüs daha değişik açılardan görüntülenir ve dolayısıyla daha pahalıdır.

2.2 Mamografinin Çekim Safhaları

Mamografi çekilirken, işlemi gerçekleştiren uzman, hastayı gerekli konuma getirerek her bir göğsü ayrıca görüntüler. Her çekimde göğüs, fotografik bir filmin üstüne konumlandırılır ve şeffaf iki levha arasına sıkıştırılır. Bu işlem göğsün düzleşmesine neden olur ve daha fazla doku parçasının üst üste gelmeden görüntülenmesini sağlar.

Bazı durumlarda uzmanlar, mamografiden önce, göğüs derisi üzerine yapışkan yer belirleyiciler koymaktadırlar. Bunlar mamogramlar üzerinde belirgin bir işaret yaratırlar. Bu işaretlemenin amaçlarından biri, kanserle ilişkisi olmayan, örneğin daha önce yapılan bir ameliyatın izleri gibi oluşumların işaretlenmesidir. Benzer işaretler, şüpheli bölümleri belirtmek için de kullanılmaktadır. Mamogramdaki yer bilgisini pekiştirmek için, göğüs ucuna bir işaretleyici konulabilir.

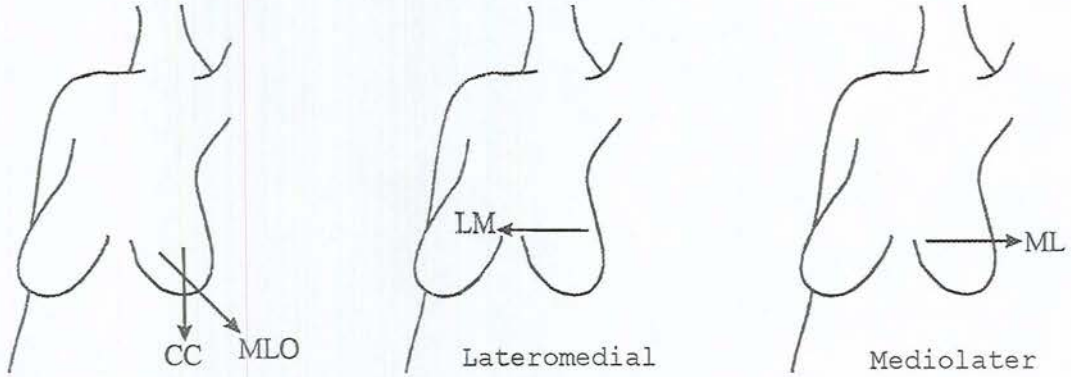
Mamogram çekilirken, bir X-ışını kaynağı çalıştırılır ve oluşan ışınlar sıkıştırılmış olan göğsün içinden geçerek, alttaki fotoğraf filmine ulaşır. Film üzerinde bulunan özel bir fosfor tabakası, üzerine düşen X-ışınlarının gücüne göre parlar ve parlaklık fotoğraf filmi tarafından kaydedilir. X-ışınları, farklı yoğunluktaki ve tipteki dokulardaki soğurulma oranı farklı olduğu için, göğsün iç yapısı görüntülenmiş olur. Göğüs, yağ, lif dokusu ve salgı bezlerinden oluşmuştur. İyi huylu tümörler ve kanser olan kitleler de dahil olmak üzere, göğüs kitleleri mamogram filmi üzerinde beyaz bölgeler olarak görünürler. Yağ, mamogram filmi üzerinde siyah olarak görünür. Bunun dışında ki her şey (salgı bezleri, bağ dokusu, tümörler, mikrokalsifikasyon gibi diğer önemli anormallikler) mamogram filmi üzerinde farklı gri tonları olarak belirir.

Mamografi filminin işlenmesi normal bir fotoğraf filminin işlenmesinden farklı değildir. İşlenmiş olan mamogramlar, radyologlar tarafından değerlendirilir. Radyologlar her iki göğsün mamografisini birbiriyle ve yeni mamogramları aynı hastanın eskiden alınmış mamogramlarıyla karşılaştırırlar. Değerlendirmede gölgelere ve göğüs dokusu yoğunluğunun dağılımına bakılır.

Mamogram parmak izi gibidir, kadından kadına farklılık gösterir. Ayrıca farklı zamanlarda çekilen mamogramlar da birbirine benzemez. Fakat uzman bir radyolog bunları kullanabilir. Daha önce çekilmiş mamogramlarla yeni çekilen arasındaki küçük farklar kansere erken aşamada tanı konmasını sağlayabilir.

2.3 Mamografi Yapılırken Alınan Görüntüler

Kontrol amaçlı mamografi yapılırken, sağ ve sol göğüsler ayrıca görüntülenir. Bu işlem sırasında üstten (cranial-caudal görüntü, CC) ve bir açıyla, eğimli olarak yandan (mediolateral-oblique, MLO) görüntü alınır (Şekil 2.1).



Şekil 2.1. Mamografi sırasında elde edilen görüntüler

Mammografide erken teşhiste kullanılabilecek kanser belirtileri, göğüs dokusunun yapısında bozulmalar, iki göğüs arasında görülen yapısal farklılıklar ve mikrokalsifikasyon öbeklerinin gözlenmesidir. Bu belirtiler uzmanlar tarafından aranarak hastalık tespit edilmeye çalışılır. Bazı durumlarda, mikrokalsifikasyonlar, gözle görülemeyecek kadar küçük yada meme dokusunun içine iyice gömülmüş durumda olabilmektedir. Özellikle bu gibi durumlarda mamogramların incelenmesinde bilgisayar desteği gerekli olabilir.

2.4 Mamografik Analizlerde Geliştirilen Bilgisayarlı Yöntemlerin Sınanması

Bilgisayarlarla yapılan mamografik analizlerin başarı oranlarını belirlemek için radyologlar tarafından işaretlenmiş mamogramlar kullanılır. Bu mamogramlarda, mikrokalsifikasyon öbeklerinin yerleri ve öbek içinde bulunan mikrokalsifikasyonların sayıları belirlenmiştir. Kanser kitlesi bulunan görüntülerdeki oluşumlar da iyi huylu ve kötü huylu olarak ayrılmıştır. Bu görüntüler mamogram veritabanları olarak, çeşitli hastaneler ve araştırma kurumları tarafından İnternet'te bilimsel araştırmalarda kullanılmaları için sunulmaktadır. Bunların içinde en yaygın kullanılanı, Nijmegen Hastanesi'nin sunduğu veritabanıdır. Bu veritabanında 40 görüntü bulunur ve bunların hepsi iki radyolog tarafından birbirinden bağımsız şekilde işaretlenmişlerdir. Diğer bir veritabanı da Florida Üniversitesinin Tıp Fakültesi Hastanesi tarafından hazırlanmıştır. Şu ana kadar hazırlanmış en ayrıntılı ve en fazla görüntü içeren veritabanı niteliğindedir.

Mamogramlar üzerinde uygulanan yöntemler iki bölüme ayrılabilir. Birincisi, sayılaştırılmış mamogramların üzerinde mikrokalsifikasyonların tespitidir. Bu bölümdeki çalışmalar genellikle göğüs kanserlerinin erken teşhisi için geliştirilmektedir. İkinci bölümse, göğüsteki kitlelerin bölütlenmesi ve kötü huylu olup olmadıklarının belirlenmesidir. Bu grupta ise, göğüsteki kitlelerin kötü huylu olup olmadıklarının biyopsi yapılmadan bulunması için geliştirilen yöntemler vardır. Bu tezin konusu mikrokalsifikasyonların tespit edilmesi olduğundan ikinci bölüm üzerinde ayrıntılı şekilde durulmayacaktır.

Belirleme algoritmalarının sonuçlarının karşılaştırılması dikkat gerektiren bir işlemdir. Her araştırmacı başarı oranlarını belirlemek için kendi algoritmasını oluşturmuştur. Bu yüzden meydana çıkan bazı zıtlıklar [42] vardır. Bunlardan birisi hedef tanımlarının farklılıklar göstermesidir. Hedef, en basit anlatımıyla, sistemin bulmaya ve işaretlemeye çalıştığı, görüntüdeki mikrokalsifikasyon içeren alanlardır. Sistemin hassasiyeti de bu hedefleri seçebilme yeteneğine bağlıdır. Genel olarak seçilen değişik hedef bölgeleri, biyopsiyle bulunan kötü huylu kümeler, radyolog tarafından tespit edilen kümeler ve mikrokalsifikasyonların bulunduğu kümelerdir. Zıtlıklardan biri de, algoritmaların sınanmasında

kullanılan görüntülerin belirli bir sayısının olmamasıdır. Çok değişik sayıda (16'dan 250'ye kadar) görüntü, algoritmaların performansını değerlendirmek için kullanılmaktadır. Bu da algoritma performanslarının karşılaştırılmasını güçleştirmektedir.

Bu tez çalışmasında geliştirilen yöntemin sınanmasında toplam 34 adet görüntü kullanılmıştır. Başarı oranları olarak, yöntemin mikrokalsifikasyon öbeklerinin yerlerini doğru şekilde bulması seçilmiştir. Tek mikrokalsifikasyonların bulunması yerine, öbeklerin bulunması önemli görülmüştür.

2.5 Mamografik Analizlerde Kullanılan Görüntü İşleme Yöntemleri

Göğüs kanseri olan kadınların çektiikleri mamogramlar, %10 - %30 oranında olumsuz sonuç verebilmektedir [20]. Ayrıca radyologlar için içlerinde çok azı anormallikleri gösteren çok sayıda görüntüyle ilgilenmek zor bir iştir. Bu nedenler, göğüs kanserinin teşhisinde bilgisayar tabanlı sistemlerin yaygınlaşmasına neden olmuştur.

Mamogramların bilgisayar tarafından analizinde üç temel sorun bulunur. Birincisi, mamogramların düzgün dağılımı olmayan zeminler üzerinde, düşük piksel değerlerine sahip küçük boyutlarda mikrokalsifikasyonlar içermesidir. Bu yüzden, mamogramlar üzerindeki belirtilerin tespiti oldukça zordur. Yoğunluk bakımından normal dokularla tümörlü dokular arasındaki fark azdır ve bu yüzden tümör alanları ve onların arka zeminleri arasındaki kontrast farklılıkları düşük seviyelerde olabilir. Ayrıca tümörlerin ilk aşamasındaki belirtiler gözle görülemeyecek kadar küçük farklılıklar olabilir. Tüm bu unsurlar mamogramlardaki belirtilerin bulunmasını güçleştirmektedir. İkinci sorun, mamogramlardaki teşhisi sağlayabilecek bilgilerin yoruma açık olmasıdır [21]. Belirtileri her radyolog farklı yorumlayabilir. Sonuncu ise, hastalığın teşhisi için kullanılan görüntülerin, diğer hastalıkların teşhisinde kullanılan görüntülerden daha iyi bir çözünürlüğe sahip olma gereksinimidir. Bu durum işlenmesi gereken veri miktarını artırır.

Bilgisayarlı tespit süreci üç aşamadan oluşur. İlk olarak ön hazırlık sürecinde tüm görüntü işlenir. Görüntüde teşhiste kullanılmayan özelliklerin ortadan kaldırılması amaçlanır. Bundan sonraki bölütleme aşamasında belirtilerin görüntü üzerindeki yerleri belirlenir. En son aşamadaki karar verme sürecinde, bulunan belirtilerin kanser işaretleri olup olmadıklarına karar verilir.

Mamogramın incelenmesinde, tümör olduğu düşünülen kitleyi yada şüpheli alanı bulabilmek için bazı noktalara dikkat edilmesi gerekmektedir. Genellikle şüpheli alan; 1. çevresindeki dokudan daha parlaktır; 2. düzgün bir dağılıma sahiptir; 3. değişik boyutlarda ama genellikle dairesel şekildedir; 4. bulanık kenarlara sahiptir. Ama her şüpheli alanın tümör içermesi zorunluluğu yoktur. İyi huylu tümör yada radyologun daha detaylı incelemek için seçtiği bir alan olabilir.

2.5.1 Ön Hazırlık Safhası

Ön hazırlık safhası genellikle iki amaçla yapılır. Birincisi görüntüdeki şüpheli alanların bulunması için görüntünün kontrastın artırılmasıdır. Arka plandaki bozulmaların ve gürültülerin yok edilmesi ikinci amaçtır.

2.5.1.1 Şüpheli Alanlarının Kontrastının Arttırılması

2.5.1.1.1 Bölgesel Gri Seviye Eşikleme

Bu yöntemde bir piksel merkeze alınarak, bunun çevresindeki alanda ortalama ve standart sapma hesaplanır. Eğer merkezdeki pikselin değeri, ortalamadan büyükse, standart sapmanın daha önceden belirlenmiş katıyla çarpılıp yerine yazılır, eğer küçükse sabit bir değere atanır [22]. Bu şekilde, görüntünün bölgesel özellikleri kullanılarak siyah-beyaz bir görüntü oluşturulur. I orijinal görüntü, $T_k(I)$ bu görüntüden elde edilmiş eşik görüntüsü olmak üzere, gri seviye eşikleme işlemi Formül 2.1'deki gibi ifade edilebilir.

$$T_k(I) = \begin{cases} (\alpha * \sigma), & I(p) \geq k \\ \beta, & I(p) < k \end{cases} \quad (2.1)$$

Burada σ işlenen pencerenin standart sapmasını, α ve β pozitif sabit tamsayıları göstermektedir.

2.5.1.1.2 Tüm Görüntüyü Gri Seviye Eşikleme

Genel eşikleme yöntemiyle, gri seviye histogram oluşturulduktan sonra, histogramın en yüksek noktasının daha önceden belirlenmiş bir yüzdesinden daha büyük olan pikseller aynen bırakılırken diğer pikseller sabit bir değere eşitlenir [23]. Bölgesel gri seviye eşiklemeye göre daha kısa zamanda uygulanabilir. Farklı nitelikte bölgeler içeren görüntülere uygulanması hatalı sonuçlar verebilir.

2.5.1.2 Arka Alandaki Gürültülerin Temizlenmesi

Arka plandaki gürültülerin ortadan kaldırılmasındaki temel amaç gereksiz ayrıntıların süzülmesi ve önemli bölümlerin daha belirgin bir duruma getirilmesidir. Teşhiste kullanılan en belirgin görüntü özelliği kenarlardır. Bu yüzden kenarların mümkün olduğunca bozulmaması gereklidir. Bu işlem üç farklı yöntem kullanılarak yapılabilir.

1. Ortalama seçici şemaları (Selective Averaging Schemes)
2. Ortanca süzgeçler (Median Filters)
3. Seçici ortanca süzgeçler (Selective Median Filtering)

2.5.1.2.1 Ortalama Seçici Şemaları (Selective Averaging Schemes)

Kenar bilgilerini kaybetmeden gürültüyü temizlemek ve görüntüyü yumuşatmak, yumuşatma işleminde kenar üzerindeki pikselleri hesaba katmayan yöntemlerle mümkün olabilir. Bunu başarmanın bir yolu, komşu piksellerin oluşturduğu alt kümenin ortalamasını, seçilen komşuluğunun kenarlarının bu alt kümeyi kesmemesini sağlayarak sınırlamaktır. Bir pikseli merkez alan $(2N+1) \times (2N+1)$ 'lik ($N > 0$) kare bölgedeki tüm pikselleri komşular olarak adlandıırırsak, orta pikselin değeri komşuluğunda bulunan piksellerin ortalama değeriyle değiştirilerek yumuşatma işlemi yapılır. Bu işlem Formül 2.2'de verilmiştir.

$$g(x, y) = \frac{1}{(2N + 1)^2} \sum_{\xi = -N}^{+N} \sum_{\eta = -N}^{+N} f(x + \xi, y + \eta) \quad (2.2)$$

$f(x, y)$: Komşuluktaki piksellerin değeri,

N, ξ, η, x, y : Pozitif tam sayı

Formül 2.2 merkez noktanın çevresinde tek sayıda piksel içeren kare şekilli bir komşuluk için tanımlanmıştır. 3x3'lük komşuluk için ortalama hesaplanacak olunursa Formül 2.3'ü elde edilebilir.

$$g(x,y) = \frac{1}{9} (f(x-1,y-1) + f(x-1,y) + f(x-1,y+1) + f(x,y-1) + f(x,y) + f(x,y+1) + f(x+1,y-1) + f(x+1,y) + f(x+1,y+1)) \quad (2.3)$$

Komşulukta bulunan dokuz pikselin değeri toplanarak, 9'a bölünmesiyle 3x3'lük kare bölgenin merkezdeki pikselin yeni değeri hesaplanır. Merkez noktanın değerinin hesaplanmasında üç temel yöntem esas alınır.

- Kenar korumalı yumuşatma: Bu yöntem sadece, merkezdeki pikselin değişik yönlerdeki düzgün dağılımlı komşuluklarını bulmayı ve bunların ortalamasını hesaplamayı amaçlar [24]. Tarama işleminde, merkez pikselin çevresindeki pencere döndürülerek varyans bilgileri hesaplanır ve ortalama almak için en küçük varyanslı pencere seçilir.
- Yarım komşuluk yöntemi: Bu yöntem, bölgenin kenarlarındaki pikseller için komşuluğu iki parçaya böler. Piksel değeri en büyük olan bölgenin ortalaması, tüm bölgenin ortalaması olarak seçilir [25]. Bu yöntem, kenarların düz ve art arda gelen komşu piksellerin birleşiminden oluştuğunu varsaymaktadır.
- Yönlü yumuşatma: Bu yöntem, yarım komşuluk yöntemine benzemekle birlikte, bölgenin içinde bulunan pikseller için ortalama, komşuluktaki tüm pikseller kullanılarak hesaplanır [26]. Eğer kenar söz konusu ise, kenarın yönü boyunca uzanan piksellerin komşuluğu kullanılarak yönlü kenar alınır. Kenarın pozisyonu ve yönü, dört yönlü kenar bulma maskesiyle görüntü evriştirilerek (convolution) bulunur.

2.5.1.2.2 Ortanca Süzgeçler (Median Filters)

Ortanca süzgeçler, ortalamaya dayanan yöntemler gibi ortalama değeri bulmak için kullanılır. Bunu yaparken komşuluktaki piksel değerlerinin aritmetik ortalamasını almak yerine, ortanca değeri hesaplanır. Genel olarak bu yöntemin

kenarları bozmadığı bilinmektedir. Bu nedenle ortanca süzgeç iki boyutlu sinyallerdeki gürültüleri kenarları bulandırmadan ortadan kaldırmak için kullanılmaktadır [27].

İki boyutlu ortanca süzgeçlerde gözlem alanı olarak doğru parçaları, kareler ve çemberler, $W(i,j)$, tanımlanabilir. Bir resimde $\{ x_{ij} : (i,j) \in Z^2 \}$ iki boyutlu, (i,j) koordinatları merkezli, süzgeç penceresi, $W(i,j)$, için ortanca süzgeç çıktısı

$$x_{ij} = \text{median} \{ x_{rs} : (r,s) \in N(i,j) \}, (i,j) \in Z^2 \quad (2.4)$$

şeklindedir. $N(i,j)$, görüntüdeki $W(i,j)$ gözlem penceresi tarafından kapsanan alanı göstermektedir.

Eğer bir görüntü gürültü gibi bir dürtüye sahipse, ortanca süzgeçten geçirmeyle sinyale önemli bir zarar vermeden gürültü temizlenir. Bu yöntemin kenar bilgisini, aritmetik ortalamaya dayalı doğrusal süzgeçlere göre daha iyi koruduğu gösterilmiştir [27, 28].

2.5.1.2.3 Seçici Ortanca Süzgeçler (Selective Median Filtering)

Standart ortanca süzgeçlerin kenarları koruma başarısı, şüpheli alanların sınırlarının tam olarak belli olmaması nedeniyle mamogram için pek uygun değildir. Bu yüzden Lai tarafından ortanca süzgeç için bir düzenleme yapılarak, seçici ortanca süzgeç (SMF) tanımlanmıştır [29].

Görüntüdeki (i,j) koordinatları merkezli, süzgeç penceresi $W(i,j)$ için, seçici ortanca süzgeç çıktısı

$$x_{ij} = \text{median} \{ x_{rs} : (r,s) \in N(i,j) \text{ ve } |x_{rs} - x_{ij}| < T \}, (i,j) \in Z^2 \quad (2.5)$$

şeklindedir. $N(i,j)$, görüntüdeki $W(i,j)$ penceresi tarafından kapsanan alanı ve T görüntünün eşik değerini (threshold) göstermektedir.

Ortalamanın hesaplanmasında, pikseller kümesinin değeri bir eşik değerinden, T , büyük olmaması için sınırlandırılır. T parametresinin değerini ayarlayarak, kenar boyutu kontrol edilebilir. Eğer T değeri küçükse SMF'nin kenar koruma özelliği çok güçlü ama netleştirme etkisi küçük olacaktır. Eğer T

büyükse, SMF ters şekilde davranacaktır. Gürültüyü başarılı bir şekilde yok etmek için, ya büyük pencere boyutuna sahip süzgeç kullanılmalı ya da süzgeç bir kaç kez ardarda uygulanmalıdır. İlk yaklaşım bir çok sorunu da beraberinde getirmektedir [30]. Düzgün dağılımı olan alanlarda alçak geçiren süzgeç gibi davranması için tasarlanmış bir ortanca süzgeç, pencere boyutunun büyütülmesiyle daha çok bant geçiren süzgeç (bandpass filter) gibi davranır. Ayrıca pencere boyutunun büyütülmesi sinyal-gürültü oranını artırmasına rağmen, görüntünün yapısını bozabilir.

2.5.2 Tümörlerin Tespiti

Mamogramlar üzerinde tümörlerin tespiti iki şekilde yapılmaktadır. Birincisinde kanserin ilerleyen safhalarında görülen kitlelerin bulunması gerçekleştirilmektedir [7, 8, 9]. İkincisinde, kanserin ilk safhalarında görülen mikrokalsifikasyonların belirlenmesi yapılmaktadır.

2.5.2.1 Kitlelerin Tespiti

Mamogramlar üzerindeki tümörlerin bulunmasına yönelik ilk algoritmalar, kitlelerin belirlenmesi için tasarlanmıştır. Bunlara örnek olarak aşağıdakiler verilebilir:

1. Sol ve sağ memenin karşılaştırılması: Sağ ve sol memedeki dokular genellikle simetrik yapıya sahiptir. Bu yöntemde sağ ve sol memeyi karşılaştırarak simetriyi bozan dokular bulunur.
2. Doku analizi: Göğüs dokusunun yoğunluk dağılımındaki değişiklikleri kullanarak şüpheli alanları bulmayı amaçlayan bir yöntemdir.
3. Laplace dönüşümü: Kanserli kitleleri ve onları çevreleyen alanları bulmak için mamogramın h-int gösterimini [34] ve bu gösterimin Laplace dönüşümünü kullanan bir yöntemdir.
4. Bulanık mantık: Bu yöntem, değişik görüntü işleme yöntemleriyle yumuşatılmış görüntüleri yoğunluk bilgilerine göre bölgelere

ayırarak, piksel değerleri daha yoğun olan bölgeleri ortaya çıkarmayı amaçlar.

2.5.2.1.1 Sol ve Sağ Memenin Karşılaştırılması

Geiger, mamogram üzerindeki kitlelerin tespiti için sağ ve sol taraftan alınan mamogramların karşılaştırılmasına dayanan yöntemi önermiştir [31]. Bu yöntem, normal sağ ve sol memenin simetrik olan yapısını kullanarak, farklı kitleleri bulmayı amaçlamaktadır. Sağ ve sol mamogramda otomatik tanıma yöntemleri uygulandıktan sonra, her bir mamograma gri seviye eşikleme işlemi uygulanmakta, ardından da doğrusal olmayan bir çıkarma tekniği kullanılmaktadır.

Sağ ve sol mamogramdan on tane değişik değerlerde eşiklenmiş görüntü elde edilir. Daha sonra sağ ve sol meme birbirinden çıkartılarak on tane çift yönlü fark görüntüsü oluşturulur. Bu görüntülerdeki veriler birbirleriyle bağlanır ve her iki meme için şüphelenilen kitlelerin kontrastının artırıldığı iki görüntüde toplanır.

2.5.2.1.2 Doku Analizi (Texture Analysis)

Doku analizi, mamogram üzerindeki şüpheli kitlelerin tespiti amacıyla ilk olarak Undrill tarafından kullanılmıştır [32]. Bir görüntüdeki dokuların özellikleri, ton değişikliklerinin uzamsal dağılımı hakkında bilgiler içerir. Ton kavramı, belirli bir bölgedeki piksellerin yoğunluklarını temel almaktadır. Bir bölgenin dokusu, ton değerlerinin daha küçük bir komşuluğundaki uzamsal değişimlerinin şeklini tanımlar. Bu yöntem temel olarak LAW matrislerini kullanır. Bunlar matris formunda birleştirilmiş beş vektörden oluşur. Bu matrislerle görüntü evriştirildiğinde (convolved), görüntünün yapısal bileşenleri elde edilir. Bu işlem için RR maskesinin en iyi sonuçları verdiği saptanmıştır [32]. Bu maske eş yönlü, fark alıcı süzgeçtir (iso-directional differentiating filter) ve yağ dokusu gibi daha yüksek doku özelliklerine sahip bölgelerle karşılaştırıldığında, düzgün alanlar için düzenli bir yanıt verir. Böylece, doku görüntüsündeki her noktayı merkez olarak alan bir pencere üstünden hesaplanan varyanslarla türetilmiş bir görüntü için bu bölgeler ortaya çıkarılabilir. Bu işleme doku enerjisinin ölçülmesi adı verilir. Daha sonra doku enerji görüntüsüne, gürültü ve birbirine benzemeyen

bölgeler içindeki yerel değişkenlerin etkilerini azaltarak, maskeler yardımıyla belirlenen mikro yapıların tespiti için ortanca yumuşatma (median smoothing) işlemi uygulanır [12].

Eşikleme (thresholding) işlemi, yoğunluk değerlerini kullanarak görüntü bileşenlerini arka plandan ayıran en basit bölütleme yöntemidir. Doku maskeleri sadece ilgilenilen kitlelerinin düzeltilmiş görüntülerini değil, aynı zamanda düzeltilmiş arka plan filmlerini de çıkarttığından iki aşamalı eşikleme işlemine ihtiyaç vardır.

Doku enerji görüntüsüne uygulanan ilk aşama, en yüksek ve en düşük eşik değerlerini uygulayarak, düzgün ve yoğun doku özelliklerine sahip bölgelerin ayrıştırılmasıdır. Doku enerjisinin tanımından dolayı düzgün dağılıma sahip bölgeler yüksek değerlere sahiptirler. Eşik değeri, düzgünleştirilmiş doku enerjisinin histogramındaki yüksek dokulu bölgelerin en düşük tepe noktası ve düzgün dokulu bölgelerin en yüksek tepe noktası olarak alınır.

İkinci aşamada, düzgün dağılımı olan karanlık arka plan görüntüsü ortadan kaldırılır. Bunun için, orijinal görüntüyle doku enerji görüntüsü eşiklenerek, yoğunluğu yaklaşık olarak sifira eşit olan alanlar çakıştırılır. Bu yöntemle elde edilen mantıksal maskeyi kullanarak bölütleme ayrıştırması (segmentation refinement) uygulanır. Bu eşik değeri, tüm görüntü için sabit bir değer olabilir. Bölütleme işleminin en sonunda, doku yapısında değişiklik olmayan arka plandan ayrılmış ve doku yapısında değişiklikler olan bölütlenmiş nesnelere oluşan ikili bir görüntü elde edilir.

Bu süzgeç ve görüntü işleme dizini, düzgün kitleleri ve yıldız şeklindeki kitleleri çerçeve içine alır. Ama bu teknik, iyi ve kötü huylu tümörleri birbirinden ayırt edememektedir.

2.5.2.1.3 Laplace Dönüşümü

Kitlelerin bulunması için Highnam tarafından kullanılan teknik, kanserli kitleleri bölütlemek için ön hazırlık basamağından ve orijinal mamogramın “h-int” gösterimine dönüştürülmesinden oluşmaktadır [34], [33]. H-int gösteriminde

çerçevenmiş kitleler tepe, çerçeveler (Halo) ise çukur olarak gösterilir. Çerçevelerin yerlerinin ve şekillerinin bulunması algoritmanın amacıdır. Matematiksel olarak, bir kitleden onu çerçeveleyen alana doğru ilerlemek, h-int yüzeyindeki eğri üzerinde hareketle uyumluluklar gösterir. Bu yaklaşımla h-int'in Laplace dönüşümünün işaretini kullanarak kitlelerin kenarları yada çukurlar bulunabilir.

Bu yöntemle, gerçek kitlelerin (iyi yada kötü huylu) negatif Laplace, kitleleri çevreleyen dokuların ise pozitif Laplace sergiledikleri anlaşılmıştır. Bunun sonucunda her kitlenin çevresinde değişik şekilde birer çerçeve olduğu düşünülmüştür. Bu çerçeve, kitlenin her yerinde aynı kalınlıkta olan bir çeşit kabuk olarak düşünülebilir. Bu kabuğun şeklinin kitleyle bozulduğu, iyi huylu kitlelerin bu şekil bozukluklarına göre değişik uzantılara sahip olurken, kötü huylu kitlelerinin sabit uzantılara sahip olduğu görülmüştür. Buradan çıkartılan diğer bir sonuç ise, sıkıştırma işleminin iyi huylu kitleler üzerinde büyük etkisi olduğu ve kitle şekline göre ölçülen sıkıştırılabilirliğin, iyi ve kötü huylu kitlelerin tespitinde kullanılabileceğidir.

2.5.2.1.4 Bulanık Mantık

Bulanık mantık kavramı ilk olarak 1965 yılında L. A. Zadeh tarafından ortaya atılmıştır [48]. Zadeh, klasik mantıkta doğru ve yanlışın, 1 ve 0 olarak gösterilebileceğini öne sürmüştür. Benzer bir akıl yürütmeye, bir mantık tanımı yapmış ve doğruluk yanlışlık arasındaki değerlerin [0,1] aralığında gösterilebileceğini ifade etmiştir. Böylece, uç değerler kullanarak sonuca varmak yerine dereceli ve göreceli değerlendirme yapma imkanı sunmuştur. Bu değerlere "üyelik derecesi" denir. "0" mutlak "yanlışlığı", "1" ise mutlak "doğruluğu" gösterir. Bu üyelik derecesi bir fonksiyonla ölçülebilir. Bu fonksiyon bir A bulanık kümesinin elemanlarını [0,1] aralığındaki gerçek bir değere dönüştürür. Aşağıdaki şekilde gösterilir.

$$\mu_A(x) \in [0, 1]$$

X boş olmayan bir küme olsun. X'deki bir bulanık A kümesi üyelik fonksiyonu Formül 2.6'da ki gibi tanımlanır.

$$A = \{ (x, \mu_A(x)) \mid x \in X \} \quad (2.6)$$

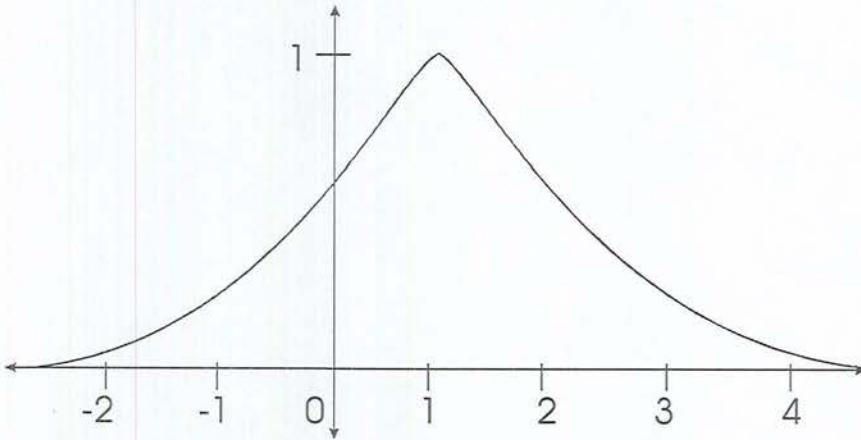
X evreni kesin ve sınırlı olduğu zaman A kümesi sembolik olarak aşağıdaki gibi gösterilir:

$$A = \left\{ \frac{\mu_A(x_1)}{x_1} + \frac{\mu_A(x_2)}{x_2} + \dots \right\} = \left\{ \sum_i \frac{\mu_A(x_i)}{x_i} \right\} \quad (2.7)$$

X evreni sürekli ve sınırsız ise A kümesi Formül 2.8'le gösterilir.

$$A = \left\{ \int \frac{\mu_A(x)}{x} \right\} \quad (2.8)$$

Örneğin, 1'e yaklaşan gerçek sayıların bulanık kümesinin üyelik fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanabilir (Şekil 2.2):



Şekil 2.2. "1'e yaklaşan sayıların üyelik fonksiyonu"

Yukarıdaki önerme için uygun fonksiyonlardan biri Gaussian eğrisidir, $\mu_{a,m}(x) = e^{-a(x-m)^2}$ $a > 0, m \in \mathbb{R}$. Örneğe uygun başka bir fonksiyon da seçilebilir.

Klasik küme teorisi bulanık teorilere genelleştirilebilir. Bu durum bulanık aritmetik, bulanık topoloji, grafik teorisi, bulanık olasılık, bulanık sistem teorisi, bulanık matematiksel programlama ve bulanık doğrusal programlama gibi alanların oluşmasına yol açmıştır. Bulanık mantığın en yaygın kullanım alanlarının başında, uzman sistemler, sistem analizi, karar analizi, nümerik analiz,

veri ve görüntü işleme, mühendislik, genetik algoritmalar, ekonomi ve robotik gibi konular gelmektedir.

Bulanık mantığın yaygın olarak kullanılmaya başlamasıyla mamogram üzerindeki kitlelerin bulunması konusunda da çalışmalar yapılmıştır. Bunlardan en önemlisi, Richmond'ın bulanık kümeleri temel alarak kitleleri bulan algoritmasıdır [35]. Bu algoritma, yumuşak dokulardaki anormallikleri bulan bir yöntemin parçası olarak geliştirilmiştir. Algoritma mamogramları yoğunluk bilgilerine göre çeşitli alanlara böler. Doku yapısında değişikliklerin bulunduğu bölgelerin yoğunlukları diğer bölgelerden daha parlak olan mamogramlarda, değişikliklerin sınırları belirlenebilmektedir.

Algoritma, mamografik doku değişikliklerinin ve desenlerin iki özelliği esas alınarak geliştirilmiştir. İlk olarak, parankimanın (bir organın en basit dokusu) çok belirgin sınırlara sahip olmaması nedeniyle, görüntü piksellerinin fark bölgelerine ayrılmasında bulanık kümeler prensibinin kullanılması uygun olmaktadır. İkinci olarak da, anormalliklerin bulunduğu dokuların ve kitlelerin genellikle belirli büyüklükleri olmamaktadır. Bu nedenle pikselin hangi doku tipinde olduğunun belirlenmesinde, bulanık küme teorisinin kullanılması iyi sonuç vermektedir.

Algoritma aşağıda belirtilen aşamalardan oluşmaktadır.

- Ağırlık Atanması (Weight Initialisation): İlk olarak $m \times m$ boyutunda, komşu piksellerin üyelik değerleri atanır. Bu üyelik değerleri, her bir komşu pikselin merkez piksele olan geometrik uzaklığının üssel değeriyle doğru orantılıdır (Formül 2.9).

$$P_j = \sum_{j=1}^n e^{-\alpha \|x_i - x_j\|^2} \quad (2.9)$$

Burada n penceredeki eleman sayısını, x_i merkez pikseli, x_j komşu pikseli ve α pozitif sabit bir sayıyı göstermektedir.

- Bulanık Üyelik Değerleri (Fuzzy Membership Values): Normalize edilmiş bir görüntüdeki her bir piksele, bulanık üyelik değeri atanır

(Formül 2.10). Burada kullanılan bulanık kümeler, koyu pikseller ile aydınlık pikseller kümeleridir. Üyelik değeri bir pikselin herhangi bir kümenin elemanı olmaya ne kadar yakın olduğunu belirtir.

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{2/m'-1}} \quad (2.10)$$

Burada c küme sayısı, m' pozitif tam sayı, d_{ik} k'nci pikselin i'nci küme merkezine olan uzaklıktır.

- Hata Hesaplaması (Error Calculation): Algoritmanın her bir basamağının sonucunda hata değeri hesaplanır. Hata fonksiyonu (J(U,v)), herhangi bir görüntü pikselinin "0" bölgesine, "1" bölgesine yada hiç birine atanıp atanmadığını göstermek üzere tanımlanmıştır. Formül 2.11 kullanılarak hesaplanan hata değeri, bir önceki basamakta hesaplanan değerlerle karşılaştırılır. Bütün piksellerin bulanık üyelik değerleri "0" yada "1" olan görüntüler için minimum hata üretilir. Eğer bir piksel için bulanık üyelik değeri 0.5'e eşitse, bu piksel için hata en yüksek değerdedir.

$$J(U, v) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^{m'} d_{ik}^2 \quad (2.11)$$

- Güncelleme Kuralı: Her bir basamaktan sonra, her bir pikselin bulanıklık ölçümü, hata fonksiyonun değerini düşürmek için değiştirilir.

Yukarıda belirtilen dört seviyeli bölütleme algoritması, her biri kötü huylu tümör içeren yirmi mamograma uygulanmış ve algoritmanın her bir görüntüyü dört bölgeye başarıyla ayırdığı görülmüştür. Ayrıca diğer bölgelerden daha parlak durumda olan kitlelerinin sınırlarının da tespit edildiği gözlenmiştir.

2.5.2.2 Mikrokalsifikasyonların Tespiti

Son yıllarda yapılan araştırmalar, meme kanserinin ortaya çıkış safhasında beliren mikrokalsifikasyonların tespiti üzerine yoğunlaşmıştır [4, 5, 6, 14, 36, 37,

38, 39, 41]. Mamogramlardaki mikrokalsifikasyonların tespiti amacıyla kullanılan yöntemler arasında aşağıdakiler sayılabilir:

1. Gürültülü kesirli Brown devirimi (Noisy Fractional Brownian Motion (NFBM)) adı verilen fraktal doku modeli [36],
2. Uzay ölçeği yaklaşımı (Space scale approach) [37],
3. Dalgacık modeli (Wavelets) [38],
4. Matematiksel morfoloji yöntemleri [14, 39],
5. Yapay sinirsel ağlar [41].

2.5.2.2.1 Fraktal Doku Modeli

Mikrokalsifikasyonları tespit edebilmek için yüksek çözünürlüğün gerekli olmasından dolayı işlenmesi gereken veri miktarı mamogramlarda çok fazladır. Guillement [36], işlenmesi gereken verileri aşamalı olarak azaltarak mikrokalsifikasyonları tespit eden bir algoritma geliştirmiştir. Azaltma işleminin her basamağında temiz olduğu varsayılan kümeler iptal edilir ve bir sonraki aşamada sonuç tekrar işlenir. Temiz alanları bulmak için fraktal katsayısından yararlanır. Fraktal katsayısı dağınıklığın ölçüsünü verir. Kanserli bölgeler temiz alanlara göre daha dağınık bir yapıya sahip olduklarından, fraktal katsayısı bu bölgelerde belirgin sapmalar gösterir.

Bu yöntem için aşağıdaki basamaklar kullanılır.

- Meme bölgesinin belirlenmesi: Basit histogram sınıflandırması ve topolojik işlemler kullanılarak meme bölgesinin sınırları tesbit edilir.
- Gri ölçek dönüşümü (gray scale transformation): Bu basamağın amacı, yararlı bilgilerin tüm görüntüye düzgün bir şekilde dağılmasını sağlamak ve derinliği azaltmaktır.
- Şüpheli alanların tespiti: Parankima, gürültülü kesirli Brown devirimi (Noisy Fractional Brownian Motion (NFBM)) adı verilen olasılığa dayalı fraktal doku modeliyle modellenir.

- Mikrokalsifikasyonları tanıma: Tanıma basamağında, geri kalan alanlardaki eşit yoğunluktaki bölgelerin haritaları bulunur.
- Küme tespiti: En son basamakta, hiyerarşik kümelendirme algoritmaları kullanılarak, görüntüde bir araya toplanmış mikrokalsifikasyonlardan oluşan alanlar belirlenir. Kümelendirme işlemi, sabit bir ölçekle özel yakınlık indeksi kullanılarak gerçekleştirilir.

Bu sistem olası mikrokalsifikasyonları içeren alanları otomatik olarak seçerek bu alanların sınırlarını belirler. Ama radyologlar, sonradan ilgilendikleri bazı bölgeleri elle seçmek zorundadırlar. Bir çok mamogram üzerinde görülen yanlış alarmlar (False Positive) yüzünden, elle seçme basamağı gerekli bir basamak olarak uygulanmalıdır.

2.5.2.2.2 Uzay Ölçeği Yaklaşımı (Space Scale Approach)

Netsh tarafından geliştirilen uzay ölçeği yaklaşımında, görüntü Gauss süzgeçlerinin Laplasıyla (Laplacian of Gaussian – LoG) ön hazırlık safhasından geçirilir [37]. Bu işlem çok ölçekli benek bulma işlemi gibi davranır ama LoG bant geçiren süzgeç gibi davrandığında, mamogram üzerindeki bir çok bileşen mikrokalsifikasyonlar gibi algılanır. Bu yüzden, tespit işlemini geliştirmek amacıyla mikrokalsifikasyonlar için matematiksel bir model öne sürülmüştür. Bu model, mikrokalsifikasyonları D çaplı ve C yerel sabitli parlak benek şeklinde çemberler olarak tanımlar. Bir bölgenin mikrokalsifikasyon olabilmesi için sabit C değerinin daha önceden tanımlanmış eşik değerini geçmesi gerekmektedir. Bu eşik değeri, modeldeki D çapına bağlıdır ve performans değerlendirmesi için tespit hassasiyetini belirli bir düzeye getirmek için kullanılır.

Modelin uzay ölçeğindeki karakteristik tepkisi, D ve C parametrelerine bağlıdır. LoG tarafından tespit edilen parlak bir leke için modelin parametreleri, verdiği tepkiden hesaplanabilir. Eğer hesaplanan kontrast, önceden tanımlanan eşik değerinden büyükse, leke mikrokalsifikasyon olarak işaretlenir, küçükse dikkate alınmaz. Bu yöntem tek mikrokalsifikasyonların tespitinde yüksek hassasiyete sahiptir. Yanlış alarm oranını düşürmek için, grup halindeki mikrokalsifikasyonların tespitinde basit kümelendirme algoritmaları kullanılır.

2.5.2.2.3 Dalgacık Tekniđi

Bir sistemden elde edilen sinyallerin analizinde kullanılan dönüşümlerden en çok bilineni Fourier dönüşümüdür (Fourier transform - FT) (Formül 2.12).

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k e^{jk(2\pi/T)t} \quad , \quad c_k = \frac{1}{T} \int_T x(t) e^{-jk(2\pi/T)t} dt \quad (2.12)$$

Burada $x(t)$ analiz edilecek sinyal, T sinyalin periyodu, c_k , $x(t)$ nin spektral bileşenlerini gösteren Fourier katsayısıdır. FT, zaman bilgisi içermeden bir sinyalin spektral bileşenleri hakkında bilgi verir. Bu yüzden, spektral bileşenleri zamanla değişen durağan olmayan sinyaller için kullanışlı değildir. Bu nedenle sinyallerin analizinde zaman-frekans gösterimine (time-frequency representation - TFR) gerek duyulmuştur. Bu konuda Fourier dönüşümünde yapılan ilk değişiklik, sinyalin bir zaman-sınırlayıcı pencere fonksiyonuyla çarpılarak durağan olarak kabul edilen birbirine bitişik bölütlere ayrılmasıdır. Her bir bölütün Fourier dönüşümünün alınmasıyla Kısa Süreli Fourier Dönüşümü (short time Fourier transform - STFT) elde edilir. STFT'de ortaya çıkan en büyük sorun tüm sinyaller için sabit bir pencere fonksiyonu kullanıldığından tüm frekanslarda sabit bir çözünürlüğün oluşmasıdır. Çünkü sinyalin hangi anında hangi spektral bileşenlerin ortaya çıkacağı bilenememektedir. Sadece belli bir zaman aralığındaki frekans bandı bulunabilir. Bu yüzden sinyalin belli bir zaman aralığındaki frekans bandını bulabilmek ve durağan olmayan sinyallerdeki süreksizliklerin yerini daha iyi tespit edebilmek için dalgacık dönüşümü (Wavelet transform - WT) kullanılan bir yöntem öne sürülmüştür (Formül 2.13). WT değişik uzunlukta pencereler kullanarak değişken zaman ve frekans çözünürlüğü sağlamaktadır.

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (2-13)$$

$$x(t) = \frac{C_\psi}{a^2} \int_{a>0} \int_b W(a, b) \psi \left(\frac{t-b}{a} \right) da db$$

$a > 0$ ve b sabit dönüşüm parametreleri, ψ ana dalgacık (mother wavelet), C_ψ , ψ ya bağlı bir sabit ve $\psi(a, b) x(t)$ 'nin sürekli dalgacık dönüşümüdür.

Dalgacık dönüşümlerini mikrokalsifikasyonların tespitinde kullanma fikri ilk olarak McLeod [38] tarafından ortaya atılmıştır. Dalgacık dönüşümü, belirli frekans bantlarındaki mikrokalsifikasyon belirtilerinin algılanabileceği düşüncesine dayanır ve frekans alanına geçirilen görüntünün bazı frekansları tespit için kullanılır.

Olası mikrokalsifikasyonların, mamogramların dalgacık ayrışımıyla (wavelet decomposition) tespiti ilk olarak Daubechies'in 3 seviyeli dalgacıkları kullanılarak başarılmıştır. Araştırmalar, mikrokalsifikasyon sinyalinin en temiz gösterimiyle gürültünün etkisinden kaynaklanan belirsizlik arasındaki maksimum ödümlemenin (trade off) sekizinci seviye olduğunu göstermiştir. Bu dönüşüm, görüntünün örtüşen 512x512'lik piksel bölgeleri üzerinden uygulanır [38].

Yeniden oluşturulan görüntüye, eşlenen uzamsal süzgeçle (Matched Spatial Filter) evrişim (convolution) uygulanır. Bu işlem sinyaldeki mikrokalsifikasyonları ortadan kaldırmadan, geri kalan yapısal bilgilerin kuvvetini düşürür. Bundan sonra arka plandaki bilgileri ortadan kaldırmak ve görüntüyü ikili sisteme dönüştürmek için, görüntü istatistiklerinden hesaplanan bir eşik değeri uygulanır.

Kümelerin değerlendirilmesi, eşiklenmiş görüntüdeki her bir nesnenin merkezindeki 1 cm²'lik (900 piksel) alanın istatistiklerini kontrol eden bir yöntemle gerçekleştirilir. Eğer istatistikler önceden belirlenmiş bir değerin altındaysa nesne görüntüden ayrılır, üstündeyse görüntüde bırakılır. Bu yöntem yukarıda belirtilen kriterleri temel alarak kümelerin ayrıştırılmasında iyi sonuç vermesine rağmen nesne sayma algoritmalarına göre daha az tercih edilir.

2.5.2.2.4 Matematiksel Morfoloji Yöntemleri

Şüpheli alanların bölütlenmesindeki temel sorunlardan biri, kitlelerin yoğun meme dokusuyla çakışmasıdır. Bu yüzden, meme dokusunun yoğunluğundan kaynaklanan parlak arka planın, kitlelerin özellik ve şekillerine zarar vermeden ortadan kaldırılması gerekmektedir. Bunun için arka planın düzeltilmesi kitlelerin bölütlenmesi için önemli bir basamaktır. Bu iş için kullanılan yaklaşımların en önemlisi de matematiksel morfolojik işlemlerdir.

Matematiksel morfoloji ilk olarak Serra tarafından önerilmiş ve Haralich tarafından geliştirilmiştir [52]. Morfolojik işlemler, kenar bulma, bölütleme ve yumuşatma gibi bir çok görüntü işleme uygulaması için kullanılmaktadır. Matematiksel morfolojik yaklaşımlarının kullanım kolaylığı ve basitliğinin nedeni, süzgeçlerin minimum v maksimum işlemlerini kullanması ve aşınma (erosion) ve genişleme (dilation) adındaki iki temel işlemle ifade edilebilmesidir.

Z doğal sayılar kümesi ve $f(i,j)$ de kesikli görüntü sinyali olsun. Bu durumda etki alanı kümesi $\{i,j\} \in N_1 \times N_2$, $N_1 \times N_2 \subset Z^2$ ve değer kümesi $\{f\} \in N_3$, $N_3 \subset Z$ olarak ifade edilir. Yapı elemanı B , basit geometrik şekil ve büyüklükte, Z^2 'nin bir alt kümesidir. $B^s = \{-b : b \in B\}$, B 'nin simetri kümesini ve B_{t_1,t_2} , $(t_1,t_2) \in Z^2$ olmak üzere, B 'nin (t_1,t_2) ile dönüşümünü gösterdiğini düşünelim. Aşınma, $f \ominus B^s$, ve genişleme, $f \oplus B^s$, aşağıdaki şekilde ifade edilebilir [40].

$$(f \ominus B^s)(i,j) = \min_{t_1,t_2 \in B_{i,j}} (f(t_1,t_2)) \quad (2.14)$$

$$(f \oplus B^s)(i,j) = \max_{t_1,t_2 \in B_{i,j}} (f(t_1,t_2)) \quad (2.15)$$

Aşınma ve genişleme işlemleri görüntüleri kalınlaştırmak, inceltmek, kenarlarını bulmak, yumuşatmak ve daha bir çok işlem için kullanılabilir.

Diğer iki önemli dönüşüm, açma (opening) ve kapama (closing) işlemleridir.

Açma, $f \circ B$, ve kapama, $f \bullet B$ olmak üzere,

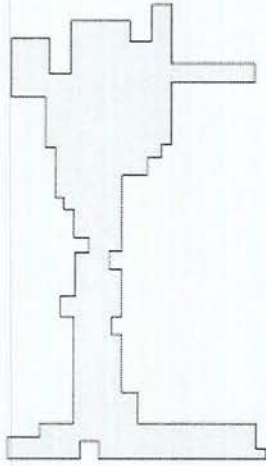
$$(f \circ B)(i,j) = ((f \ominus B^s) \oplus B)(i,j) \quad (2.16)$$

$$(f \bullet B)(i,j) = ((f \oplus B^s) \ominus B)(i,j) \quad (2.17)$$

Genel olarak, genişleme işlemi görüntüdeki parlak bölümleri (piksel değeri büyük olan) daha geniş bir alana genişletirken, aşınma işlemi daraltır (Şekil 2.3).

Genel olarak, genişleme işlemi görüntüdeki parlak bölümleri (piksel değeri büyük olan) daha geniş bir alana genişletirken, aşınma işlemi daraltır (Şekil 2.3). Açma işlemi, görüntüdeki çizgileri yumuşatır, dar olan geçitleri koparır, ince çıkıntıları ortadan kaldırır ve boyutları yapı elemanından daha küçük olan nesnelere siler. Kapama işlemiyse çizgilerin düzgün bölümlerini daraltır, dar kopuklukları birleştirir, ince geçitleri uzatır, küçük delikleri yok eder ve çizgilerdeki boşlukları doldurur (Şekil 2.4). Aşınma işlemi sonucunda elde edilen görüntünün piksel değerleri orijinal görüntüdekilerden daha küçüktür. Genişletme sonucunda elde edilen görüntünün piksel değerleri orijinal görüntüdeki piksel değerlerinden de daha büyüktür (Formül 2.18).

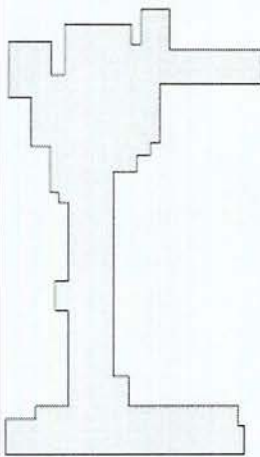
$$f(i, j) \geq (f \circ B)(i, j) \qquad f(i, j) \leq (f \bullet B)(i, j) \qquad (2.18)$$



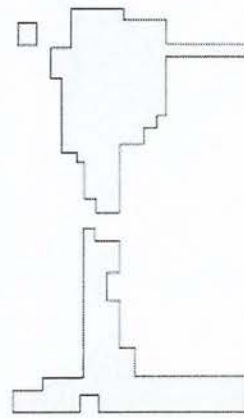
Orijinal Görüntü (f)



Yapı Elemanı (B)

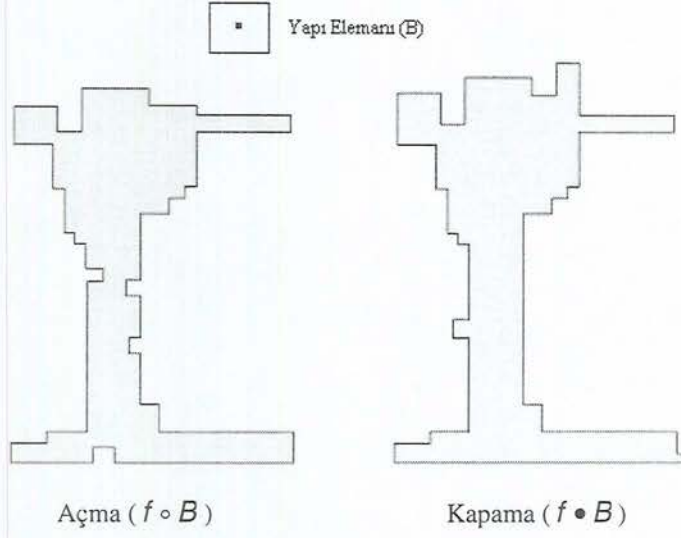


Genişleme ($f \oplus B^s$)



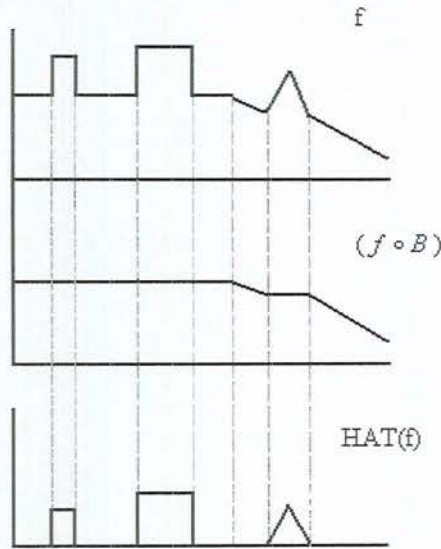
Aşınma ($f \ominus B^s$)

Şekil 2.3. Aşınma ve Genişlemenin görüntüye etkisi



Şekil 2.4. Açma ve Kapamanın görüntüye etkisi

Açılmış görüntünün orijinal görüntüden çıkarılmasına “Top-Hat dönüşümü” adı verilir. Bu dönüşüm sonunda elde edilen görüntü, orijinal görüntüdeki önemli noktaları içerir. Örneğin, gri seviye bir görüntüde aydınlık arka alan tarafından çevrelenmiş koyu noktaları yada koyu arka alan tarafından çevrelenmiş aydınlık noktaları bulmak için kullanılabilir bir yöntemdir. Ayrıca, görüntüdeki az miktarda gürültüye sahip kenarları bulmak için de kullanılabilir (Şekil 2.5).



Şekil 2.5. Top-Hat Dönüşümü: orijinal görüntü, açma, top-hat

Top-Hat dönüşümü Formül 2.19'deki gibi ifade edilebilir.

$$HAT(f) = f - (f \circ B) \quad (2.19)$$

Mamogramlar üzerindeki mikrokalsifikasyonların bulunmasına yönelik matematiksel morfolojik yöntemlerin kullanıldığı ilk çalışmalardan biri, 1993 yılında Dengler tarafından yapılan çalışmadır [14]. Dengler, mamogramlar üzerindeki mikrokalsifikasyonların yerlerini ve şekillerini tespit etmek amacıyla iki kademeli bir algoritma geliştirmiştir. Birinci aşamada, gürültüleri yok etmek ve beneklerin büyüklüğünü tespit etmek için Gauss süzgecini, ikinci aşamadaysa beneklerin şekillerini belirlemek için morfolojik süzgeçleri kullanmıştır. Mikrokalsifikasyonların dağılımları ve mamogram üzerindeki sayıları birinci süzgeçle, şekilleri ikinci süzgeçle belirlenmiştir.

Birinci aşama, orijinal görüntünün, $I(x,y)$, σ genişliğindeki Gauss süzgecinden geçirilmesiyle elde edilen alt-geçirgen süzgeç görüntüsünden çıkarılmasıyla gerçekleştirilen geniş bant yüksek geçiren süzgeç kullanılmıştır. (Formül 2.20).

$$I_1(x,y) = I(x,y) - G_\sigma * I(x,y) \quad (2.20)$$

Burada σ 'nın boyutu, tahmin edilen maksimum benek boyutundan daha büyük olarak seçilmiş ve 4 piksel olarak kullanılmıştır.

Yöntemin ikinci aşamasında, görüntüye, yapı elemanı olarak 13 piksel çapında bir diskin kullanıldığı top-hat işlemi uygulanmıştır. Yapı elemanın boyutu maksimum ilgi alanı olarak seçilmiştir. Elde edilen görüntüdeki gürültüleri ortadan kaldırmak için de küçük bir eşik değeri kullanılmıştır. İki süzgecin birleştirilmesiyle elde edilen bu yöntemin %70 oranında doğru teşhis yaptığı ve %30 yanlış yanıt verdiği söylenmektedir.

Görüntülerdeki mikrokalsifikasyonların bölütlendirilmesinde "Watershed" yöntemini kullanan bir yöntem Neto tarafından geliştirmiştir [39]. "Watershed" algoritması genel olarak bölütleme için kullanılan başarılı yöntemlerden biridir. Bu dönüşüm görüntünün daha iyi yorumlanabilmesi için, görüntüdeki nesnelerin

boyutlarının aşamalı olarak büyütülmesi olarak tarif edilebilir. “Watershed” çizgileri, görüntüyü bir kaç bitişik bölgeye bölen kapalı çizgilerdir.

Gradyan operatörü gri seviyeye geçişi kolaylaştıran bir özelliğe sahip olsa da, gradyanın “watershed” çizgisi kuramsal olarak iyi bir bölütleme operatörüdür. Pratikteyse, gürültüden ve mamogramların düşük kontrastından dolayı, gerçek olmayan bölgeleri yok etmek için gradyanın düzenlenmesi gerekir. Gradyandaki düzenleme, gradyanın bölgesel olarak en düşük değerini bir işaretleyici olarak seçerek gerçekleştirilir ve daha sonra diğer tüm minimum değerler morfolojik geri yapılandırma (morphological reconstruction) işlemiyle gizlenir. İşaretleyiciler yarı otomatik bir şekilde belirlenir. İç işaretleyiciler her bir mikrokalsifikasyon öbeğinin içinde kullanıcı tarafından belirlenen tek noktalar. Dış işaretleyiciler, giriş olarak alınan görüntünün tersinin “watershed” dönüşümü sonucunda iç işaretleyicilerin işaretleme seti olarak kullanılmasıyla elde edilir.

“Watershed” yönteminin mikrokalsifikasyonların otomatik tespitinde etkili bir yol olduğuna öne sürülmektedir. Mamogramların zayıf kontrastına ve üst üste binmiş yada yoğun meme dokusuyla karışmış mikrokalsifikasyonların bulunduğu durumlarda tatmin edici sonuçlar elde edilmiştir.

2.5.2.2.5 Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları, biyolojik sistemlerdeki nöronların (sinir hücresi) birbirleriyle olan bağlantılarından ve çalışma prensiplerinden esinlenerek yaratılmış matematiksel bir betimlemedir. Bu modelde, işleme tabi tutulan her bir eleman düğüm olarak adlandırılır. Yapay sinir ağları en basit olarak, düğümler ve düğümler arasındaki bağlantıların topolojisi ve her bir düğümün giriş ve çıkışla ilgili transfer fonksiyonları kavramları üzerine kurulmuştur. Bir düğüm giriş bağlantısından veriyi alarak işler ve elde ettiği sonucu son çıktı olarak verir yada başka düğümler tarafından işlenmek üzere bunların giriş bağlantılarına iletir. Bir çok sınıflandırma ve örüntü tanıma problemi yapay sinir ağlarıyla çözülebilmektedir [53], [54].

Yapay sinir ağlarının en önemli özelliklerinden biri eğitilebilir olmalarıdır. İlk olarak belirli giriş ve çıkış değerleri için eğitim algoritmaları kullanılarak

yapay sinir ağı eğitilir [55]. Eğitim kümesindeki bilgiler için en uygun değerler bulunarak düğümler oluşturulur. Bundan sonra eğitim kümesinde bulunmayan bir veri için yapay sinir ağı daha önce öğrendiği değerleri kullanarak oluşturduğu içsel modelin ışığında bir değer üretir.

Tek olarak görülen mikrokalsifikasyonları bulabilme çabasında, yapay sinir ağları başarılı sonuçlar vermiştir. Bu konudaki uygulamalardan biri, yapay sinir ağlarının piksel tabanlı sınıflandırmada kullanıldığı Scheunders tarafından geliştirilen yöntemdir [41].

Kullanılan bu ağlar, üç katmanlı, ileri beslemeli, değişken boyutlu yapay sinir ağlarıdır. Görüntüdeki her bir pikselin komşulukları (9x9 yada 15x15 piksel) ağa girdi olarak verilir ve istatistiksel yöntemin çıktısı doğru sonuç olarak dikkate alınır. Ağın 16 yada 81 birimli gizli katmanı ve bir çıktı birimi vardır. Ağ geri yayılım algoritması (backpropagation algorithm) kullanılarak eğitilir.

Değerlendirme için seçilen bölgelere yapay sinir ağı uygulanır. Sonuç görüntüleri, saptanan kümelerdeki mikrokalsifikasyonların bulunması amacıyla aşağıdaki aşamalarla çözümlenir:

- İlk olarak, sonuç görüntülerine bir eşik değeri uygulanır. Eşik değerinden daha büyük değere sahip birbirine bağlı pikseller mikrokalsifikasyon olarak işaretlenir.
- Daha sonra, tek bir pikselden oluşan nesnelere gürültü olarak düşünülerek silinir.
- Üçüncü basamakta, mikrokalsifikasyon bulunan 0.5 cm² lik alan içindeki tüm pikseller işaretlenir. İşaretlenen bölgelerden iki veya daha fazla mikrokalsifikasyon içerenleri kanserli kümeler olarak belirlenir.

İşaretlenen kümelerin yerleri ve boyutları gerçek kümelerle karşılaştırılıp, belirlenen kümeler TP (True positive) yada FP (False positive) küme olarak sınıflandırılır. Eşik değeri değiştirilerek TP yada FP oranları iyileştirilebilir.

3. SAYISAL TOPOLOJİ VE BULANIK KÜMELENDİRME

Bu çalışmada, mikrokalsifikasyonların tespiti için sayısal topoloji kullanan bir yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntem dört aşamadan oluşmaktadır. Birincisinde, topolojik ortanca süzgeç kullanılarak mikrokalsifikasyonların görüntü üzerinden süzülmesi gerçekleştirilir. Mamogramlar üzerinde, sayısal topolojik işlemlerin uygulanması literatürde bulunmamaktadır. Bu aşamanın ardından, yeniden yapılandırma (reconstruction) yöntemiyle, ilk aşama sonunca ortaya çıkan görüntü üzerinde meydana gelen bozulmalar, orijinal görüntü referans alınarak düzeltilir. Üçüncü olarak, orijinal görüntü ve filtrelenmiş görüntü arasındaki fark görüntüsü bulunarak, mikrokalsifikasyonlar ortaya çıkarılır. Son aşamada eksiltmeli kümelendirme yöntemiyle (subtractive clustering) mikrokalsifikasyonlar öbeklenir ve öbek merkezlerinin yerleri bulunur. Yapılan çalışmada morfolojik açma ve yeniden yapılandırma yöntemi de incelenmiştir. Bu yöntemle ve topolojik yöntemle elde edilen sonuçların karşılaştırılması bir sonraki bölümde verilecektir. Elde edilen mikrokalsifikasyonların öbeklenmesi işleminde, alternatif bir yöntem olarak bulanık c-ortalama algoritması da denenmiştir.

Bu bölümde, ilk olarak sayısal topoloji tanıtılacak ve uygulaması gösterilecektir. Geometrik bir teori olan matematiksel morfolojiye dayanan mamogram inceleme yöntemlerinde, şekil, alan gibi özellikler kullanılır. Topolojideyse, nesnelere oluşturan piksellerin birbirleriyle bağlantı şekilleri önemlidir. Geometrik özellikler, göreceli olarak değişir. Daha yüksek çözünürlükte olan bir görüntüde bir cisim, alan olarak daha fazla piksel kaplar. Ama nesnenin topolojik özellikleri aynı kalır. İşte bu nedenlerden dolayı topolojik filtreleme mamogram incelenmesinde uygulandığında başarılı olabilecek bir yöntemdir.

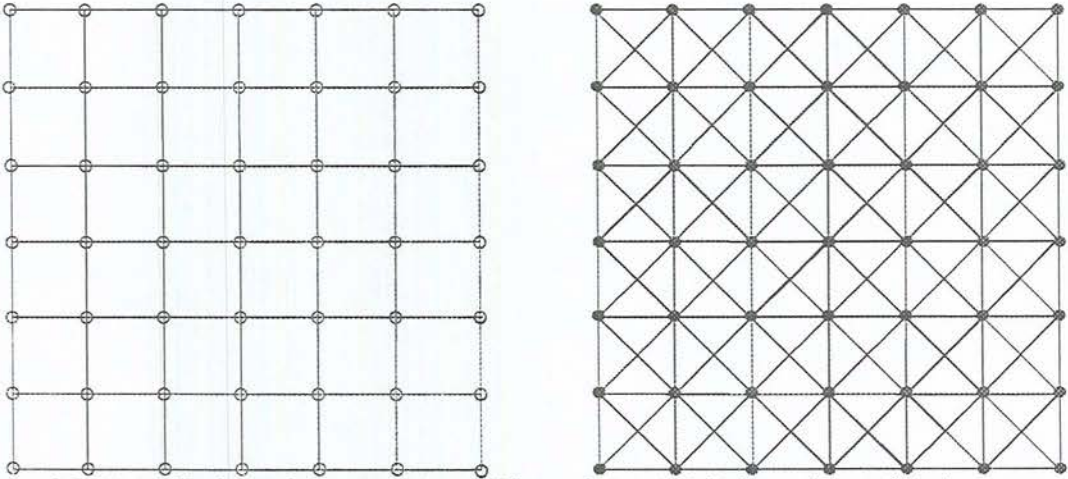
3.1 Sayısal Topoloji

Modern genel topoloji, herhangi bir noktasının rasgele geçilen bir komşuluğunda sınırsız sayıda bir çok aynı özelliği gösteren nokta bulunan, uzamsal eleman veya noktalardan oluşan kümeleri inceler. Bu tür kümelere örnek olarak eleman sayısı sayılamayan sürekli ortamlar verilebilir. Genel topoloji,

süreklilik, kenar ve sınır gibi kavramlardan sorumludur; bu nedenle noktaların çevresinde bulunan nesnelere, diğer bir deyişle bunların komşuluğunun incelenmesini gerektirir. Fakat sayısallaştırılmış görüntüler her zaman sınırlı sayıda eleman içerir. Bu yüzden, sınırlı kümeler için daha uygun bir topolojiye ihtiyaç duyulmuştur.

Bir görüntüyle piksellerin gri değerlerinin oluşturduğu küme arasındaki başlıca farklılık, görüntüde bulunan gri seviyeli pikseller arasındaki komşuluk ilişkilerinden kaynaklanır. Görüntünün analizi için, bölgelerin birbiriyle olan bağlantı oranları, sınırları, komşulukları gibi bir çok kavram kullanılır. Ama bu kavramları bilgisayarlar için kullanılabilir hale getirmek zor olabilir.

1970'lerin başında Rosenfeld [43] görüntüyü, düğümleri piksellerden oluşan ve kolları komşu pikselleri birbirine bağlayan bir grafik olarak incelemeyi önermiş ve bu grafiği "komşuluk grafiği" olarak adlandırmıştır (Şekil 3.1). Böylece, piksellerin oluşturdukları sınırlı sayıda eleman içeren kümeler için topolojik kavramları tanımlayabilme olasılığı ortaya çıkmıştır



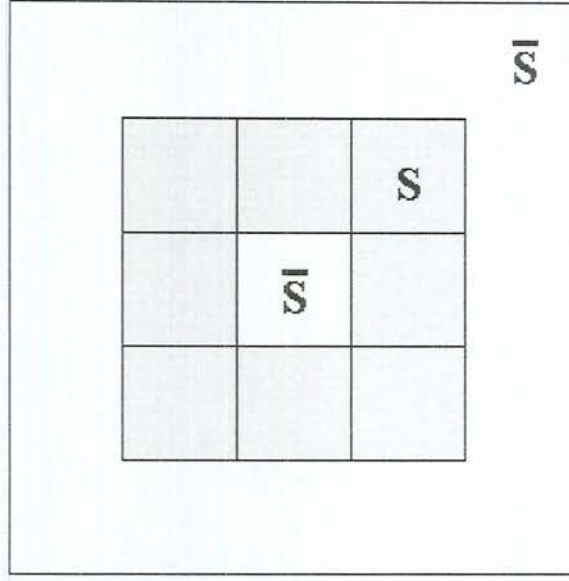
Şekil 3.1. 4'lü komşuluğun (solda) ve 8'li komşuluğun (sağda) komşuluk grafikleri.
(o) pikselleri, çizgiler komşuluk ilişkilerini göstermektedir

3.1.1 Kuram

Σ doğal sayılar koordinat sisteminde dikdörtgen bir matris olsun. Σ pratik amaçlarla görüntünün kendisi olarak düşünülebilir. Σ 'nin içindeki $P(x,y)$ noktası yatay ve dikeyde $(x \pm 1, y)$ ve $(x, y \pm 1)$, köşegenlerde de $(x \pm 1, y \pm 1)$, $(x \pm 1, y \mp 1)$ olarak gösterilen komşu noktalara sahiptir. P 'nin yatay ve dikeydeki komşulukları 4-bitişliği veya 4-komşuları (4-adjacent or 4-neighbors), tüm komşulukları da 8-bitişliği veya 8-komşuları olarak tanımlanır. P ve Q , Σ 'da iki nokta olmak üzere, P 'yi Q 'ya birleştiren bir ρ yolu, $P = P_0, P_1, \dots, P_n = Q$ ve P_i, P_{i-1} , $1 \leq i \leq n$, noktalar dizisi olarak ifade edilir.

S , Σ 'nin bir alt kümesi olsun. P ve Q noktalarının S kümesinin içinde birbirine bağlı olabilmesi için, P 'den Q 'ya giden yolun S 'nin içinde bulunan noktalardan oluşması gerekir. "Bağlılık" bir denklik ifadesidir. P noktası P noktasına sıfır uzunluğunda bir yolla bağlıdır, eğer P , Q 'ya bağlıysa Q da P 'ye bağlıdır ve eğer P , Q 'ya bağlı Q da R 'ya bağlı ise P noktası R noktasına bağlıdır. Bu ilişki S 'yi denk sınıflara ayırır. Bu sınıflara S 'nin birbirine bağlı bileşenleri denir (connected components of S).

$\bar{S} = \Sigma - S$, S 'nin tümleyeni olsun. Kolaylık açısından Σ 'nin kenarlarında bulunan tüm +noktaların \bar{S} 'in içinde olduğu kabul edilir. Bu yüzden \bar{S} 'in bir bileşeni her zaman Σ 'nin kenarını, B 'yi, içerir. Eğer başka bileşenler de varsa, bunlar S 'de bulunan delikler (holes) olarak adlandırılır (Şekil 3.2).



Şekil 3.2. Σ 'nin alt küme S ve S'nin tümleyeni \bar{S}

3.1.1.1 Bulanık Bağlılık (Fuzzy Connectedness)

σ , Σ 'nin bir bulanık alt kümesi, $\rho: P = P_0, P_1, \dots, P_n = Q$ iki nokta arasında bir yol olsun. ρ 'nun σ 'ya göre kuvveti $s_\sigma(\rho)$, $\min_{0 \leq i \leq n} \sigma(P_i)$ olarak tanımlanır. Bir yolun kuvveti, içinde bulunan en küçük piksel değeridir. P ve Q'nun bağlantı derecesi (degree of connectedness – DOC) $c_\sigma(P, Q) = \max_\rho s_\sigma(\rho)$ olarak ifade edilir ve maksimum işlemi P'den Q'ya olan tüm yollar üzerinde uygulanır. Bu konuyla ilgili tanımlar Rosenfeld'in "Fuzzy Digital Topology" [44] adlı makalesinde bulunabilir.

3.1.1.2 Bağlantı Haritası (The Connectivity Map)

Eğer P'nin, $(2m+1) \times (2n+1)$ boyutundaki ($m > 0, n > 0$) bir dikdörtgen penceresinin orta noktası olduğunu düşünürsek, bu pencerenin DOC haritası, orta noktanın diğer noktalara nasıl bağlandığını gösterir [45]. Bu tip haritalara bağlantı haritaları yada "conn-map" adı verilir (Şekil 3.3).

117	120	118	120	118	188	117
118	115	116	115	118	119	117
113	115	115	116	119	117	119
111	113	114	117	119	115	116
112	111	117	116	119	120	115
117	111	116	118	118	119	110
114	115	114	117	117	116	113

(a)

117	117	117	117	117	117	117
117	115	116	115	117	117	117
113	115	115	116	117	117	117
111	113	114	117	117	115	116
112	111	117	116	117	117	115
115	111	116	117	117	117	116
114	115	114	117	117	116	113

(b)

Şekil 3.3. 7x7'lik görüntü kesitinin Bağlantı Haritası; (a) Orijinal görüntünün 7x7'lik bir kesiti, (b) 7x7'lik kesitin orta noktası olan 117 değerindeki pikselin bağlantı haritası

Şenel makalesinde yeni bir kavram olarak bağlantı haritalarının tanımını vermektedir [45]. P'den Q'ya olan tüm yollar içindeki piksel değerleri için, P noktası en küçük piksel değerine sahipse, P noktasının Q noktasına olan bağlılık değeri α -bağlılığı olarak adlandırılır. σ , P noktasının komşuluğundaki pikseller, $I(P)$, P noktasının görüntü içerisindeki değeri, ve $I(\sigma)$ komşuluktaki görüntü, $M(P)$ ve $M(\sigma)$ conn-map'in değerleri olsun. σ_A , σ 'nın içinde P noktasına α -bağlı piksellerin oluşturduğu alt küme, σ_B , σ 'nın içinde P'nin α -bağlı olduğu piksellerin oluşturduğu alt küme ve σ_C , σ 'da P noktasına bağlı olmayan piksellerin oluşturduğu alt küme olsun.

P_i, Q_j, R_k ($i, j, k > 0$) σ içindeki herhangi bir nokta olmak üzere, eğer $P_i \in \sigma_A$ ise bağlılık haritasındaki değeri aynı kalır ($I(P_i)$). Eğer $Q_j \in \sigma_B$ ise, Q_j 'nin bağlılık haritasındaki değeri $I(P)$ olur. Eğer $R_k \in \sigma_C$ ise, bağlılık haritasındaki noktası için R_k 'nin P pikseline olan bağlantı değerini alır. Tüm alt kümeler için özetleyecek olursak

$$M(P_i) = P_i \in \sigma_A \text{ olan tüm pikseller için } I(P_i),$$

$$M(Q_j) = Q_j \in \sigma_B \text{ olan tüm pikseller için } I(P) \text{ ve}$$

$$M(R_k) = R_k \in \sigma_C \text{ olan tüm pikseller için } c_\sigma(R_k, P).$$

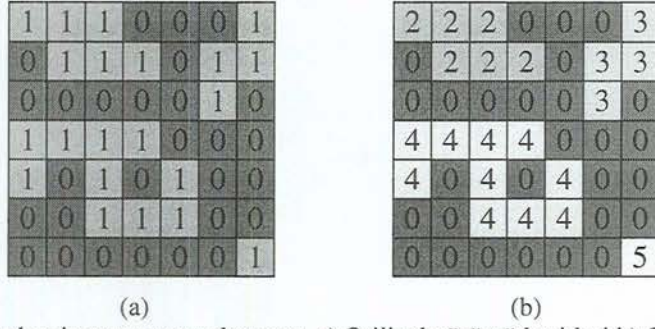
3.1.1.3 Birbirine Baęlı Bileşenlerin İşaretlenmesi (Connected Component Labeling - CCL)

Birbirine baęlı bileşenleri işaretlenmesi işleminde, görüntü taranır ve piksellerin birbirine olan baęlılıkları temel alınarak görüntü çeşitli bölgelere ayrılır. Baęlı bir bileşende bulunan her bir pikselin, piksel yoğunlukları birbirine eşittir ve birbirlerine aynı yoldan baęlıdır.

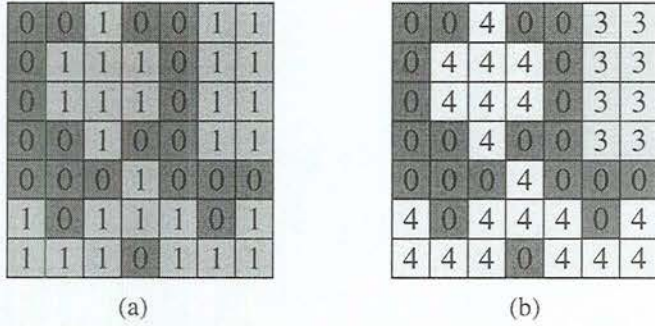
CCL, ikili ve gri seviyeli görüntülerde çeşitli şekillerde kullanılabilir. Geliştirilen yöntemde ikili girdi görüntüsü ve 4-komşuluk esas alınarak uygulanmıştır. CCL algoritması görüntüyü satır bazında piksel değeri 1 olan P noktasını bulana kadar tarar. P noktası bulunduktan sonra dörđlü komşuluęundaki noktalar sınanarak, tarama işlemi sırasında daha önce işlenip işlenmedikleri kontrol edilir. Bu bilgi temel alınarak, P noktasının işaretlenmesi aőaęıdaki gibi yapılır.

- Eęer komşuluęundaki 4 noktada piksel değeri 0 ise, P'ye yeni bir etiket atanır.
- Eęer komşuluęundaki herhangi bir nokta 1 değerine sahipse, o noktanın etiketi P'ye atanır.
- Eęer birden çok nokta 1 değerine sahipse, herhangi birinin etiketi P'ye atanır ve dięer etiketlerinin birbirine eşit olup olmadıęı kontrol edilir.

Tarama işlemi sona erdikten sonra birbirine eşit olan etiketler tek bir etikete atanır ve son basamak olarak da görüntü tekrar taranarak, birbirine baęlı ama farklı etiketlere sahip noktaların etiketleri tek bir etiketle deęiştirilir (Şekil 3.4 – 3.5).



Şekil 3.4. CCL algoritmasının uygulanması. a) Orijinal görüntü kesitleri b) CCL algoritması sonucunda ortaya çıkan görüntü kesitleri



Şekil 3.5. CCL algoritmasının uygulanması. a) Orijinal görüntü kesitleri b) CCL algoritması sonucunda ortaya çıkan görüntü kesitleri

3.1.1.4 Topolojik Ortanca Süzgeçler (Topological Median Filters)

Klasik ortanca süzgeçler (KOS), ortalama süzgeçleri (mean filters) gibi görüntüdeki gürültüleri yok etmek ve görüntüyü yumuşatmak için kullanılır [45]. Ortalama temelli süzgeçlere göre kenarları daha iyi koruduğu ve Gaussian olmayan gürültü içeren görüntülerde daha iyi sonuç verdiği bilinmektedir. Süzgeç, tek sayıda pikselden oluşan kayan bir pencere yardımıyla uygulanır. Merkezdeki nokta, pencere içinde onu çevreleyen noktaların ortanca değeriyle değiştirilir. Ortancayı hesaplamak için, komşu pikseller büyükten küçüğe sıralanır ve merkez noktanın değeri, gözlem penceresinin orijinine karşılık gelen yere konulur (Şekil 3.6).

123	121	125	121	140
123	127	124	150	146
123	123	120	125	141
118	115	119	126	135
119	111	110	123	120

Şekil 3.6. Klasik ortanca süzgeçler için komşu piksellerin ortanca değerlerinin hesaplanması. Merkez noktadaki 120 değeri 3x3'lük kare komşuluk için hesaplanan ortanca değer olan 124'yle değiştirilir

KOS görüntüde belirli bir pencerenin içinde kalan piksel değerlerine uygulanırken topolojik ortanca süzgeçler (TOS) bu pencerenin conn-map'i üzerinde uygulanır. İlk olarak pencerenin içinde kalan alanın conn-map'i bulunur ve içindeki değerlerin ortancası pencerenin merkez pikselinin yerine atanır (Şekil 3.7). TOS ve KOS gürültünün olmadığı görüntülerde kenarları aynı ölçüde korurken, yoğun gürültünün bulunduğu durumlarda TOS, KOS'a göre kenarları daha iyi korur [45]. TOS aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$TOS[I; \sigma](P) = \text{med} \left\{ c_{\sigma}(P, Q) \right\} \quad (3.1)$$

P ve Q piksellerin yerleri, $I: \Sigma \rightarrow \{ Z^T \cup 0 \}$ bir görüntü, σ, Σ 'nın bir alt kümesi ve $c_{\sigma}(P, Q)$, P ve Q'nun bağlantı derecesidir (DOC).

123	121	125	121	140
123	127	124	150	146
123	123	120	125	141
118	115	119	126	135
119	111	110	123	120

(a)

120	120	120	120	120
120	120	120	120	120
120	120	120	120	120
118	115	119	120	120
119	111	110	120	120

(b)

Şekil 3.7. Topolojik ortanca süzgeç için komşu piksellerin ortanca değerlerinin hesaplanması. (a) Orijinal görüntü (b) Conn-map. Merkez noktadaki 120 değeri conn-map'deki 3x3'lük kare komşuluk için hesaplanan ortanca değer olan 120'yle değiştirilir

KOS, görüntünün süzgeç penceresinden küçük olan bileşenlerini yok eder. KOS, bu özelliği nedeniyle görüntüdeki gürültüleri ortadan kaldırmanın yanında, uzun ince çizgi ve bantlar gibi görüntünün bazı özelliklerini de yok edebilir. Sonuçta görüntüyle ilgisi olmayan şekilsiz ve düzensiz bloklar ortaya çıkabilir [56]. Bağlantı haritası, süzgeç penceresinin merkez noktasının komşuluğunda bulunan fakat merkez noktadan bir vadiyle ayrılmış tepe noktalarını merkez noktayla tamamen bağlantısız bir hale getirir. Bağlantı haritası üzerinden hesaplanan ortanca değer merkez noktayla bağlantısı olan tepe noktaları yada düz alanlar üzerinden hesaplanır. Klasik ortanca süzgeçlerin aksine TOS, merkez noktanın komşuluğundaki bağlantısı bulunmaya özellikler üstünde daha etkisizdir. Bu yüzden TOS gürültüyü yok ederken görüntüde bir çeşit bölütleme işlemi yapar.

Bir görüntüdeki gürültü ve piksellerin dağılımı hakkında, sonuçtaki varyansına bakarak bilgi edinilebilir. Düzgün dağılımlı, gri seviye değişikliklerinin ve gürültünün az olduğu görüntülerde varyans değeri küçük, diğerlerinde daha büyüktür. Görüntülerdeki gürültünün azaltılması, gürültünün varyansının düşürülmesi anlamına da gelmektedir. Ama varyans değeri küçüldükçe görüntünün kenarlarındaki keskinlik de azalmaktadır. Bu yüzden filtreleme işlemiyle varyans, görüntüdeki gürültünün yeterince azaltıldığı ama kenarlardaki netliğin kaybolmadığı bir değere düşürülmelidir. Ortanca filtreden geçirilmiş Gauss gürültüsünün varyansı yaklaşık olarak

$$\sigma_{med}^2 = \frac{\pi}{2n} \sigma_{in}^2 \quad (3.2)$$

formülüyle hesaplanabilir [57]. Burada, n pencerenin içinde kalan piksel sayısını v ve σ_{in}^2 , orijinal görüntünün varyansını göstermektedir. Şenel yaptığı çalışmada topolojik ortanca filtrenin σ 'sının klasik ortanca süzgecinkine oranla yaklaşık olarak $\sqrt{5/4}$ kat daha fazla olduğunu göstermiştir [45].

$$\sigma_{TOS}^2 = \frac{5}{4} \sigma_{med}^2 \quad (3.3)$$

Klasik ortanca süzgeç gürültünün ortalama büyüklüğünü topolojik ortanca süzgeçlerden daha fazla düşürdüğü için, kenarları korumakta daha yetersiz kalmaktadır. Özellikle yoğun gürültünün bulunduğu kenarları, TOS daha keskin bir şekilde korumaktadır.

3.1.1.5 Görüntülerin Yeniden Yapılandırması (Reconstruction)

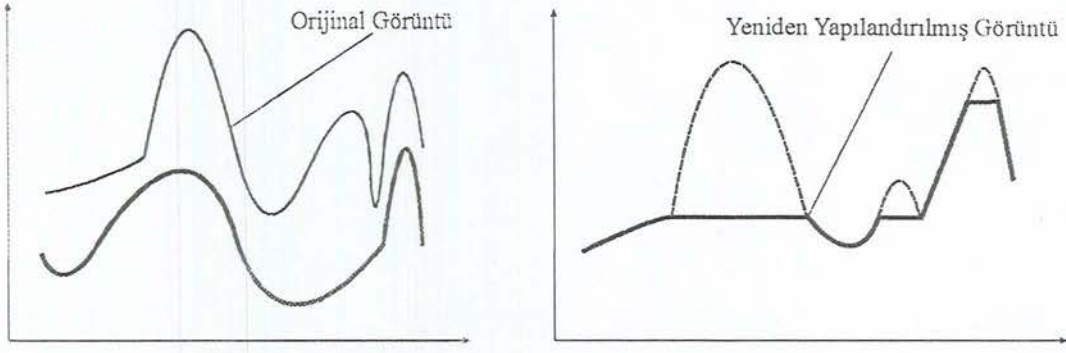
Görüntünün yeniden yapılandırılması işlemi, görüntüde bulunan tepe ve çukurları daha düz hale getirerek, daha net bir görüntü elde edebilmek amacıyla uygulanır. İlk olarak Vincent tarafından geliştirilmiştir [46]. Görüntü işleme yöntemleriyle (aşınma, genişleme, kapama, açma) işlenmiş görüntü, orijinal görüntüyle karşılaştırılarak çok fazla sapma gösteren noktalar görüntüden çıkartılır. Bu şekilde tahrip olmuş kenar ve köşeler eski durumlarına getirilir.

J ve I, bir görüntünün aynı bölgede (D) tanımlı gri tonda iki farklı görünümü olsun, piksel değerleri $\{0, 1, \dots, N-1\}$, $J \leq I$ (her bir piksel $p \in D$, için $J(p) \leq I(p)$) ve $T_k(I) = \{p \in D, | I(p) \geq k\}$, $k = [0, N-1]$ olmak üzere, I'yı J'den gri seviye yeniden yapılandırma $\delta_J(J)$,

$$\forall p \in D \quad (3.4)$$

$$\delta_J(J)(p) = \max \left\{ k \in [0, N-1] \mid p \in \delta_{T_k(I)}(T_k(J)) \right\}$$

şeklindedir. Görüntü, ilk olarak yukarıdan aşağıya, daha sonra da aşağıdan yukarıya doğru taranarak, orijinal görüntü ve yeniden oluşturulmuş görüntü karşılaştırarak görüntü daha net bir hale getirilir (Şekil 3.8).



Şekil 3.8. Orijinal görüntünün yumuşatılmış görüntüden elde edilmesi

3.1.2 Mikrokalsifikasyonların Bulunması

3.1.2.1 Topolojik Yöntem

Yapılan çalışmada, mamogramlar üzerindeki mikrokalsifikasyonların bulunması için yukarıda bahsedilen konular bir algoritmanın içinde toplanmıştır. Bu algoritma sırasıyla

- Topolojik Açma (Topological opening),
- Görüntüyü yeniden yapılandırma (Reconstruction),
- Fark görüntüsünün bulunması,
- Görüntüye eşik değeri uygulanması (Threshold),
- Bulanık kümelendirme (Fuzzy Clustering) (Bir sonraki bölümde bahsedilecektir.)

basamaklarından oluşmaktadır.

Alınan görüntüler ilk olarak topolojik olarak açılıp daha yumuşak bir görüntü elde edilmektedir. Elde edilen bu görüntü, orijinal görüntüyle karşılaştırarak yeniden yapılandırılır. Orijinal görüntüyle yapılandırılmış görüntü üzerinde bir eşik değeri uygulanarak, mamogram üzerinde mikrokalsifikasyon olduğundan şüphelenilen noktalar bulunur. Son bölüm olan bulanık kümelendirme aşamasındaysa bu noktalar en uygun şekilde birleştirilerek mikrokalsifikasyon içeren bölgelerin sınırları belirlenir.

Topolojik açma işlemi, “aşınma” ve “genişleme” işlemleri birbiri ardına görüntüye uygulanarak yapılır. Morfolojik işlemler de bir pikselin 7x7’lik

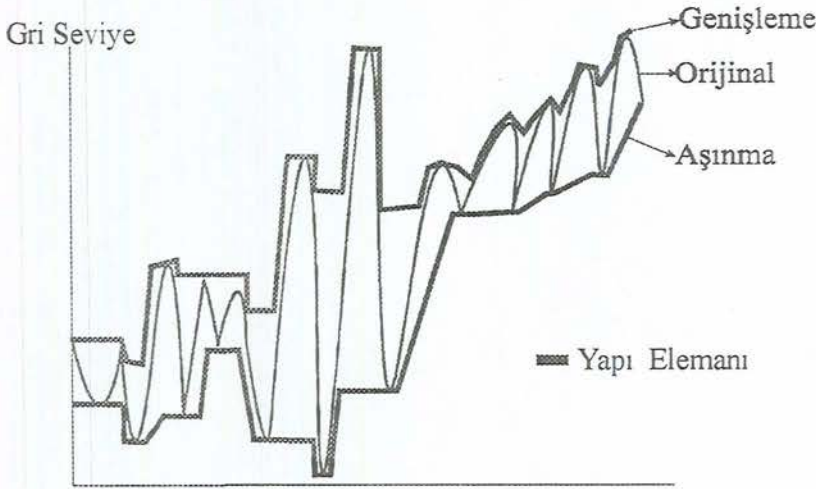
komşuluğundaki en büyük yada en küçük pikselin bulunması amaçlanmışken, topolojik işlemlerde piksellerin birbiriyle olan bağlantı oranlarına dikkat edilmektedir. Bir görüntünün ayrıntıları, piksellerin birbirleriyle olan komşulukları dikkate alınarak bulunabilir. Daha önceden bahsedildiği gibi topolojik ve klasik ortanca filtreler belirli alan içerisindeki ayrıntıları ortadan kaldırarak daha yumuşak bir görüntü elde etmek amacıyla kullanılır. Bu yüzden süzgeç penceresi 7×7 'lik alanlar olarak seçilmiştir. Böylece görüntüdeki küçük ayrıntıları çok fazla ortadan kaldırmadan gürültülerin yok edilmesi amaçlanır. Ayrıca topolojik açma işleminde pikseller arasındaki bağlantılarla ilgilenildiğinden süzgeç penceresinin boyutu olabilecek en uygun değer seçilerek algoritmanın en kısa zamanda en iyi sonucu vermesi sağlanmıştır. Bu yüzden 9×9 yada 11×11 gibi süzgeç pencereleri yerine hem görüntüdeki gerekli ayrıntıları ortadan kaldırmayan hem de en kısa zamanda sonuç verebilen 7×7 'lik süzgeç penceresi seçilmiştir. Piksellerin birbirleriyle olan ilişkilerine dayanarak ortaya çıkarılan conn-map yardımıyla, ilgilenilen piksel için uygun değer bulunarak (conn-map'in ortanca değeri), görüntüde kullanılmayan alanlar silinmiştir.

Topolojik aşınma algoritmasını özetleyecek olursak; görüntü 7×7 'lik pencerelere ayrılarak incelenir. İlk olarak, 7×7 'lik bir penceredeki pikseller (patch matrisi) küçükten büyüğe sıralanarak bir diziye kopyalanır. Daha önce de bahsedildiği gibi, iki nokta arasındaki bir yolun büyüklüğü, içerisindeki en küçük pikselin değeri kadardır. Bu yüzden başlangıç olarak conn-map'in (7×7 'lik bir alan) tüm elemanları işlenecek olan penceredeki en küçük piksel değerine eşitlenir. Daha sonra, pikseller arasındaki bağlılık derecelerini (DOC) bulmak amacıyla gözlem matrisinin elemanları dizinin bir sonraki elemanı (patch matrisi için eşik değeri) karşılaştırır. Bu değerden büyük olanlara "1", küçük olanlara da "0" değeri verilerek yeni bir matris elde edilir. Elde edilen bu matrisin bağlı bileşenlerin işaretlenmesi işlemine tabi tutulur. Birbirine bağlı bölgeler aynı sayıyla etiketlendikten sonra, gözlem matrisinin orta noktasındaki elemanla aynı bölge içinde bulunan noktaların yani merkez noktaya bağlı olan noktaların piksel değerleri eşik değeriyle değiştirilir. Bu işlem tüm elemanlar için uygulanarak 7×7 'lik pencerenin bağlantı haritası (conn-map) ortaya çıkartılır. Elde edilen conn-map'in ortanca değeri yeni bir görüntüde merkez noktaya karşılık gelen

pikselin yerine yazılır. Bu işlem tüm pikseller için uygulanarak yeni bir görüntü oluşturulur (Şekil 3.9).

Görüntüyü açma işlemini tamamlayabilmek için elde edilen görüntüye “genişleme” işlemi uygulanır. Genişleme, aşınma filtresinden elde edilen görüntünün tersi alınarak yukarıda bahsedilen işlemlerin uygulanması ve sonuç olarak elde edilen görüntünün tekrar tersinin alınması işlemlerinden oluşur. Görüntünün tersi piksel değerlerinin 8 bitlik görüntü için 255’den çıkarılmasıyla elde edilir.

Son basamakta ise oluşturulan bu görüntünün tüm pikselleri 255’den çıkartılarak açma (opening) işlemi tamamlanmış olur. Topolojik açma sonucunda elde edilen görüntü, orijinal görüntüye oranla yumuşatılmış ve gürültülerden arındırılmış bir görüntüdür (Şekil 3.9).



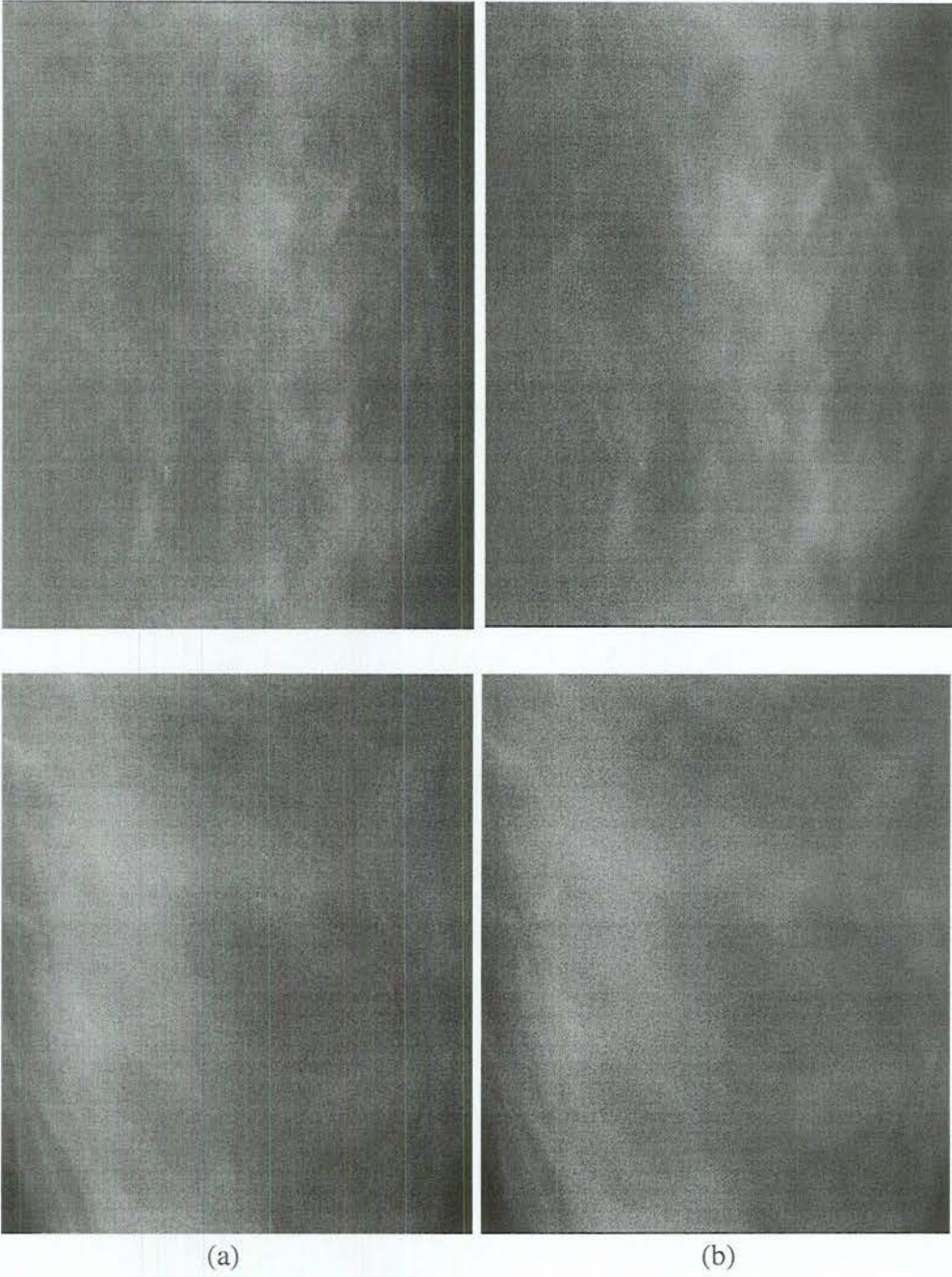
Şekil 3.9. Aşınma ve Genişleme

Şekil 3.10 da topolojik açma işlemi uygulanmış iki görüntü görülmektedir. Sol taraftaki görüntüler orijinal görüntü, sağdakilerse topolojik olarak açılmış görüntülerdir. Şekilden açıkça görüldüğü gibi sağdaki görüntüler soldakine oranla daha yumuşak ve soldaki görüntüde bulunan bir çok noktadan (gürültüden) arındırılmış durumdadır.

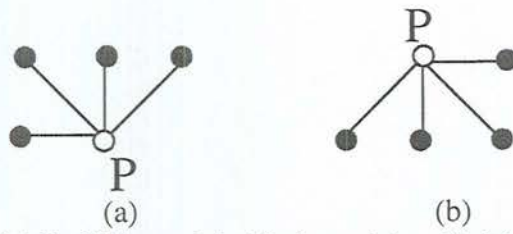
Algoritmanın ikinci basamağı olan yeniden yapılandırma (reconstruction) bölümünde, orijinal görüntü, açılmış görüntü kullanılarak yeniden yapılandırılır. Bu işlemde görüntü ilk olarak sol üst köşeden sağ alt köşeye doğru taranır. Bu tarama sırasında orijinal görüntüde işlenen noktaya (P noktası) açılmış görüntüde karşılık gelen pikselin, üstündeki ve solundaki komşu dört pikselin (Şekil 3.11-(a)) en yüksek değeri bulunur. Eğer bulunan değer P'den küçükse, P'nin değeri, bulunan değerle değiştirilir, eğer büyükse aynı bırakılır. Bu işlem tüm noktalar için uygulandıktan sonra, görüntü bu kez sağ alt köşeden sol üst köşeye doğru taranır. Bu tarama işleminde de P noktasının, altındaki ve sağındaki dört noktaya (Şekil 3.11-(b)) göre işlem yapılır. Sonuç olarak elde edilen görüntü orijinal görüntüdeki parlak noktalardan arınmış daha yumuşak çizgilere sahip bir görüntüdür (Şekil 3.13).

Temizlenen bir çok parlak nokta, mikrokalsifikasyon olma şüphesini taşımaktadır. Bu noktaları bulabilmek için, yeniden yapılandırılmış görüntüyü orijinal görüntüden çıkarmak gerekmektedir. Bu işlem sonucunda elde edilen görüntü, üzerinde sadece mikrokalsifikasyonların ve bazı yoğun doku bölgelerinin bulunduğu fark görüntüsüdür. Yukarıda anlatılan basamaklar sonucunda elde edilen görüntülere örnek Şekil 3.12'de verilmiştir.

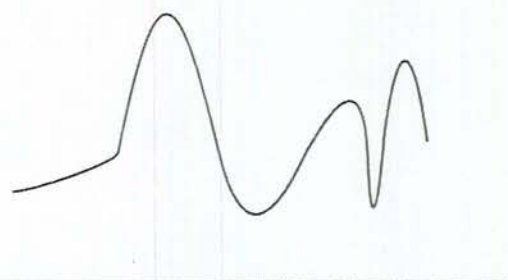
Algoritmanın bir sonraki basamağında, bir önceki basamakta elde edilen fark görüntüsü belirli bir eşik değeriyle karşılaştırılır. Yapılan çalışmada elde edilen fark görüntüsü için 6 ile 9 arasındaki eşik değerlerinin iyi sonuç verdiği görülmüştür. Tüm görüntüler için bir standart geliştirmek için de eşik değeri 7'de sabitlenmiştir. Görüntüye eşik değeri uygulanarak, elde edilen görüntüde mikrokalsifikasyon taşıyan bölgeler rahatlıkla görülebilecek hale getirilmektedir (Şekil 3.14).



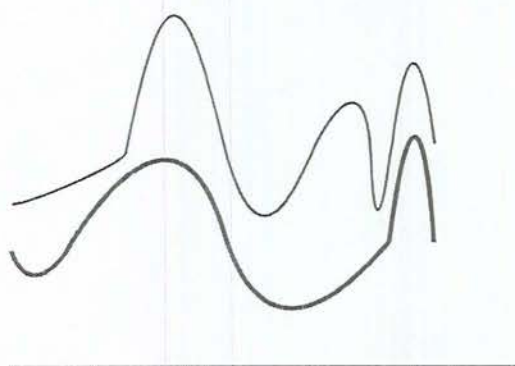
Şekil 3.10. Topolojik açma işlemi. Orijinal görüntüye göre daha yumuşak bir görüntü elde edilir: (a) Orijinal görüntü, (b) Topolojik olarak açılmış görüntü



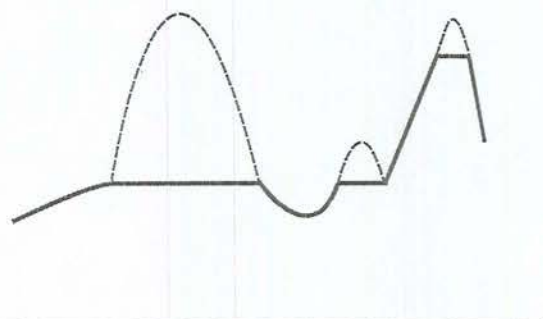
Şekil 3.11. 8'li komşuluk a) üst komşuluk ve b) alt komşuluk



Orijinal Görüntü



Topolojik Açma ve Ortanca Süzgeç Uygulanmış Görüntü

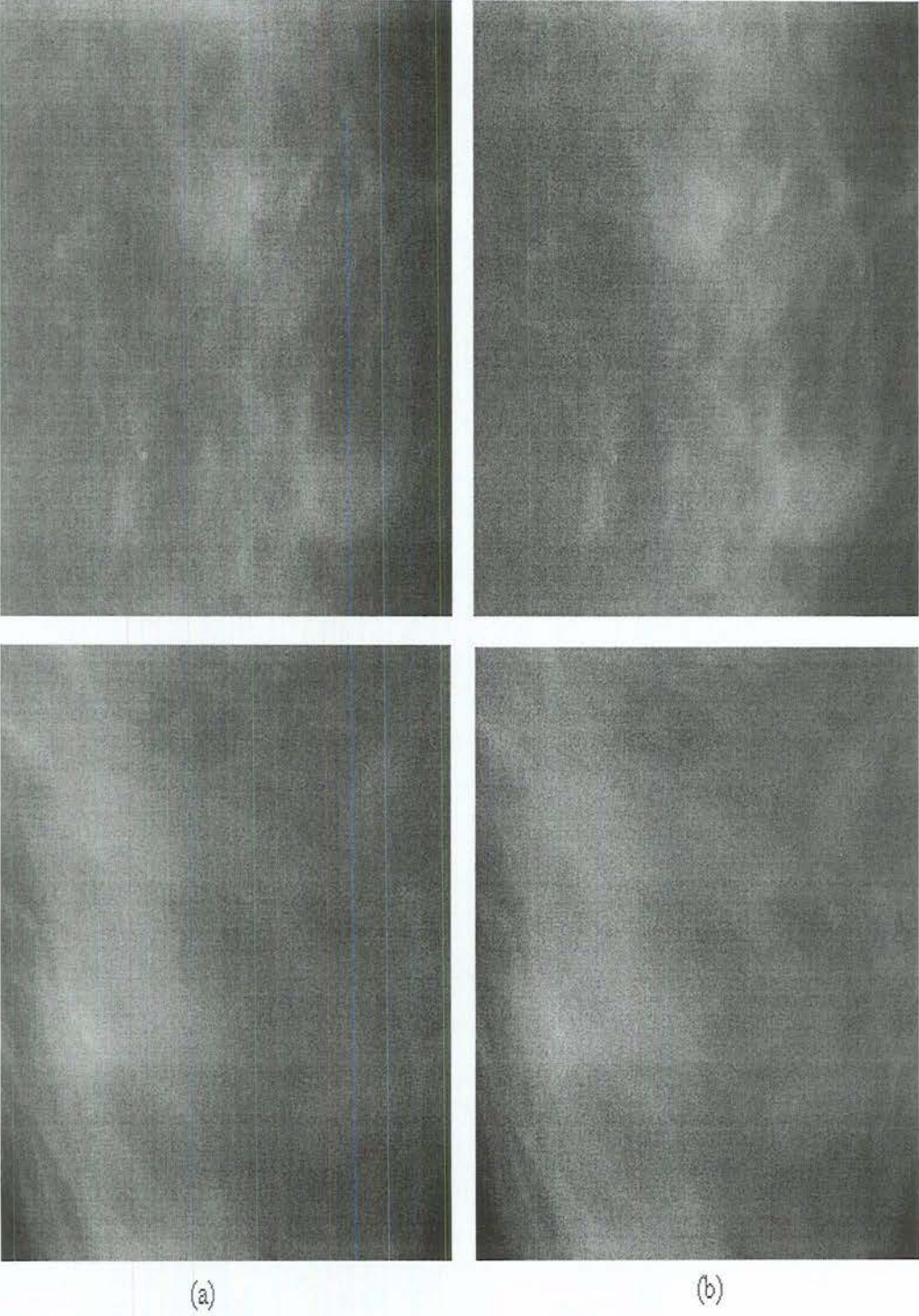


Yeniden Yapılandırılmış Görüntü

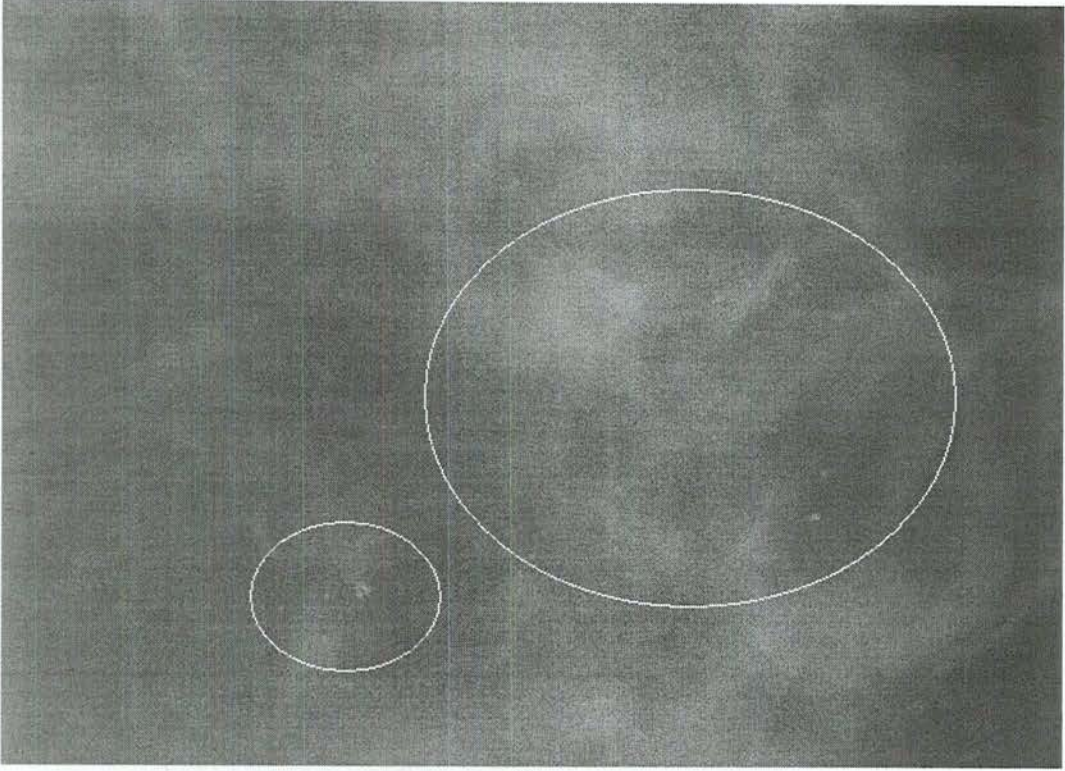


Fark Görüntüsü

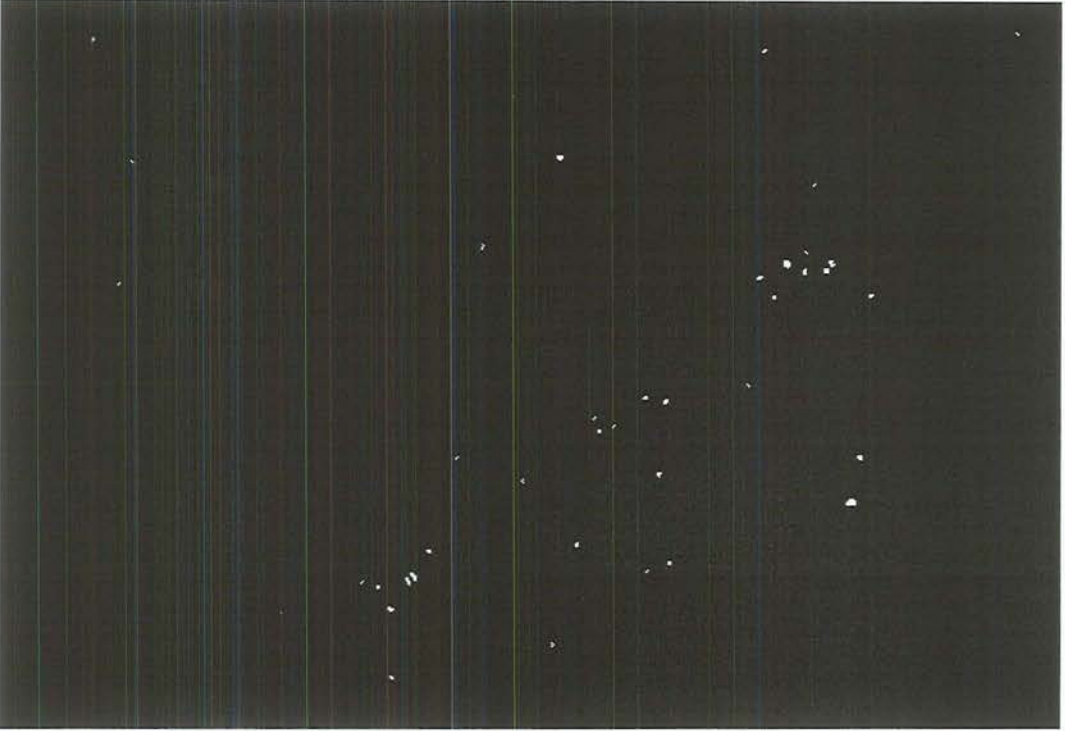
Şekil 3.12. Topolojik işlemler sonucunda elde edilen görüntülerin iki boyutlu gösterimi



Şekil 3.13. Yeniden yapılandırılmış görüntü. Orijinal görüntüde bulunan parlak noktalar bulunmamaktadır

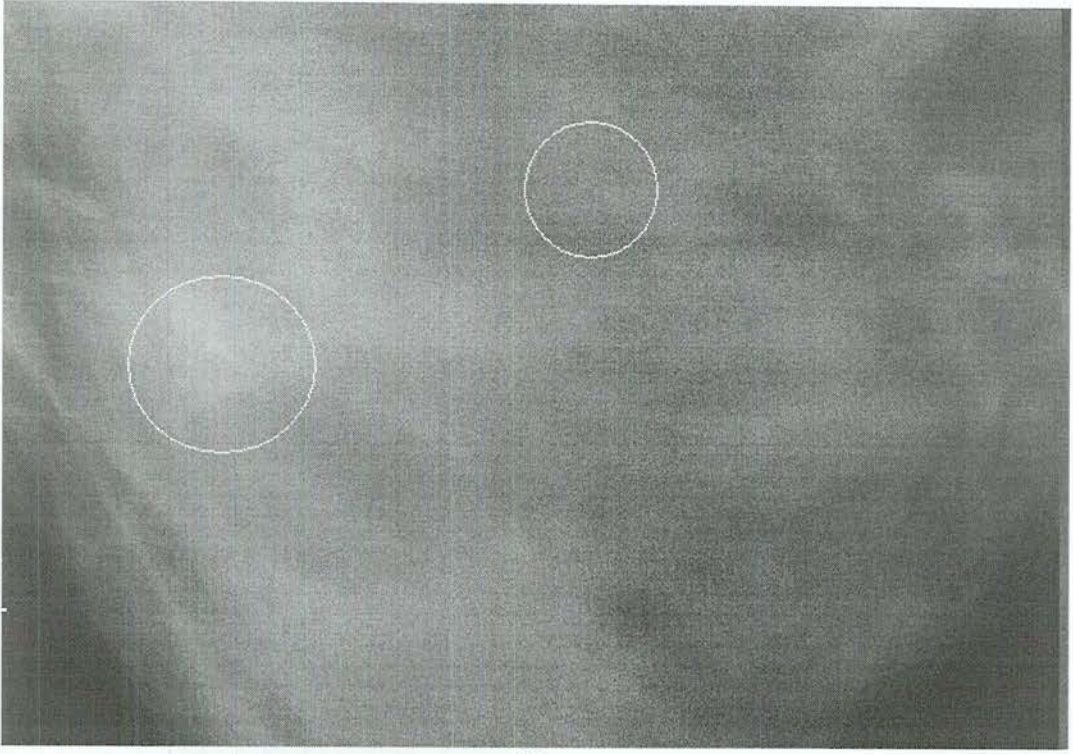


(a)

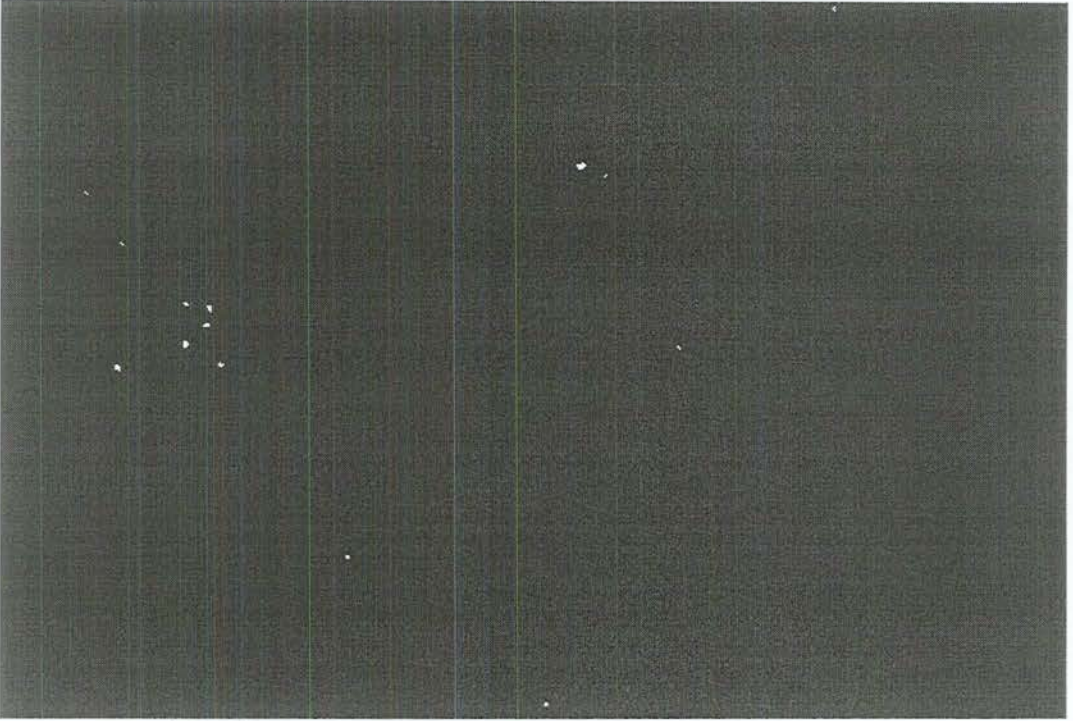


(b)

Şekil 3.14. Yeniden yapılandırılmış görüntüleme eşit değerine göre düzenleme işlemi uygulandığında, orijinal görüntüde bulunan parlak noktaları (mikrokalsifikasyon) içeren görüntü elde edilir. a) orijinal görüntü, b) mikrokalsifikasyonları gösteren görüntü, c) orijinal görüntü, d) mikrokalsifikasyonları gösteren görüntü



(c)



(d)

Şekil 3.14. (Devam) Yeniden yapılandırılmış görüntülere eşit değerine göre düzenleme işlemi uygulandığında, orijinal görüntüde bulunan parlak noktaları (mikrokalsifikasyon) içeren görüntü elde edilir. a) orijinal görüntü, b) mikrokalsifikasyonları gösteren görüntü, c) orijinal görüntü, d) mikrokalsifikasyonları gösteren görüntü

3.1.2.2 Matematiksel Morfoloji Kullanan Yöntem

Mikrokalsifikasyonların bulunmasına yönelik çalışmada, topolojik işlemlerin yanı sıra, literatürde daha sık uygulanmış olan morfolojik işlemler de sınanmıştır. Bu işlemler, morfolojik açma, yeniden yapılandırma ve kümelendirme aşamalarından oluşmaktadır.

Morfolojik açma işlemi, aşınma ve genişleme işlemlerinin birleşiminden oluşmaktadır. Aşınma işleminde görüntüdeki her bir pikselin 7x7 komşuluğundaki piksel değerinin en küçüğü bulunarak, işlenen pikselin değeriyle değiştirilir. Bu işlem sırasında görüntünün boyutunda küçülme meydana gelir. Bir başka deyişle, bu işlemle görüntüdeki piksel değerlerini birbirine yaklaştırarak, gürültüler ortadan kaldırılır. Aşınma işleminden sonra görüntüye uygulanan genişleme işlemi, görüntüdeki bileşenleri eski boyutuna getirir. Genişleme işlemi, görüntüdeki her bir pikselin 7x7'lik komşuluğunda bulunan piksel değerlerinin en büyüğüyle merkez noktadaki pikselin değerinin değiştirilmesiyle gerçekleştirir. Morfolojik açma işlemi sonucunda elde edilen görüntü, orijinal görüntüye oranla daha yumuşatılmış ve orijinal görüntüde bulunan bir çok parlak noktadan arındırılmış bir görüntüdür.

Mikrokalsifikasyonların morfolojik yöntemlerle bulunmasının ikinci aşamasını, orijinal görüntüyü yeniden yapılandırma işlemi oluşturmaktadır. Topolojik yöntemde uygulanan yeniden yapılandırma işlemiyle aynı olan bu aşama sonucunda orijinal görüntüdeki tüm parlak noktalardan arındırılmış yeni bir görüntü elde edilir. Bu görüntü, orijinal görüntüden çıkarıldığında üzerinde sadece mikrokalsifikasyonların ve istenmeyen büyük bölgelerin bulunduğu bir görüntüdür.

Son işlem olarak, bulunan mikrokalsifikasyonlar, iki kümelendirme algoritmasından biri kullanılarak öbeklenir. Bu aşamada radyolog, mikrokalsifikasyonların durumuna bakarak hangi yöntemi seçeceğine karar verebilir. Eksiltmeli kümelendirmede, sistem mikrokalsifikasyonları en uygun biçimde otomatik olarak öbeklerken, bulanık c-ortalama yönteminde öbek sayısı radyolog tarafından verilmelidir. Morfolojik yöntem ve eksiltmeli

kümelendirme algoritmasının çalıştırılmasıyla elde edilen sonuçlar Çizelge 4.3 de verilmiştir.

3.2 Bulanık Kümelendirme (Fuzzy Clustering)

Örüntü tanıma işleminde kümelerin analizi oldukça sık olarak kullanılmaktadır. Bu işlem verileri öbeklemek ve dağılım şekillerini belirlemek amacıyla kullanılan bir tekniktir. Kümelendirme yöntemlerinin en çok kullanıldığı alan, birbirine benzer veri kümelerinin aynı küme yada sınıfta toplanması çalışmalarıdır. Geleneksel kümelendirme işlemlerinde verilerin benzer özellik gösterenleri sadece bir kümede toplanarak, geri kalanlar göz ardı edilmektedir. Bazı uygulamalarda kümelerin sınırları genellikle diğerleriyle çakıştığından bulanık kümelendirme yöntemi daha uygun olmaktadır. Bulanık küme teorisinden [48] türetilmiş olan bulanık kümelendirme, kümeler arasındaki sınırların net olarak tanımlanmadığı durumlarda kullanılmak üzere geliştirilmiştir. Bulanık kümelendirmede, üyelik fonksiyonu, bir kümeye olan bağlılığı ifade eden 0 ile 1 arasında bir değerle ifade edilmektedir. Bu üyelik değeri, verilerin yada noktaların hangi kümeye gireceğini belirlemek için kullanılır.

Sonlu bir veri kümesi olan X için, kümelendirme problemi, kümedeki verileri en uygun şekilde alt gruplara ayırmaktır. Başlangıçta veriler etiketli olmadığından (özellikleri belirlenmemiş), bu probleme genellikle denetlenmeyen öğrenim (unsupervised learning) adı verilir. Buradaki öğrenme kelimesi, yöntemin en iyi gruplaşmayı sağlamak amacıyla, doğru bir şekilde etiketleme yapması anlamına gelmektedir. Buradaki ana konu, X 'i kesin sayıda, c tane, düzgün dağılımlı ve doğal gruba bölmektir. c sayısı X kümesinde bulunan elemanların dağılımına göre ortaya çıkabilecek bölge sayısını gösterir. Küme elemanlarının birbirine uzak yada yakın olmasıyla c sayısının değeri değişir. c sayısı algoritma başlamadan önce belirlenebileceği gibi, fiziksel yada matematiksel bir dizi işlem sonucunda da saptanabilir. Denetlenmediği için, kümelendirme algoritması kesin kriterlere yada atamalara göre başlatılmalıdır.

Verilen bir veri setinden kümeler elde edebilmek için bir çok yöntem geliştirilmiştir. Ama bunlar içinde en yaygın olarak kullanılanları Dunn [49]

tarafından tasarlanıp, Bezdek [50] tarafından geliştirilen “bulanık c-ortalamları algoritması” (FCM) ve ISODATA [11] kümelendirme ve eksiltmeli kümelendirme (subtractive clustering - SCM) [51] yöntemleridir. FCM algoritmasında c sayısının (küme sayısının) önceden belirlenmiş olması gerekirken, ISODATA da c sayısı başlangıçta belirli değildir. Her iki algoritmada bazı aşamalar aynıdır. ISODATA algoritması, c-ortalamları kriter fonksiyonuyla sezgisel performans ölçümlerinin birleştirilmesiyle oluşturulmuştur. Bir başka deyişle, c-ortalamları algoritmasına, c sayısının en uygun değeri bulunduğu anda algoritmayı sonlandırmayı sağlayacak bazı kriterler eklenerek ISODATA algoritması oluşturulmuştur. SCM ise görüntüdeki her bir noktanın merkez nokta olup olmadığını inceler. Görüntüdeki noktalarının birbirlerine olan uzaklıklarını temel alarak hangi noktaların merkez nokta olabileceğini bulmaya çalışır.

Geliştirilen algoritmanın son basamağı olan bulanık kümelendirme aşamasında, eksiltmeli kümelendirme yöntemi kullanılmıştır. Fark görüntüsü üzerinde yapılacak çalışma için sabit bir c değeriyle işlem yapılması olanaksızdır. Çünkü her bir mamogramın içerdiği kanserli bölge sayısı Çizelge 5.1’den de görüleceği gibi çok çeşitli sayılarda olabilir. Bu yüzden c - ortalama algoritması daha az kullanılmaktadır. Ayrıca SCM’de görüntü üzerinde bulunan noktalardan biri merkez nokta olarak bulunmaya çalışıldığından kanser öbeklerinin merkezlerinin işaretlenmesi daha doğru bir şekilde yapılmaktadır. Mamogram üzerindeki kanserli bölgelerin sayısının belirli olduğu durumlarda yada eksiltmeli kümelendirme yöntemiyle belirlenen öbek sayısının kontrolünde kullanılmak üzere c-ortalama algoritması da programa eklenmiştir. Kullanıcı tarafından girilen öbek sayısına göre algoritma çalıştırılmaktadır.

3.2.1 Bulanık C-Ortalamları Algoritması

Bulanık c-ortalamları algoritmasının amacı, verilen piksellerin istenilen sayıdaki küme merkezlerine olan üyelik oranlarının (yoğunluklarının) hesaplanmasıdır. Bir pikselin, herhangi bir kümeye olan üyelik oranı üyelik matrisindeki değer kadar olacaktır. Bu işlemi yaparken, bir noktanın tüm kümelerdeki üyelik değerlerinin toplamının 1 olması gerekmektedir. Bu koşul Formül 3.5’de verilmiştir.

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 \quad (3.5)$$

u_{ik} : k 'inci noktanın i 'nci kümeye ait olma üyelik değeri, $c > 1$ küme sayısı ve i pozitif tam sayıdır. Pikselin, kendisine yakın olan kümeye olan üyelik değeri, diğer kümelere olan üyelik değerinden daha büyük olmaktadır. Kümelendirme işlemi sonucunda küme matrisinin değerleri üyelik değerlerden oluşacaktır. Algoritma, Formül 3.6'deki objektif fonksiyonunu minimize etmek için çalışır.

$$J(U, v) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^{m'} d_{ik}^2 \quad (3.6)$$

u_{ik} : k 'inci noktanın i 'nci kümeye ait olma üyelik değeri, d_{ik} : k 'inci noktayla i 'nci küme merkezi arasındaki uzaklık, $c > 0$ küme sayısı, n kümedeki elemanların sayısı, k ve i pozitif tam sayılardır. m' parametresi $[1 \infty]$ arasında olup bulanıklaştırıcı (fuzzifier) olarak adlandırılır ve ağırlık parametresi katsayısıdır. Noktaya küme merkezi arasındaki uzaklık olarak geometrik uzaklık hesaplanmıştır. Ama diğer uzaklık ölçütleri de kullanılabilir. m boyutlu veriler için bu uzaklığın Formül 3.7'de verilmiştir.

$$d_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_{ij})^2} \quad (3.7)$$

x_{kj} : Kümelendirilmek istenen bir noktanın koordinatlarını, v_{ij} : küme merkezinin koordinatlarını göstermektedir. Küme merkezlerinin koordinatları, Formül 3.8'de yazıldığı gibi noktaların o kümeye ait olma üyeliklerinin ağırlıklı ortalamaları formülüyle bulunur.

$$v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^{m'} x_{kj}}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^{m'}} \quad (3-8)$$

Küme matrisi güncellenirken Formül 3.5'deki koşulun bozulmaması gerekmektedir. Bu yüzden yeni üyelik değerlerinin hesaplanması rasgele yapılmamaktadır. Üyelik değerlerinin güncellenmesinde Formül 3.5 ve objektif

fonksiyonunu minimize etmeyi sağlayan bir formül kullanılmalıdır. Evrensel küme (veri uzayı): $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, veri sayısı: n , küme merkezlerinin koordinatları : $v_i = [v_{i1} \ v_{i2} \ \dots \ v_{im}]$, $i=1, \dots, c$ ve küme matrisi: $U = [u_{ik}]_{c \times n}$, $i=1, \dots, c \ k=1, \dots, n$ olmak üzere,

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \quad \forall j \in [1, n] \quad (3.9)$$

$$u_{1j} + u_{2j} + \dots + u_{cj} = 1 \quad (3.10)$$

$$J(U, v) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^{m'} d_{ij}^2 = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^{m'} \|x_j - v_i\|^2 \quad (3.11)$$

Formül 3.11 açıldığında,

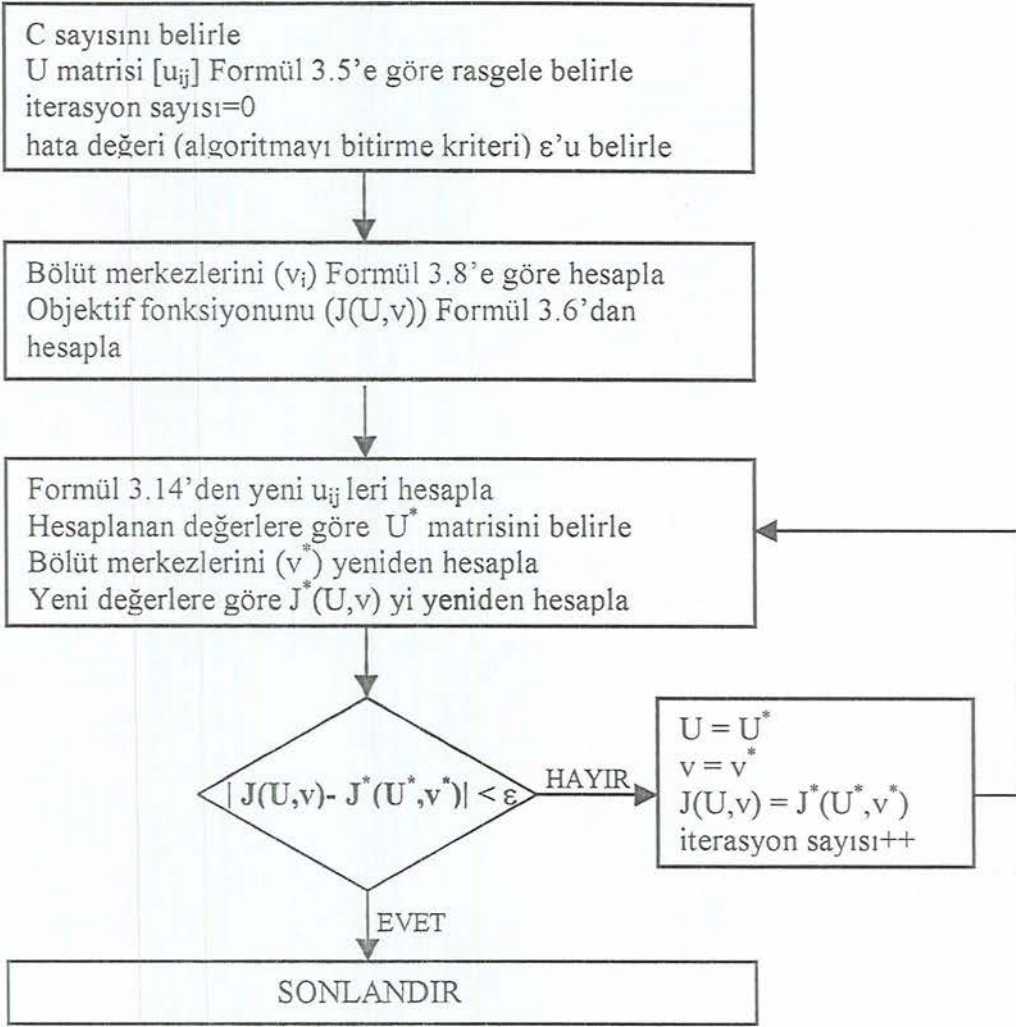
$$J(U, v) = \sum_{i=1}^c (u_{i1}^{m'} \|x_1 - v_i\|^2 + u_{i2}^{m'} \|x_2 - v_i\|^2 + \dots + u_{in}^{m'} \|x_n - v_i\|^2) \quad (3.12)$$

$$J(U, v) = \left[\sum_{i=1}^c u_{i1}^{m'} \|x_1 - v_i\|^2 + \sum_{i=1}^c u_{i2}^{m'} \|x_2 - v_i\|^2 + \dots + \sum_{i=1}^c u_{in}^{m'} \|x_n - v_i\|^2 \right] \quad (3.13)$$

$J(U, v)$ minimum değerini, kendisini oluşturan her elemanın minimumları bulunduğunda alır. $J(U, v)$ 'nin tüm girdi parametrelerine göre türevi alınır, minimize edecek şartları sağlayan formül bulunmuş olur.

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_{ik}\|}{\|x_k - v_{jk}\|} \right)^{\frac{2}{m'-1}}} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m'-1}}} \quad (3.14)$$

3.14'de bulunan formül FCM algoritmasında Formül 3.5'de verilen koşulu sağlayan ve objektif fonksiyonu minimize edecek olan formüldür. Küme matrisindeki üyelik değerleri güncellenirken kullanılacak olan Formül 3.14'de verilmiştir. Bulanık c-ortalama algoritmasını uygularken yapılan işlemler aşağıda verilmiştir.



3.2.2 Eksiltmeli Kümelendirme Yöntemi

Mikrokalsifikasyonların bölütlenmesine yönelik çalışmalarda sabit bir c değeriyle işlem yapmanın zorluğundan daha önce bahsedilmişti. Bu yüzden mikrokalsifikasyonların mamogram üzerindeki yerlerine ve dağılımlarına göre çalışan eksiltmeli kümelendirme yöntemi, c -ortalamaları algoritmasına göre daha kullanışlı bulunmuştur. Eksiltmeli kümelendirme algoritmasıyla mikrokalsifikasyonların birbirlerine olan uzaklıklara göre merkez noktaları belirlemek amaçlandığından küme sayısının önceden bilinmesi gerekmemektedir. ρ -boyutlu bir uzayda bulunan n tane nokta için, eksiltmeli kümelendirme algoritması, her bir noktayı merkez nokta adayı olarak dikkate alır. Bir x_i noktasının merkez nokta olabilme potansiyeli,

$$P_i = \sum_{j=1}^n e^{-\alpha \|x_i - x_j\|^2} \quad (3.15)$$

olarak tanımlanır. Burada α pozitif sabit bir sayıdır.

Bu formüle göre, çevresinde fazla komşu nokta bulunan noktanın merkez nokta olma potansiyel değeri daha büyük olacaktır. Tüm noktalar için potansiyel değer hesaplandıktan sonra, en yüksek değere (referans potansiyel değeri) sahip olan nokta ilk merkez nokta olarak atanır. Bundan sonra diğer noktaların potansiyel değerleri gözden geçirilir. v_i , merkez nokta olarak seçilen nokta ve P_i bu noktanın potansiyel değeri olmak üzere, tüm noktaların potansiyel değeri Formül 3.16 kullanılarak yeniden hesaplanır:

$$P_k = P_k - P_{v_i} e^{-\beta \|x_k - v_i\|^2} \quad (3.16)$$

Burada β pozitif sabit bir sayıdır. Bu işlemle, seçilen merkez noktanın çevresindeki noktaların potansiyel değerleri düşürülür. Böylece bir sonraki merkez nokta olarak, bu noktaların seçilme ihtimali en aza indirilmiş olur. Algoritma yeni bulunan maksimum potansiyel değer referans potansiyel değerine bölümü belli bir kriterin altına inene kadar yeni merkez noktaları bulmaya devam eder. Bu çalışmada kriter olarak 0.4 değeri alınmıştır. Kriterlerin belirlenmesiyle ilgili daha fazla bilgi [51]'de bulunabilir. Ayrıca α ve β değeri içinde standart olarak 4 seçilmiştir. Noktaların birbirleriyle olan uzaklıklarının hesaplanmasında, koordinatlar arasındaki farklar, küme merkezlerinin sınırlarının etkisini kontrol etmek amacıyla sabit sayılarla çarpılmıştır. Bu sayılar x ve y koordinatlarının farkları için sırasıyla 3.2 ve 4.0 olarak alınmıştır. Normal şartlarda bu değerler daha düşük [1.6 2.8] olabilir ama değerler küçültüldükçe algoritma tarafından bulunan merkez nokta sayısı da azalmaktadır. Yaptığımız çalışmada mümkün oldukça çok merkez nokta bulunması amaçlanmıştır. Daha sonra eklenen kriterle bu noktalar arasından gerçek merkez noktalar seçilmiştir. Bu seçme işleminde, bulunan merkez noktanın çevresindeki noktaların sayısı dikkate alınmıştır. Çevresinde 9 taneden daha fazla nokta bulunan merkez nokta,

gerçek merkez nokta olarak alınarak, çevresindeki noktalar bu noktayla birleştirilmiştir. Böylece kanser öbeklerinin sınırları belirlenmiştir.

4. YÖNTEMİN SINANMASI

Bugüne kadar mamogram üzerindeki mikrokalsifikasyonları bulmak amacıyla bir çok yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntemlerin başarı oranları, Hastalık Belirtisi Gösteren (TP – True Positive) ve Hastalık Belirtisi Göstermeyen (FP – False Positive) bölgeleri belirlemelerine bakarak hesaplanır [3]. FP hastalıklı olmayan bir bölgenin hastalıklı olarak bulunabilme, TP ise hastalıklı bölgelerin doğru olarak bulunabilme olasılığıdır.

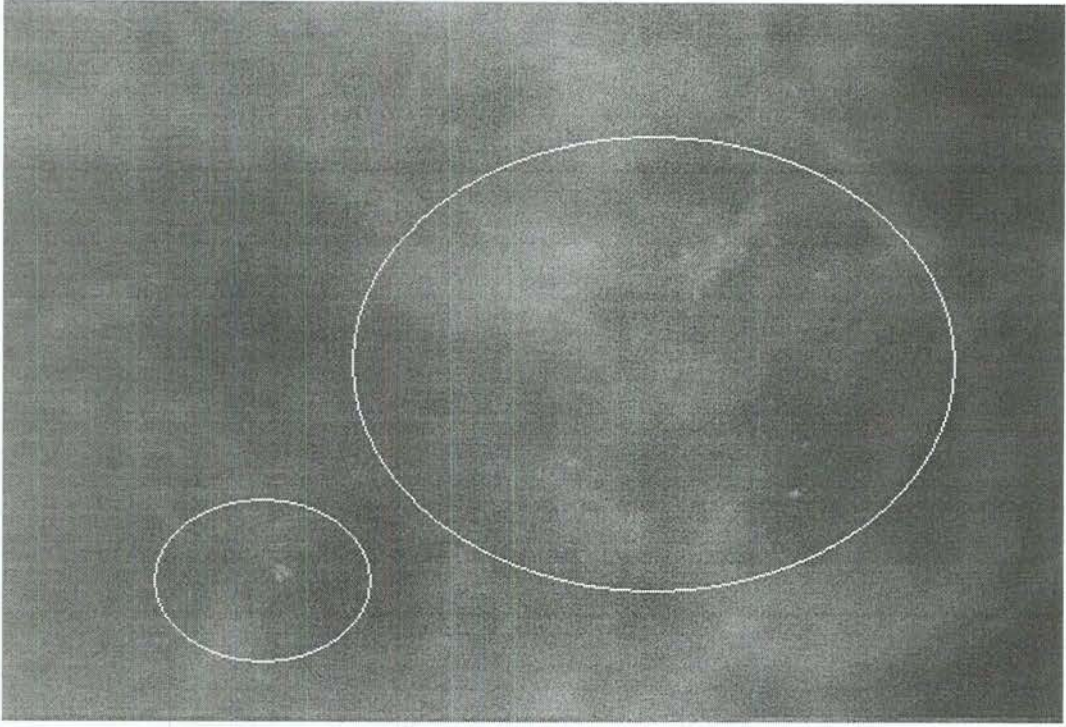
Yöntemin sınanmasında kullanılan mamogramlar Nijmegen Üniversite Hastanesi'nin veritabanından alınmıştır. Topolojik ortanca süzgecin ve yeniden yapılandırmanın kullanıldığı algoritma toplam 34 tane mamogram üzerinde denenmiş ve mikrokalsifikasyon içeren bölgelerin 1.06 FP/görüntü ile %94,4 oranında bulunduğu gözlenmiştir. Görüntülere göre algoritmanın bulduğu sonuçlar Çizelge 4.1 de verilmektedir.

Kanserli bölgelerin sınırları çok değişik şekillerde ve iç içe girmiş olabilecekleri için bulanık kümelendirme yöntemlerinin kullanılması daha uygun görülmüştür. Bu işlem için görüntüdeki noktalar arasında merkez nokta olmaya en uygun noktaları belirleyen eksiltmeli kümelendirme algoritması seçilmiştir. Algoritmanın sonucunda pikseller bulunan merkez noktalarıyla birleştirilerek kümelerin sınırlarının belirlenmesi sağlanmıştır.

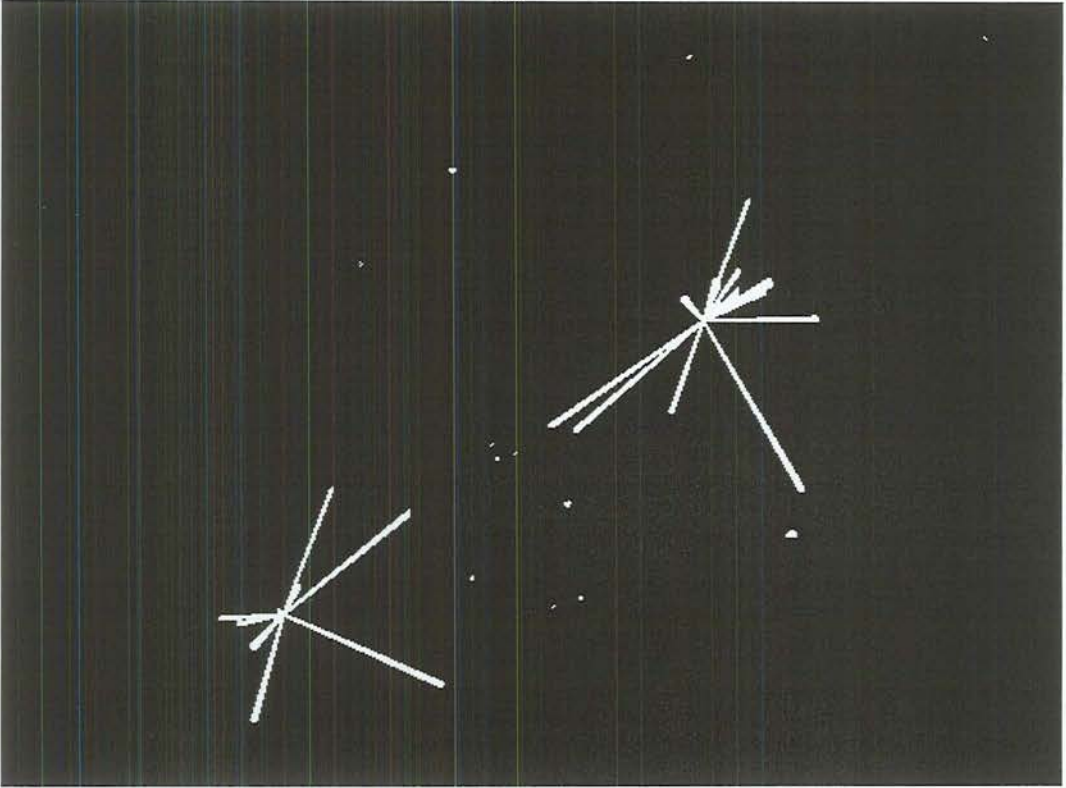
Eksiltmeli kümelendirme algoritması yukarıda bahsedilen basamaklara göre çalıştırıldığında, mamogram üzerindeki mikrokalsifikasyon içeren bölgelerin merkez noktaları belirlenir. Piksellerle merkez noktalar birleştirilerek mikrokalsifikasyon içeren bölgelerin sınırları belirlenmektedir. (Şekil 4.1).

Çizelge 4.1. 34 tane mamogram için sayısal topolojik yöntemi kullanan algoritmanın verdiği sonuçlar ve başarı oranları

Mamogram Numarası	Mikrokalsifikasyon Sayısı	TP	FP	Doğruluk Oranı
C02c	2	2	1	1 FP ile %100
C02o	1	1	0	%100
C03c	2	2	1	1 FP ile %100
C03o	1	1	2	2 FP ile %100
C04c	2	2	1	1 FP ile %100
C04o	2	2	1	1 FP ile %100
C05c	1	1	0	%100
C05o	2	2	2	2 FP ile %100
C06c	3	2	1	1 FP ile %66.6
C06o	2	2	0	%100
C07c	1	1	0	%100
C07o	1	1	2	2 FP ile %100
C09c	1	1	0	%100
C09o	2	2	0	%100
C10c	1	1	2	2 FP ile %100
C11c	1	1	0	%100
C11o	1	1	1	1 FP ile %100
C12c	14	13	2	2 FP ile %93
C12o	12	12	0	%100
C13c	1	1	2	2 FP ile %100
C13o	1	1	1	1 FP ile %100
C14c	2	1	1	1 FP ile %50
C14o	2	1	2	2 FP ile %50
C15c	1	1	0	%100
C15o	1	1	1	1 FP ile %100
C16c	1	1	0	%100
C16o	1	1	1	1 FP ile %100
C18c	2	2	2	2 FP ile %100
C18o	1	1	1	1 FP ile %100
C19c	2	2	0	%100
C19o	3	3	2	2 FP ile %100
C20c	1	1	3	3 FP ile %100
C21o	1	1	4	4 FP ile %100
TOPLAM	72	68	36	1.06 FP/Görüntü ile %94,4

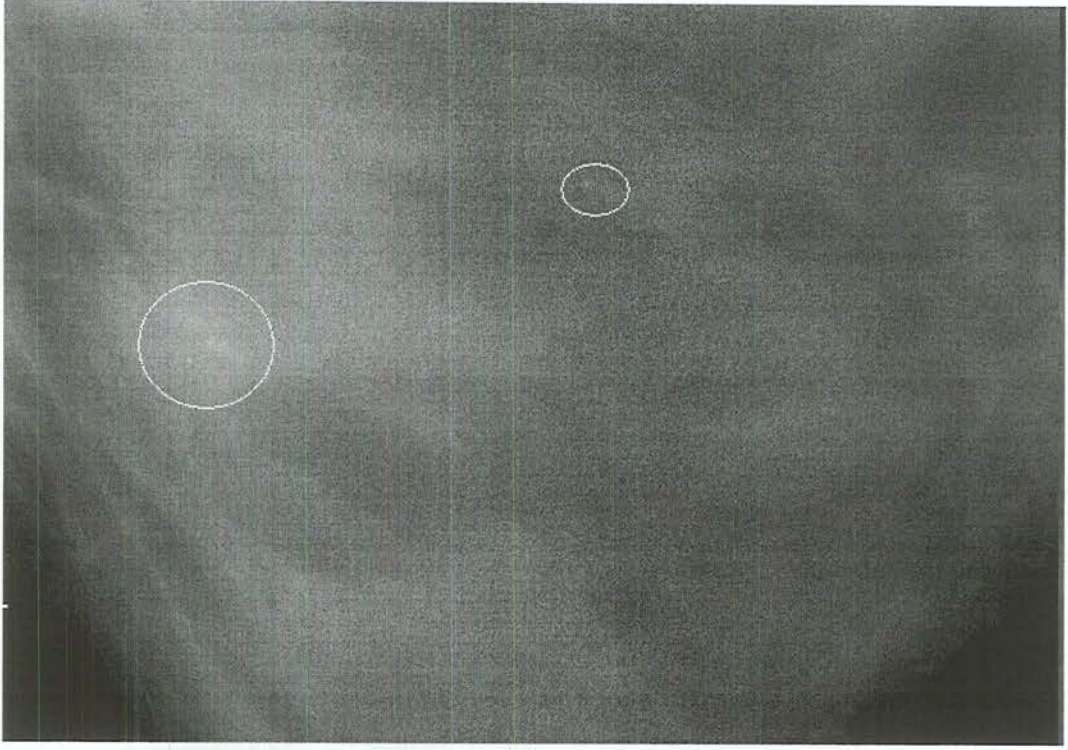


(a)

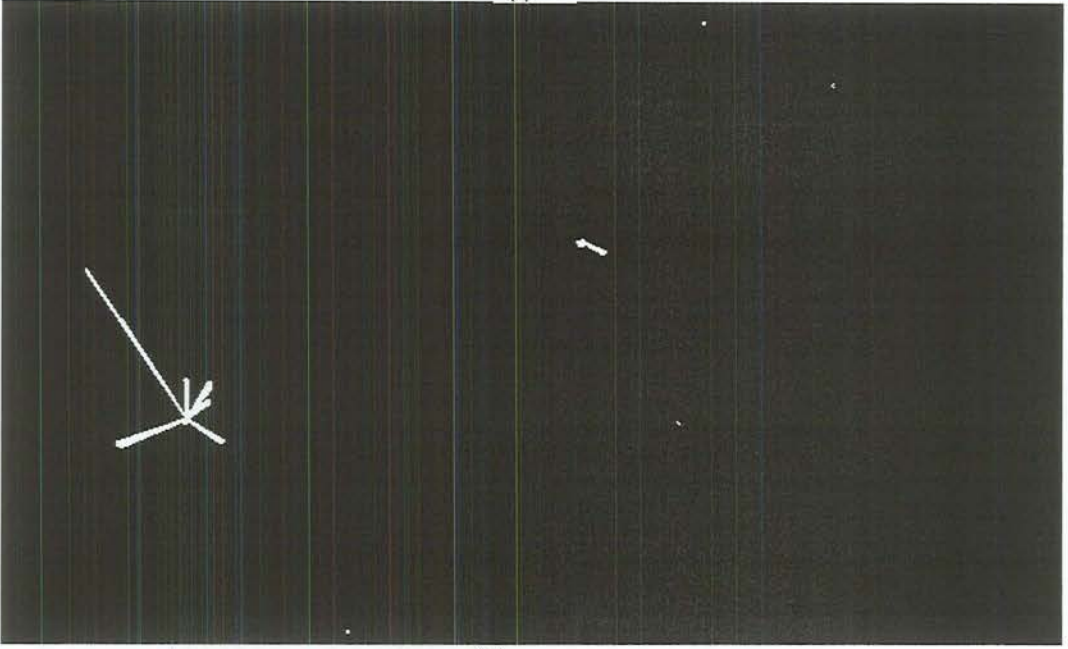


(b)

Şekil 4.1. Eksiltmeli kümelendirme algoritması sonucu elde edilen mikrokalsifikasyon öbekleri a) Orijinal görüntü b) Mikrokalsifikasyon bölgelerinin işaretlendiği görüntü



(c)



(d)

Şekil 4.1. (Devam) Eksiltmeli kümelendirme algoritması sonucu elde edilen mikrokalsifikasyon öbekleri c) Orijinal görüntü d) Mikrokalsifikasyon bölgelerinin işaretlendiği görüntü

Sayısal topoloji ve eksiltmeli kümelendirme algoritmasının birleşiminden oluşan yöntemin 34 mamogram üzerinde verdiği sonuçlar Çizelge 4.2’de özetlenmiştir.

Çizelge 4.2. 34 tane mamogram için geliştirilen yöntemin verdiği sonuçlar ve başarı oranları

Mamogram Numarası	Mikrokalsifikasyon Sayısı	TP	FP	Doğruluk Oranı
C02c	2	2	0	%100
C02o	1	1	1	1 FP ile %100
C03c	2	2	0	%100
C03o	1	1	1	1 FP ile %100
C04c	2	2	0	%100
C04o	2	2	1	1 FP ile %100
C05c	1	1	0	%100
C05o	2	2	1	1 FP ile %100
C06c	3	3	1	1 FP ile %100
C06o	2	2	2	2 FP ile %100
C07c	1	1	0	%100
C07o	1	1	2	2 FP ile %100
C09c	1	1	0	%100
C09o	2	2	0	%100
C10c	1	1	1	1 FP ile %100
C11c	1	1	0	%100
C11o	1	1	0	%100
C12c	14	11	0	%78.5
C12o	12	10	1	1 FP ile %83.3
C13c	1	1	1	1 FP ile %100
C13o	1	1	0	%100
C14c	2	2	2	2 FP ile %100
C14o	2	2	1	1 FP ile %100
C15c	1	1	0	%100
C15o	1	1	1	1 FP ile %100
C16c	1	1	0	%100
C16o	1	1	1	1 FP ile %100
C18c	2	2	3	3 FP ile %100
C18o	1	1	1	1 FP ile %100

Çizelge 4.2. (Devam) 34 tane mamogram için geliştirilen yöntemin verdiği sonuçlar ve başarı oranları

Mamogram Numarası	Mikrokalsifikasyon Sayısı	TP	FP	Doğruluk Oranı
C18o	1	1	1	1 FP ile %100
C19c	2	2	1	1 FP ile %100
C19o	3	3	1	1 FP ile %100
C20c	1	1	2	2 FP ile %100
C21o	1	1	2	2 FP ile %100
TOPLAM	72	67	28	0.82 FP/Görüntü ile %93

Kümelendirme işleminin, sınanan görüntüdeki kanserli bölgeleri %93 oranında, 0,82 FP/görüntüyle bölütlediği gözlenmiştir. Çizelge 5.2’de görüleceği gibi algoritma bir çok mamogram için FP üretmeden kanserli bölgeleri işaretlemektedir. Mamogramlardaki yoğun meme dokusunun fazlalığı algoritmanın FP üretme oranını arttıran en önemli unsurdur. c04c, c14c, c18c, c19c numaralı mamogramlarda doğru sayıda TP nin yanında bazı bölgelerin yanlış olarak işaretlendiği görülmektedir. Bunun nedeni mamogram üzerinde yoğun meme dokusundan ve yağ bezelerinden kaynaklanan, ama mikrokalsifikasyon olmayan parlak noktaların bulunmasıdır. c12c ve c12o numaralı mamogramlarda ise eksik sayıda kanserli bölge işaretlenmiştir. Bu mamogramlarda Nijmegen Üniversite Hastanesi’ndeki uzmanlar tarafından işaretlenen bölgeler iç içe geçmiş durumda bulunmaktadır. Bu nedenle algoritma mikrokalsifikasyonlar bölütlenirken birbirleriyle yan yana yada iç içe duran bölgeler tek bir bölge olarak işaretlemiştir.

Geliştirilen yöntemin, Nijmegen verilerine uygulanmasında başarılı sonuçlar elde edilmesine rağmen, daha fazla sayıda mamogram üzerinde deney yapılması yöntemin sınanması açısından gereklidir.

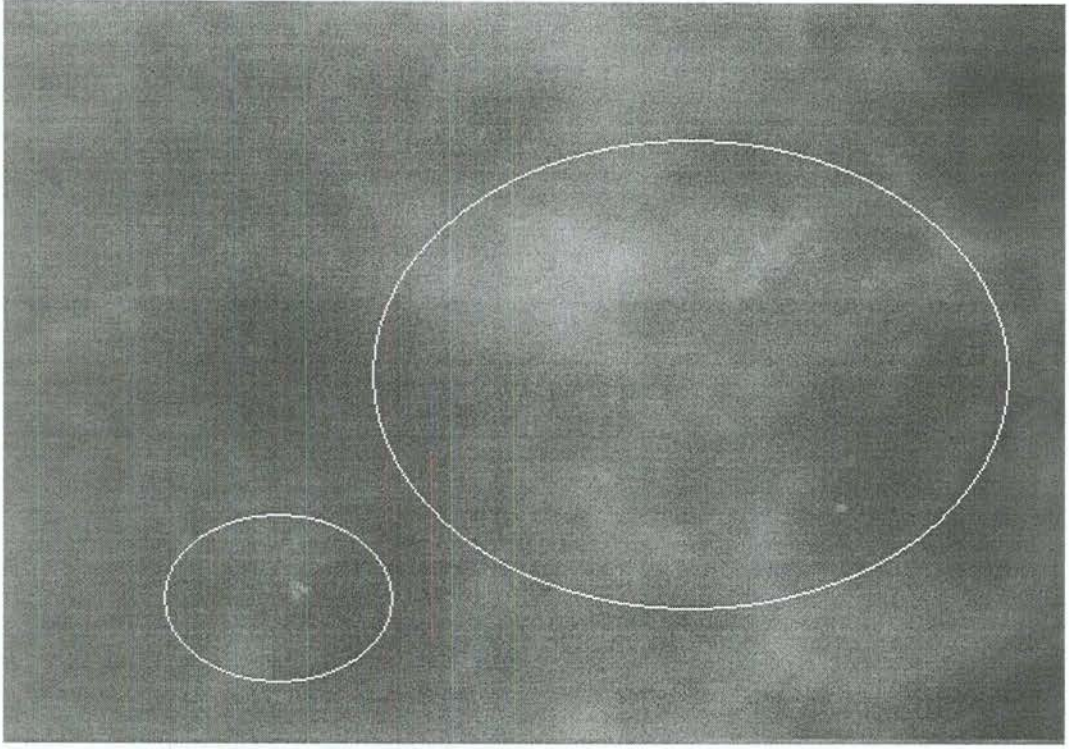
MEGARS sistemine topolojik yöntemin yanı sıra morfolojik açma ve yeniden yapılandırmanın kullanıldığı bir yöntem daha eklenmiştir. Hem doktorlara değişik yöntemlerle mamogramları inceleme fırsatı vermek hem de

topolojik ve morfolojik yöntemlerin başarı oranlarını ortaya koymak için yapılan bu çalışmayla ilgili sonuçlar Çizelge 4.3’de verilmektedir.

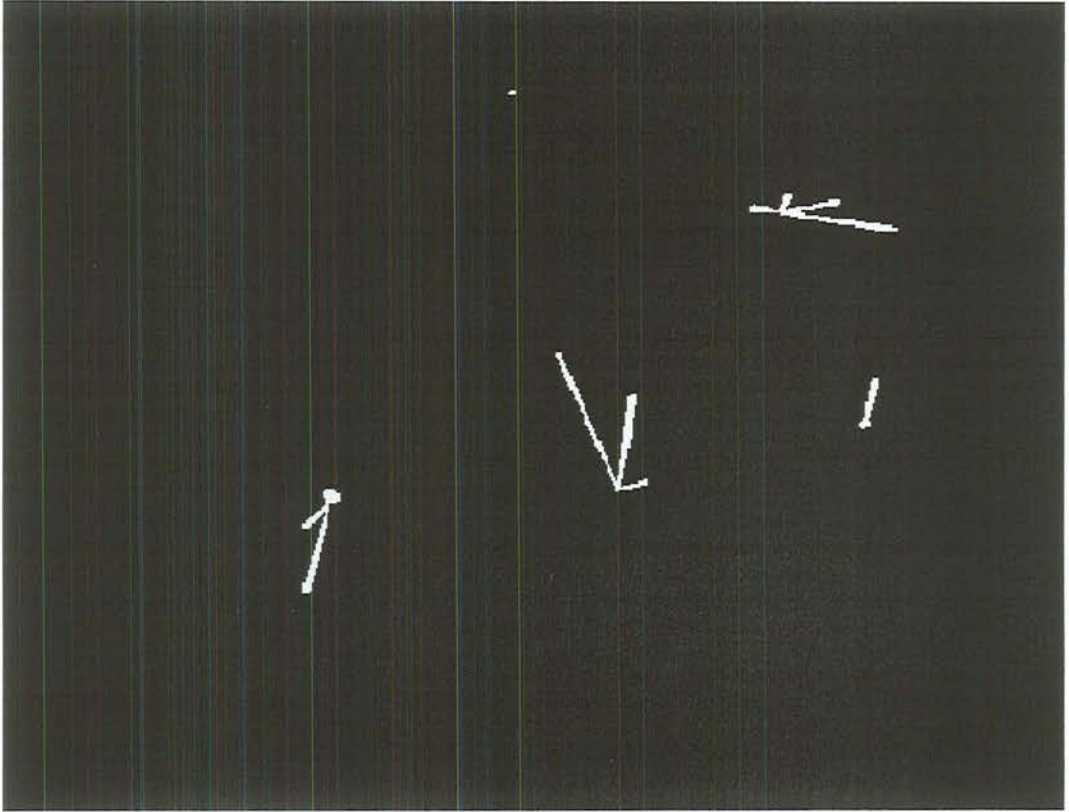
Çizelgeden de görüleceği gibi topolojik işlemler morfolojik işlemlere oranla daha iyi sonuçlar vermektedir. Bunun en önemli sebebi, morfolojik işlemlerin belli bir çerçevenin içindeki en küçük ve en büyük piksel değerleriyle ilgilenirken topolojik işlemlerin piksellerin birbirleriyle olan ilişkilerini ve bağlılık oranlarını kullanılıyor olmasıdır. Göğüs üzerinde bulunan yağ dokuları mamogram üzerinde büyük beyaz bölgeler olarak görüldüğünden, morfolojik işlemler sırasında bu bölgeler diğer mamogram alanlarını etkilemektedir. Bu yüzden var olan mikrokalsifikasyonların kaybolduğu yada yanlış bölgelerde parlak noktaların olduğu görüntüler meydana gelmektedir (Şekil 4.2). Bu durum morfolojik işlemler algoritmasının başarı oranını düşürürken, yanlış olarak işaretlenmiş bölgelerinin (FP’ler) oranını arttırmaktadır.

Çizelge 4.3. 34 tane mamogram için morfolojik yöntemi kullanan algoritmanın verdiği sonuçlar ve başarı oranları

Mamogram Numarası	Mikrokalsifikasyon Sayısı	TP	FP	Doğruluk Oranı
C02c	2	2	2	2 FP ile %100
C02o	1	0	2	2 FP ile %0
C03c	2	1	1	1 FP ile %50
C03o	1	1	1	1 FP ile %100
C04c	2	2	2	2 FP ile %100
C04o	2	1	3	3 FP ile %50
C05c	1	1	1	1 FP ile %100
C05o	2	1	2	2 FP ile %50
C06c	3	2	2	2 FP ile %66.7
C06o	2	1	0	%50
C07c	1	1	0	%100
C07o	1	1	4	4 FP ile %100
C09c	1	0	1	1 FP ile %0
C09o	2	2	0	%100
C10c	1	1	1	1 FP ile %100
C11c	1	1	0	%100
C11o	1	1	1	1 FP ile %100
C12c	14	3	1	1 FP ile %21
C12o	12	8	3	3 FP ile %66.7
C13c	1	1	1	1 FP ile %100
C13o	1	1	1	1 FP ile %100
C14c	2	1	0	%50
C14o	2	1	0	%50
C15c	1	1	0	%100
C15o	1	1	1	1 FP ile %100
C16c	1	1	1	1 FP ile %100
C16o	1	1	1	1 FP ile %100
C18c	2	2	0	%100
C18o	1	1	0	%100
C19c	2	2	1	1 FP ile %100
C19o	3	3	0	%100
C20c	1	1	4	4 FP ile %100
C21o	1	1	3	3 FP ile %100
TOPLAM	72	48	40	1.2 FP/görüntü ile %66.7

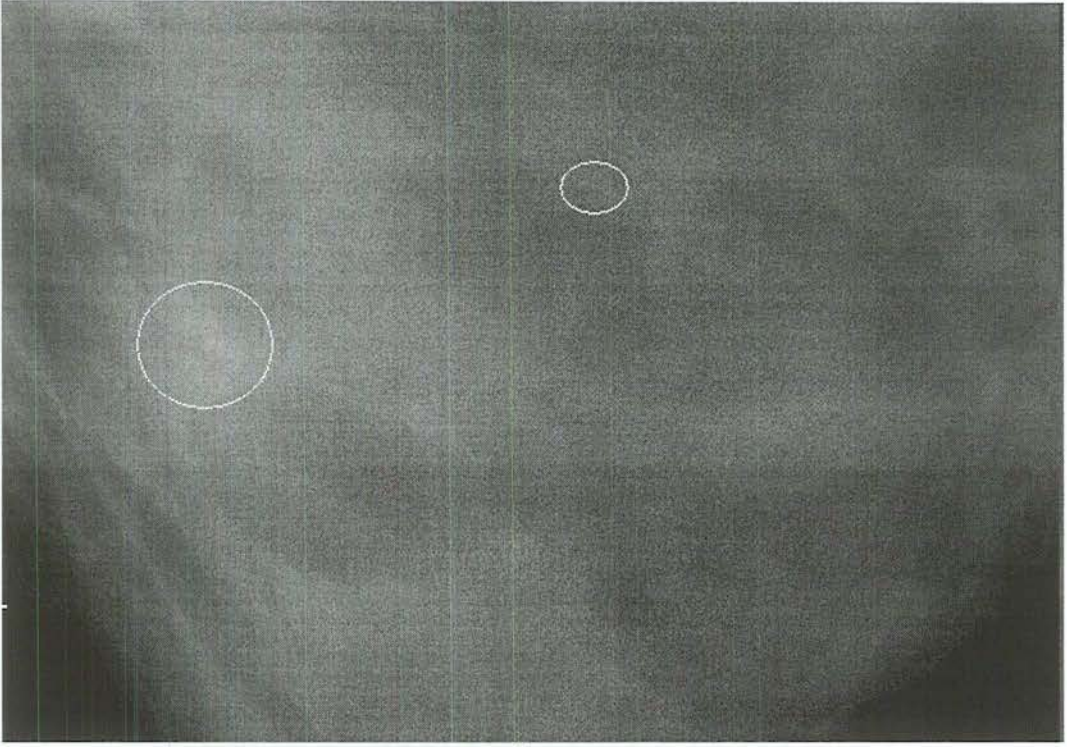


(a)

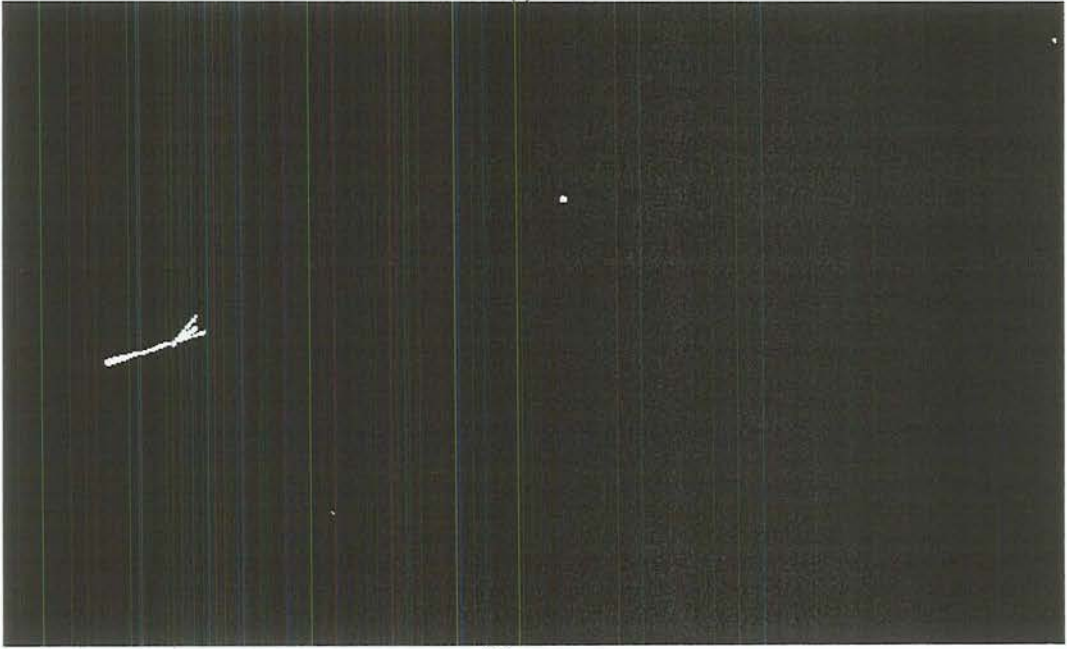


(b)

Şekil 4.2. Morfolojik işlemler ve eksiltmeli kümelendirme algoritması sonucu elde edilen mikrokalsifikasyon öbekleri a) Orijinal görüntü b) Mikrokalsifikasyon bölgelerinin işaretlendiği görüntü



(c)



(d)

Şekil 4.2. (Devam) Morfolojik işlemler ve eksiltmeli kümelendirme algoritması sonucu elde edilen mikrokalsifikasyon öbekleri c) Orijinal görüntü d) Mikrokalsifikasyon bölgelerinin işaretlendiği görüntü

5. PACS

Günümüzde enformasyon teknolojilerindeki hızlı gelişmeler, tıp alanında da hasta bilgi ve belgelerine kolay ve hızlı ulaşımı sağlamaktadır. Bu bilgi ve belgelerin arşivlenmesiyle birlikte radyologların gereksinim duydukları bilgiyi en uygun biçimde kullanmaları amaçlanır. Özellikle tıbbi görüntülerin bilgisayar ortamında saklanmasıyla, merkezler arasında bilgi ve belgelerin paylaşımı da gerçekleşmektedir. Kısaca PACS (Picture Archiving & Communication System) olarak adlandırılan bu yapı, doktorlara tanı ve tıbbi arařtırmalar konusunda büyük kolaylıklar sağlamaktadır.

PACS, hastanelerde tanı amaçlı görüntüleme sistemlerinden elde edilen görüntülerin, film ve kağıt üzerinde incelenmesi yerine sayısal ortamda monitörlerden görülmesi, bilgisayar yığın belleklerinde (Disk, CD, DVD, Teyp vb.) depolanması ve gerektiğinde bunların tekrar çağrılarak monitörlerden izlenmesi işlemidir. PACS, görüntü edinme aletleri, depolama ve arşivleme üniteleri, görüntüleme istasyonları ve veritabanı sunucularından oluşur. Bu bileşenler bilgisayar ağı sistemleriyle birbirlerine bağlanırlar.

Radyoloji bölümündeki üniteler arasında ve hastane birimleri arasındaki bilgisayar ağıyla, PACS bilgi görüntüleme sistemi oluşturulur. Bu sayede mevcut aktif veya depolanmış radyolojik görüntüler hastane içindeki diğer birimlere aktarılabilir. Görüntü transferiyle hastane içindeki film kullanımı en aza indirilebilir. PACS uygulanan hastanelerde arşiv mekanlarını küçülmüştür. Görüntüler, iyi kalitede ve üzerinde işlem yapılabilir özellikte saklanmaktadır.

Sayısallaştırıcı cihazlarla filme aktarılmış olan görüntüler bilgisayar ortamında görüntülenebilir. Dijital radyografiyle elde edilen görüntüler büyütülebilmekte ve özellikle belli bir bölgeye odaklanarak daha ayrıntılı görüntüler elde edilebilmektedir. Dijital radyografi, bu özelliğiyle hastanın olabilecek en düşük miktarda radyasyon almasını ve hızlı bir şekilde teşhisinin konulmasını sağlar. Doktorlara da detaylı görüntü ve zamandan tasarruf olanağı verir.

5.1 PACS'ı Oluşturan Öğeler

Bir PACS altı temel öğeden oluşur. Bunlar görüntülerin arşivlenmesi, görüntülenmesi ve işlenmesi için kullanılan yazılım ve donanım unsurlarıdır. Bir PACS'ı oluşturan temel bileşenler şunlardır:

1. **Görüntü Elde Etme Üniteleri:** Sayısal görüntüleri sisteme aktarmak için kullanılan aygıtlardan oluşur. Tüm aygıtlar DICOM standardına uymak zorundadır. DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine), medikal alanda elde edilen görüntülerin niteliklerini, hastayla ilgili çeşitli bilgileri, görüntülerin sayısal olarak arşivlenmesi ve ağ ortamında taşınması sürecini belirleyen bir standarttır.

DICOM farklı görüntüleme sistemleri arasında açık bir yapı oluşturmak amacıyla geliştirilmiştir. Değişik marka ve modeldeki görüntüleme sistemlerinin tek bir biçimde bilgi üretmelerini ve bunların birbirleri arasında aktarılabilmesini sağlar. Yazılım ve donanım sistemleri arasında köprü görevini yürütür.

2. **Bilgisayar Ağları:** Bilgisayar ağları, ağ kartları, fiber optik kablolar, anahtarlar, hublar ve modemlerden oluşur. Arşivde tutulan görüntülerin oldukça büyük olmaları, bir yerden diğerine aktarılmasında sorunlar yaşanmasına neden olmuştur. Fakat gelişen ağ teknolojileriyle bu, sorun olmaktan çıkmaktadır.

3. **Görüntüleme İstasyonları:** Görüntüleme istasyonları bir kaç çeşitten oluşur. Tanı, yeniden inceleme, kalite kontrol, bilgisayar bağlantısı ve İnternet taraması gibi değişik seviyelerdeki işlemlerin yapılmasını sağlar. Sayısal görüntü depolamada görüntü alma kalitesiyle okuma kalitesi arasında kuvvetli bir ilişki vardır. Günümüz bilişim teknolojileriyle eş hızda gelişen görüntüleme donanımlarının (CT, MRI vb.) görüntü alma kalitesi yüksektir. Fakat bunları incelerkende yüksek çözünürlüklü monitörler kullanılmalıdır.

4. **Depolama Aygıtları:** Görüntüleri saklamak için kullanılan aygıtlardır. Sayısal görüntü depolamada çeşitli teknolojiler kullanılır. Bu teknolojiler farklı geri çağırma hızlarına ve maliyetlerine sahiptirler. Bu aygıtların bazıları, iş

istasyonlarının sabit diskleri, RAID sürücüleri (Redundant Array of Independent Drives), çoklu optik disk sürücüleri ve çoklu sayısal kaset sürücüleri.

Mamografi için iyi uzamsal çözünürlük ve yüksek optik çözünürlük gerekir. Sayısal mamografide bu gereksinimler, büyük boyutlarda görüntü dosyalarına neden olmaktadır. Kötü huylu tümörler, bu görüntüler içinde çok küçük boyutlarda olabilir. Buna ek olarak, genellikle göğüsler yumuşak dokular içerdiğinden, bu dokular arasındaki ince ayrıntıları ayırt edebilmek için yüksek kontrast da büyük önem taşır. Bu nedenlerden dolayı, sayısal mamogramlar için iyi uzamsal çözünürlüğe (örneğin, 50 µm yada piksel başına daha az) ve geniş nicemleme çözünürlüğüne (örneğin, 4096 gri ton yada daha yüksek) gereksinim duyulur. Bu gereksinimler nedeniyle, bir sayısal mamogram iki bayt piksel derinliğinde olmak üzere 5000 x 5000 boyutunda oluşabilir [15]. Bu büyüklük görüntü başına 40-60 megabayta karşılık gelmektedir. Mamogram inceleme işlemi genellikle, çeşitli açılardan alınan dört görüntü üzerinde gerçekleştirilir. Eğer karşılaştırma işlemi de uygulanacaksa, önceki incelemelere de gerek duyulur. Bu nedenle bir karşılaştırmalı inceleme için PACS'da, en az 320 megabaytın (sekiz mamogram) saklanması gerekmektedir.

5. Ara Birimler: PACS'la diğer bilgi sistemleri ve yazıcılar arasındaki iletişimi sağlayan bölümdür. Görüntü elde etme üniteleri ile PACS, PACS ile yazıcılar ve PACS ile diğer PACS'lar arasındaki bağlantıyı kurmak amacıyla kullanılır.

6. Yazıcılar: Elde edilen görüntülerin film olarak yada kağıt üzerine basılmasını sağlayan donanımlardır.

5.2 PACS'ın Yararları

PACS'ın tartışılmayacak en önemli yararı, kağıt ve film tabanlı bilgi sisteminden, teknolojinin gelişimiyle oluşmuş bilgisayar tabanlı bir sisteme geçiştir. PACS'ın arşivleme özelliği sayesinde tüm görüntüler bir veritabanında saklanmakta, istenildiğinde hastaların kayıtlarına kolayca ulaşım sağlanmakta ve hastaya ait tüm bilgiler bir arada görülmektedir. Böylece, doktorlar istedikleri hastaların bilgilerini ve röntgenlerini kolayca inceleyebilmekte ve diğer

doktorların bu görüntüler üzerinde yaptıkları çalışmalar ve yorumlar hakkında bilgi alabilmektedirler.

Bir hastanede üretilen görüntüler geniş alan ağlarıyla farklı hastanelerden de izlenebilmektedir. Bu olanak, konsültasyon ve eğitim yönünden çok önemlidir. PACS'larla alınan filmlerin incelenmesi daha hızlı bir şekilde yapılabilmektedir.

PACS'ın akademik kurumlarda kullanılmasının yararları tanı ve tedavi uygulamalarından daha farklıdır. PACS'ın sayısal radyoloji bölümlerindeki hizmet verimliliğindeki yararlarına ek olarak kurumun eğitim ve araştırma faaliyetlerine de önemli katkılar sağlamaktadır.

PACS kurulumunun pahalı olması bir çok hastanenin bu sistemleri kurmasını engellemektedir. Günümüzde, bir PACS kurulumu küçük hastaneler (100 yatak ve günlük 300 hasta tedavi kapasiteli) için 0.5 milyon dolar, orta ölçekli hastaneler (400 – 500 yatak kapasiteli) için 2-3 milyon dolar, büyük üniversite hastaneleri için 4-5 milyon dolardır [17]. Bunlara ek olarak, kurulum ücretinin yaklaşık olarak %15'inin yıllık bakım ücreti olarak ödenmesi gerekmektedir.

Tüm bu ücretler PACS'ın dolaylı ve dolaysız olarak sağladığı yararlarla göz ardı edilebilir. Doğrudan olarak sağladığı kazanç film masraflarının azaltılmasıdır. Dolaylı olarak sağladığı kazanç ise, filmlerin incelenmesi için doktorların ve radyologların harcadığı zaman ve yapılan masrafların azaltılmasıdır.

5.3 PACS ve Bilgisayar Destekli Tanı Sistemleri

PACS'ların mamogram incelemelerinde kullanılmaya başlanması bazı sorunları da beraberinde getirmiştir. Mamogramlar radyolojideki görüntü türleri arasında belki de en fazla hafıza yoğunluğuna sahip görüntülerdir. Her ülkede gün geçtikçe daha çok kadın mamogram çektirmekte ve bu durum otomatik mamogram işleme yöntemlerinin geliştirilmesini kaçınılmaz kılmaktadır. Belli zamanlarda çekilen mamogramlardaki farklılıklar teşhis için kullanılmaktadır. Bu nedenle mamogramlar diğer görüntüleme yöntemleriyle elde edilenlere göre daha uzun süre saklanmaktadır. Mamogramların, diğer görüntülerden daha uzun

saklanması gerektiği gerçeği, depolama alanlarına olan ihtiyacı artırmaktadır. Depolama yönü, büyük bir sorun olarak görülse de diğer avantajlarıyla PACS'ların mamografide kullanılması gün geçtikçe daha yaygın hale gelmektedir.

Bilgisayar tabanlı tanı (CAD - Computer-Aided Diagnosis) diğer radyolojik yöntemler arasında mamografi için avantajlı olanlarından biridir. CAD, mamogramlar üzerindeki şüpheli mikrokalsifikasyonları ve tümörleri tanımaya yarayan yöntemlerin bulunduğu bir tarama platformunu tanımlar. Radyologlara yardımcı olarak, dikkatlerini meme dokusunda kanser başlangıcı olabilecek ve algılanması güç değişikliklere çekebilecek ikinci bir radyolog olarak düşünülebilir. CAD'ler mamogramları sayısal şekle dönüştürerek, üzerlerinde çeşitli algoritmaları uygularlar. Bu işlem tamamlandıktan sonra ortaya çıkan parlak alanlar, radyologların sonraki incelemeleri için işaretlenmektedir. CAD sistemleriyle desteklenen taramaların normal taramalara göre %20 daha fazla kanserli durumu tespit ettiği belirlenmiştir [18].

Göğüs görüntülerinin filmde sayısallaştırılması yerine elektronik ortamda sayısal biçimde elde edilebilmesi, bilgilerin ihtiyaç olan alanlarda yayılmasını ve paylaşılmasını geliştirecektir. Günümüzde mamografi, bu alandaki uzman kişilerin eksikliği, harcanan paranın tam olarak geri kazanılamaması ve hastanelerin bütçelerinin kısıtlı olması gibi bir çok sorunla kuşatılmış durumdadır. Ama mamografide PACS'ların kullanımının gelişmesi ve yaygınlaşmasıyla bu sorunların bir kısmı çözümlenebilir.

5.4 MEGARS: Tıbbi Görüntü Arşivleme Programı

5.4.1 Giriş

MEGARS, özellikle mamografi alanında kullanılmak üzere, Anadolu Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği tarafından tasarlanmış bir PACS'dır. Tasarlanan sistemin aşağıdaki özelliklere sahip olması gerektiği öngörülmüştür:

1. **“Az” kullanıcı bir sistem olması:** PACS'in bütün bir hastaneye hizmet vermesi, maliyetinin yüksek olmasına yol açmaktadır. Bireysel kullanımda maliyet düşük boyutlardadır.
2. **Ücretsiz veritabanı yönetim sistemi kullanılması:** PACS'daki maliyet bileşenlerinden en önemlisi veritabanı yönetim yazılımıdır. Bireysel kullanımda sorun yaratmayan, düşük performanslı ama ücretsiz veritabanı yönetim yazılımı kullanılmalıdır.
3. **Ucuz donanım platformlarında çalışabilir olması:** Bütün bir hastaneye hizmet eden kapsamlı PACS sistemi yüksek çözünürlükte monitörler, mamogramları işlemek için iyi performanslı işlemciler ve depolama işlemi için büyük boyutlarda depolama aygıtlarına ihtiyaç duymaktadır. Kişisel PACS sistemi olan MEGARS standart bir donanımla iyi sonuçlar verebilmelidir.
4. **Kullanıcı başına düşen donanım dışındaki maliyetin en az olması:** Lisans gerektirmeyen programlar ve yöntemler kullanılmalı, işletim sistemi ve donanım dışında başka bir maliyet gerektirmemelidir.
5. **Basit ama genişleyebilir bir kullanıcı ara yüzüne sahip olması:** Kullanıcı ara yüzü, tüm kullanıcıların kolaylıkla kullanabileceği bir şekilde tasarlanmalıdır. Yöntemlerin uygulanmasında kullanıcının teknik bilgilere ihtiyaç duymadan en iyi sonucu alması sağlanmalıdır.
6. **Yeni özelliklerin ve yordamların yazılım derlenmeden sisteme eklenebilir olması:** Mikrokalsifikasyonların bulunması için kullanılan yöntem ve algoritmalar, DLL dosyaları halinde tutulmalıdır.

Algoritmelerde yapılan güncelleme ve deęişiklikleri programa eklemek için sadece DLL dosyasının deęiştirilmesi yeterli olmalıdır.

7. **Programın kullanıcının isteklerine tepki süresinin az olması:** Programda kullanılan tüm algoritmalar kullanıcıdan bir parametre beklemeden otomatik olarak çalışmalıdır.
8. **Tıbbi görüntü biçemlerinin büyük bir kısmını okuyabilmesi:** *.jpg, *.bmp, *.gif, *.tif, *.png, *.ico gibi yaygın olarak kullanılan görüntü biçemlerini desteklemelidir.

Kullanıcı ara yüzü programı Visual C++ dilinde nesne tabanlı bir şekilde yazılmıştır. Ara yüz tasarlanırken, benzeri programlardan daha basit ve uyum süresinin az olması temel hedef olarak alınmıştır. Zira programın en temel işlevi veritabanından görüntüyü almak ve üzerinde işlem yapabilmektir.

Program üç ana bölüme ayrılabilir: 1. Görüntülerin saklandığı ve sorgulanabildiği veritabanı yönetim yazılımı, 2. Hastalara göre sorgulamaların ve görüntüler üzerinde işlemlerin yapılabildiği grafik arabirimi, 3. Yeni otomatik teşhis yöntemlerinin sisteme entegrasyonunu sağlayan kurulum programı.

Birinci bölüm olan veritabanı oluşturma aşamasında, dört adet tablodan oluşan bir veritabanı tasarlanmıştır. Hastanelerde bilgi alış verişini sağlamak ve doktorların istedikleri tüm hastaların bilgi ve röntgenlerine ulaşabilmesine olanak sağlamak için tüm bu tablolar ana makinede tutulmaktadır. İkinci bölüm olan görüntü arabirimi, hastaya ait röntgenleri görüntülemeye, bu röntgenler üzerinde çeşitli görüntü işleme yöntemlerini kullanmaya, röntgen üzerinde istenilen bölgeleri işaretlemeye ve hasta hakkında notlar tutmaya olanak sağlar.

Görüntüler üzerinde yapılan işlemlerin, kullanıcının teknik ayrıntıları bilmesine gerek bırakmayacak düzeyde basitleştirilmesi, tasarım sürecinin önemli kararlarından biridir. Teknik ayrıntıları bilen bir kullanıcı görüntü işleme yöntemlerinin parametrelerini deęiştirerek en iyi sonucu almaya çalışır. Ama teknik ayrıntıları bilmeyen bir kullanıcı, parametre deęiştirmeden tatmin edici bir sonuç alabilmelidir. Deęişik görüntü türleri için, deęişik parametreler hazırlanmalıdır, program ne tür parametreler kullanacağını görüntünün türüne

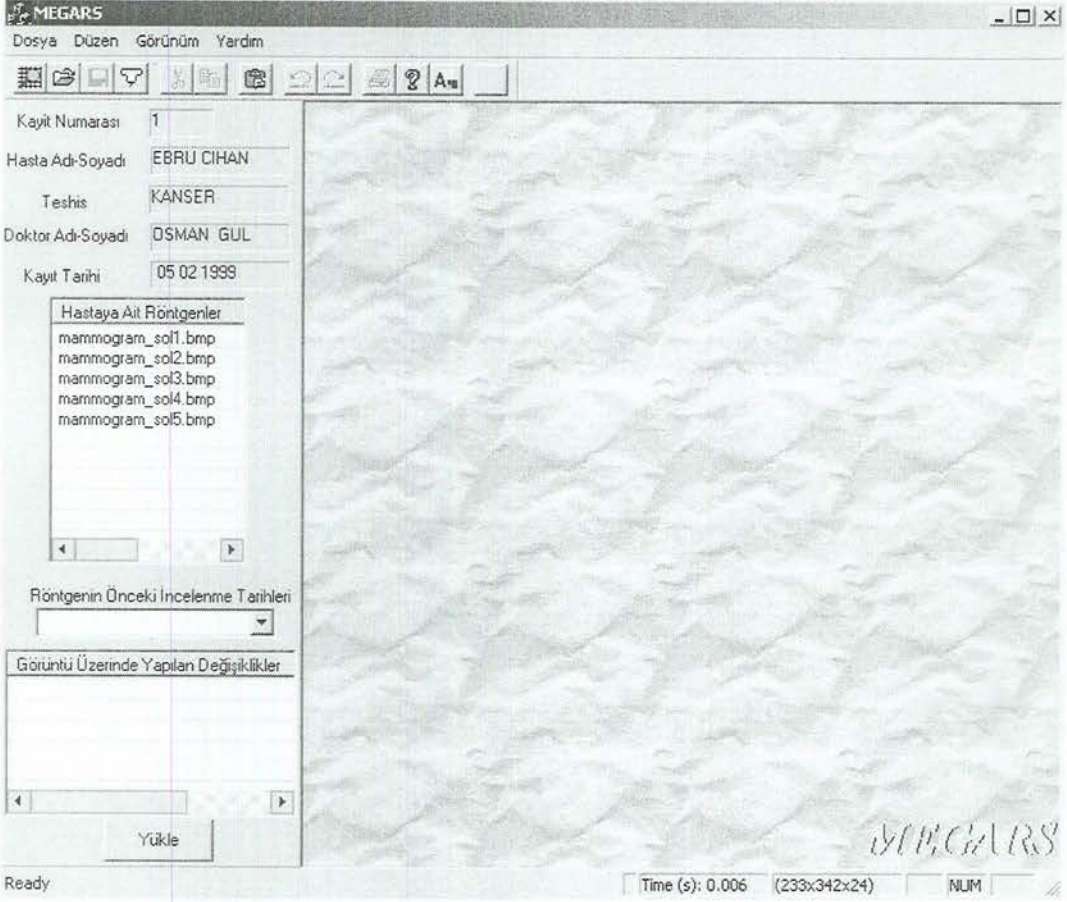
(MRI, bilgisayar tomografisi, mamogram, vb), boyutlarına, tarama sıklığına göre seçebilmelidir.

Sistemde kurulu olan yöntemler, çalıştırılabilir dosyalar olarak (DLL), görüntülerle birlikte veritabanına kaydedilmektedir. Yöntemlerin yeni versiyonları geldikçe kurulum programı tarafından veritabanında güncellenmekte ve diğer kullanıcılar ara yüzü yeniden çalıştırdıklarında bu yeni yöntemleri kullanabilmektedirler.

Programın ilk iki bölümü şu an için tamamlanmış durumdadır. Son bölüm olan “yeni otomatik teşhis yöntemlerin sisteme entegrasyonunu sağlayan kurulum programı” geliştirilme safhasındadır. Kurulum programı, sistem yöneticisi yetkilerine sahip bir kullanıcı tarafından çalıştırılarak çeşitli yönetimsel işlemler gerçekleştirilebilecektir. Bu programın temel işlevleri, veritabanında bulunan verilerin düzeltilmesi, yedeklenmesi, indekslenmesi ve yeni yöntemlerin sisteme entegrasyonudur. Kurulum yazılımı, İnternet’e bağlı bir bilgisayarda çalıştırıldığı zaman, Anadolu Üniversitesi’nde bulunan ana dağıtım bilgisayarına bağlanarak programın yeni versiyonları olup olmadığını sorgulayacaktır. Eğer yeni bir versiyon varsa sistem yöneticisine duyurulacak ve yeni program dosyası İnternet üzerinden indirilecektir. Ayrıca, veritabanında tutulan yöntemlerin yeni versiyonları varsa yada yeni yöntemler hazırlanmışsa bunlar da aynı şekilde İnternet üzerinden dağıtım sitesinden alınarak veritabanına kaydedilecektir.

5.4.2 Programın Kullanılması

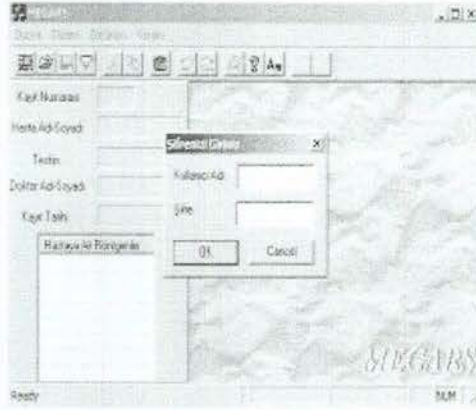
MEGARS programının genel görünüşü Şekil 5.1 de verilmektedir.



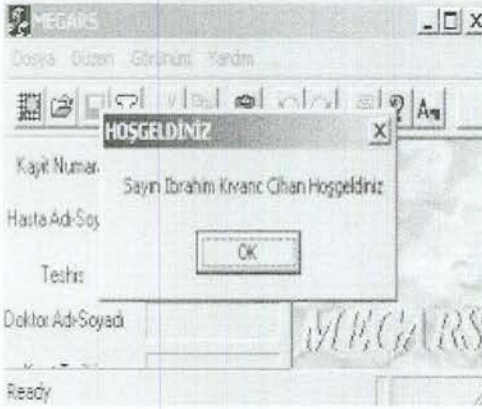
Şekil 5.1 MEGARS programının genel görünüşü

Programı kullanmaya başlamak için üst sol köşedeki “büyüteç” düğmesine tıklamak gerekir (Şekil 5.2-(a)). Ortaya çıkan “Şifrenizi Giriniz” yazan pencereye kullanıcı adı ve şifre girilerek programın doktoru tanınması ve veritabanıyla bağlantı kurması sağlanır (Şekil 5.2-(b)). “Kayıt Arama” penceresindeki kutular doldurularak hasta röntgenlerine ulaşılır (Şekil 5.2-(c)).

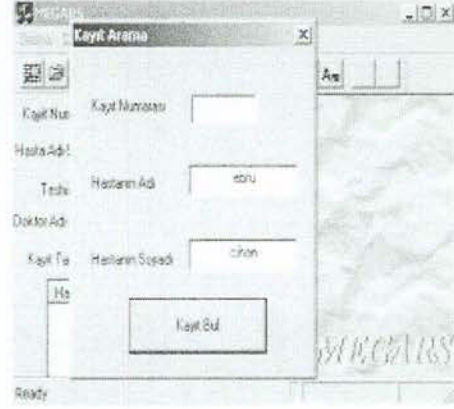
“Kayıt Arama” penceresine istenilen bilgiler girildikten sonra “Kayıt Bul” düğmesine basılarak hastaya ait bilgilerin ve röntgenlerin listelenmesi sağlanır (Şekil 5.3).



(a)

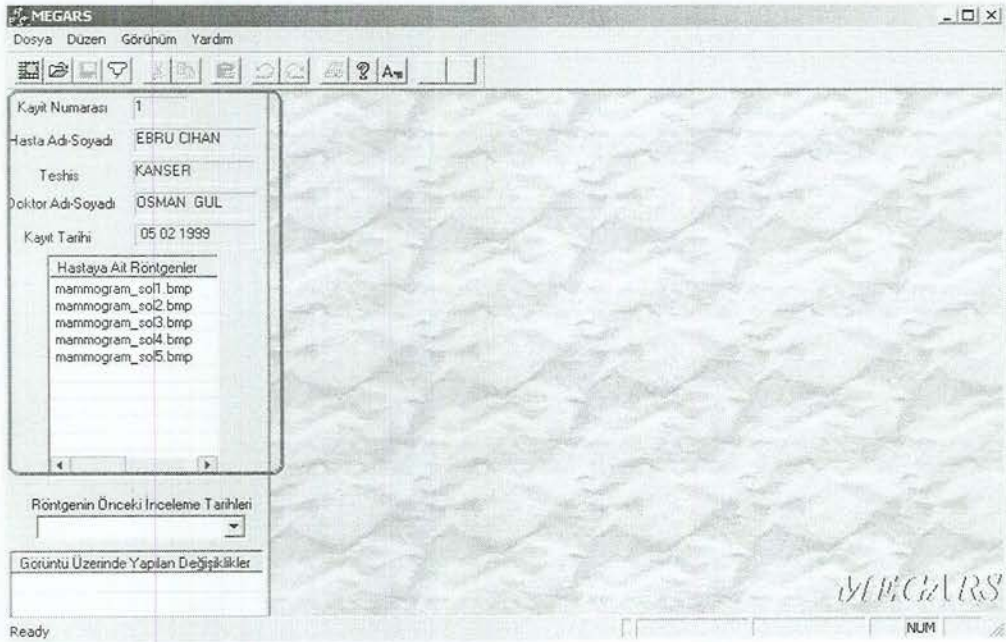


(b)



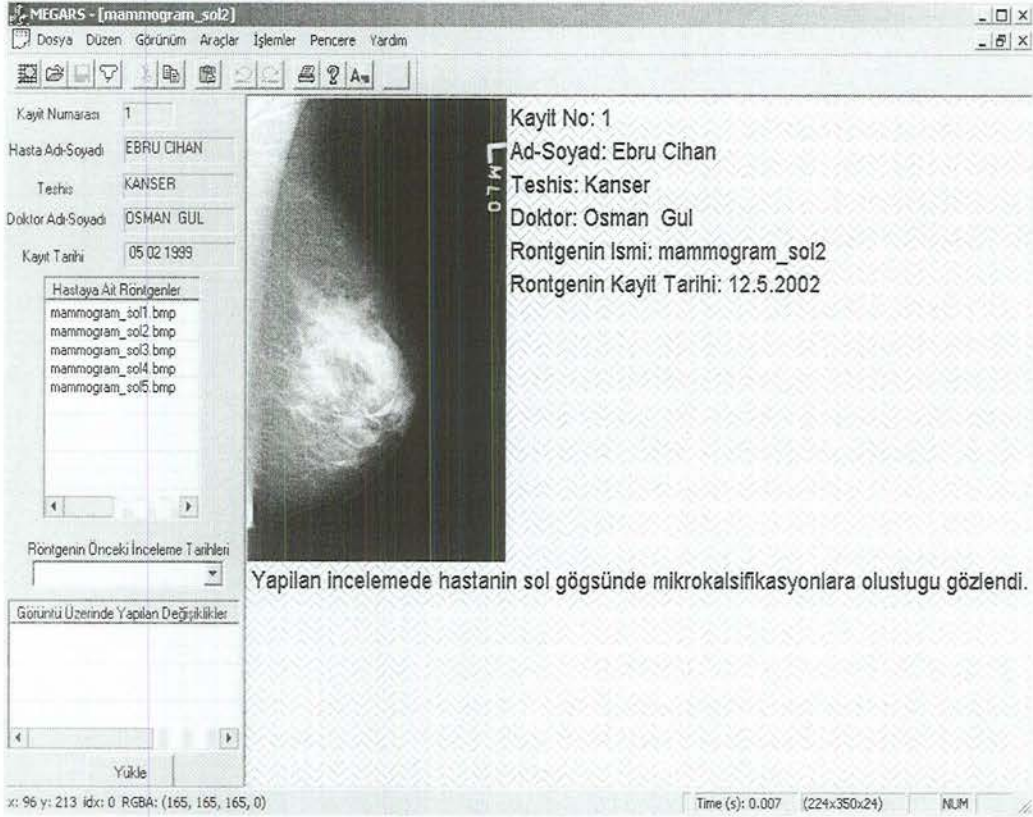
(c)

Şekil 5.2 Programın çalıştırılması (a) Kullanıcı adı ve şifrenin girilmesi (b) Kullanıcı adı ve şifrenin doğrulanması (c) Hastanın röntgenlerine ulaşılması



Şekil 5.3 Hastaya ait bilgilerin ve röntgenlerin listelenmesi

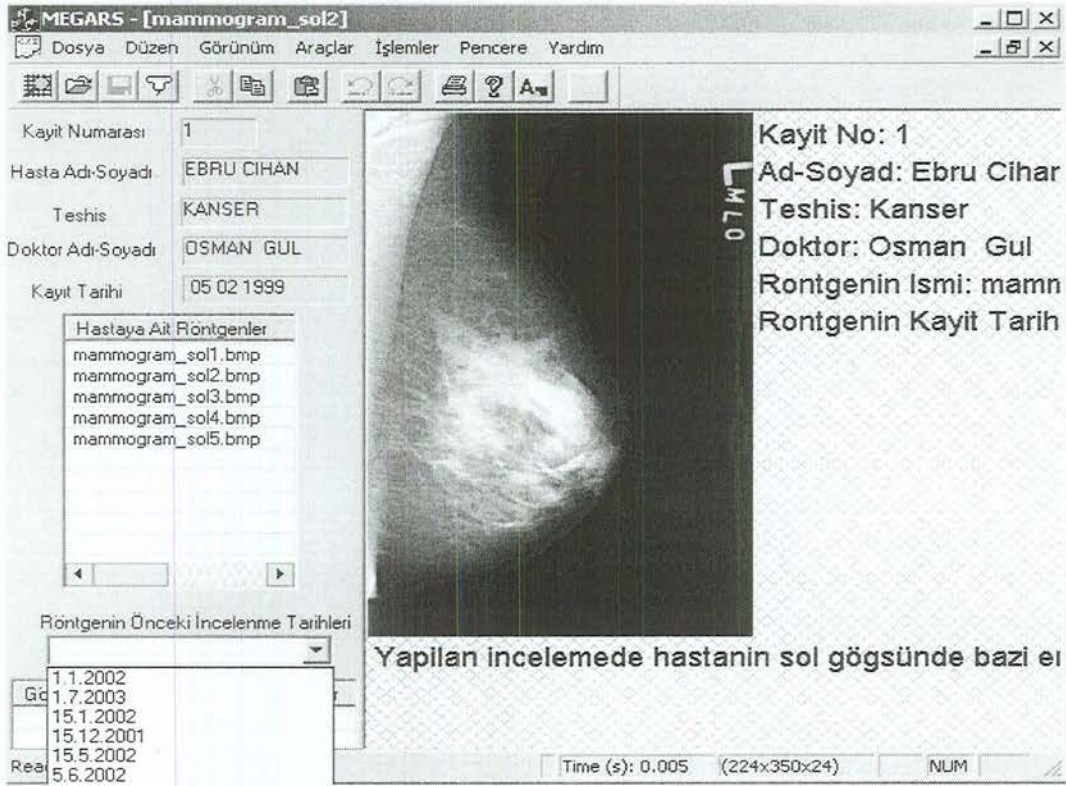
Hastaya ait röntgenler listelendikten sonra, bunları görüntüleyebilmek için listedeki isimlere çift tıklamak yeterlidir. Açılan röntgenin yan tarafındaki boşlukta hastaya ait bilgiler, alt tarafında da röntgenle ilgili alınmış notlar görüntülenmektedir (Şekil 5.4).



Şekil 5.4 Röntgenin görüntülenmesi

Hasta bilgilerinin röntgenin yanına yazılmasının amacı sol tarafta bulunan ve hasta bilgilerini içeren "Bilgi Formunun" istenildiği takdirde kapatılabilmesidir. Böylece, form kapatıldığında hasta bilgileri görünmekte ve röntgeni daha iyi görüntüleyebilmek için yer açılmış olmaktadır.

Eğer açılan röntgen doktor tarafından daha önce incelenmiş ve üzerinde değişiklikler yapılmışsa, inceleme tarihleri "Röntgenin Önceki İnceleme Tarihleri" başlığı altında listelenir (Şekil 5.5). Tarihlerden biri seçildiğinde, o tarihlere yapılan işlemler bir liste halinde doktora sunulur (Şekil 5.6).

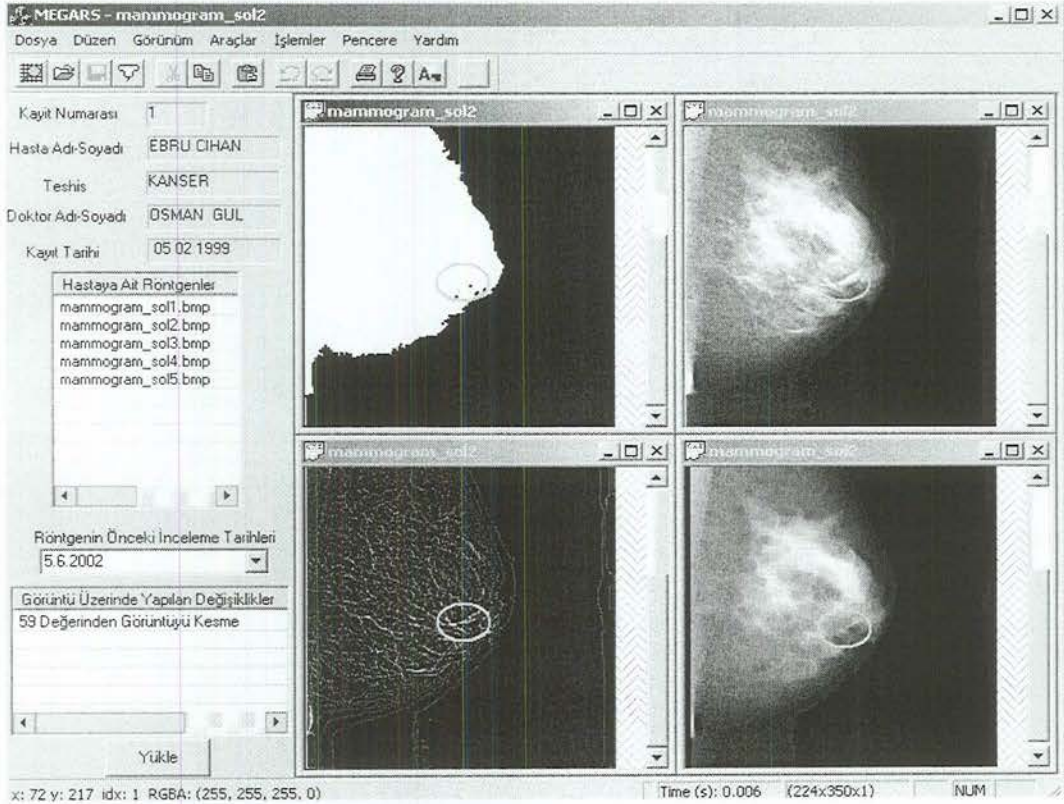


Şekil 5.5 Röntgenin önceki inceleme tarihlerinin listelenmesi

Listelenen işlemleri görüntü üzerine uygulamak için “Yükle” düğmesine basılır. Orijinal görüntü değişmeden, işlemler görüntüye uygulanır ve yeni bir pencerede sunulur (Şekil 5.7).



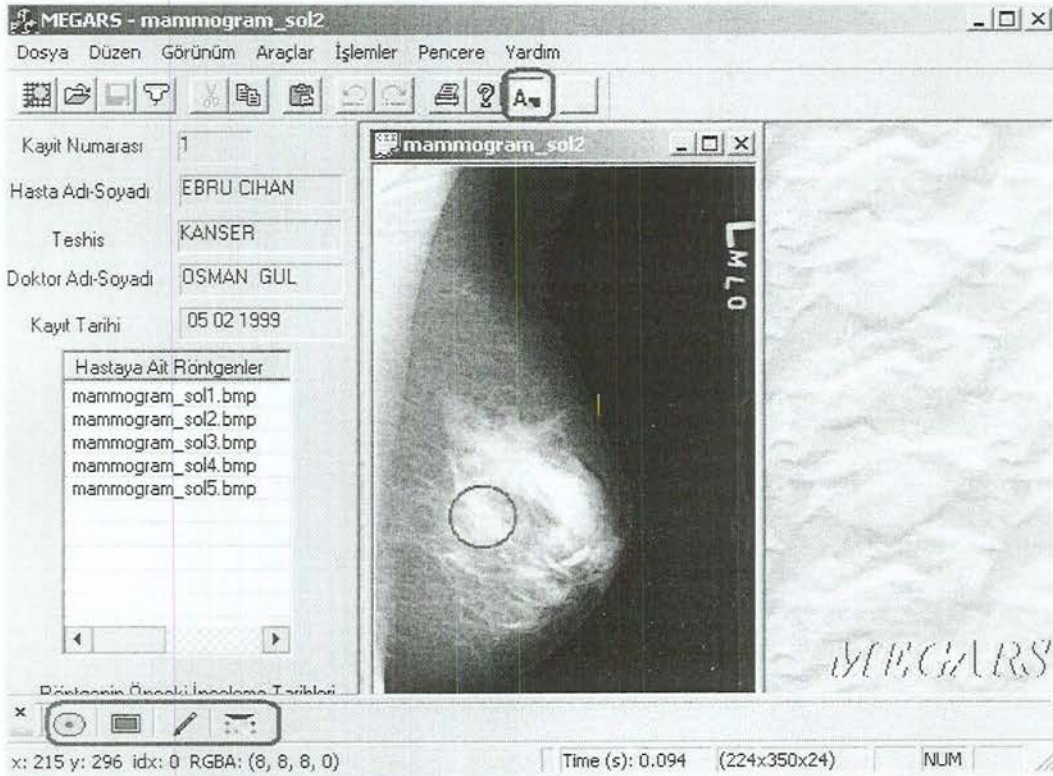
Şekil 5.6 Seçilen tarihte yapılan işlemlerin listelenmesi



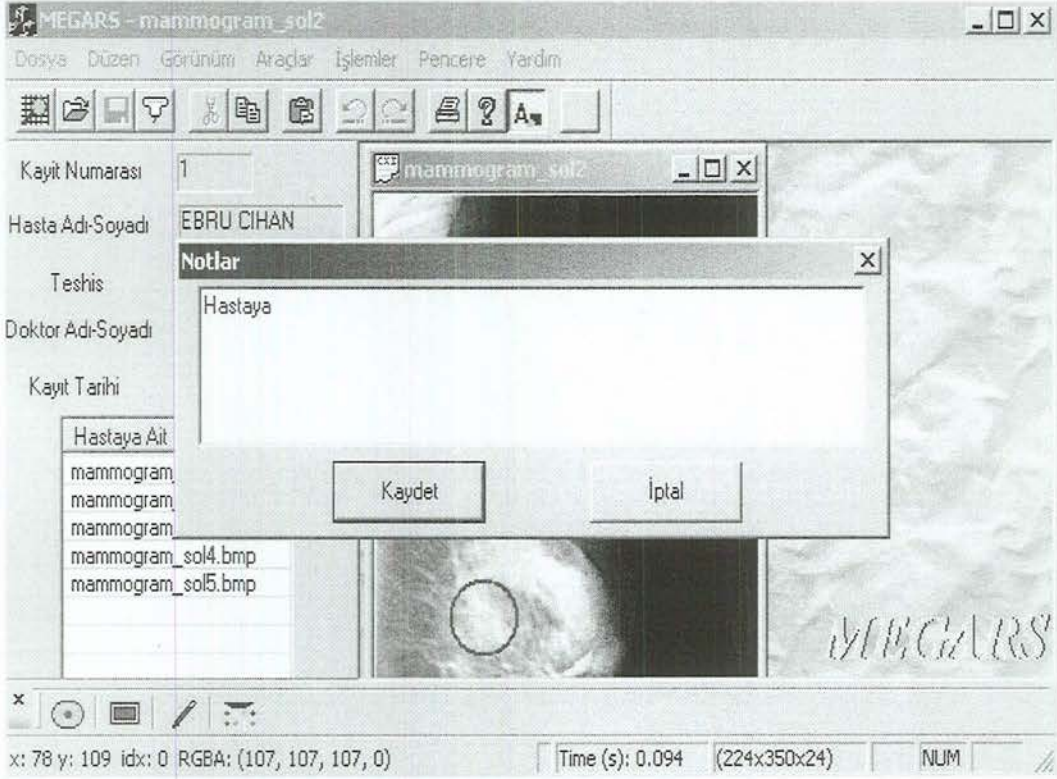
Şekil 5.7 Farklı tarihte yapılan işlemlerin görüntü üzerine uygulanması

Görüntü işleme yordamları üst mönüde bulunan “Araçlar” ve “İşlemler” bölümlerinde bulunmaktadır. Bunların tümü doktorun hiç bir teknik bilgiyi bilmesine gerek bırakmayacak şekilde tasarlanmıştır.

Programın kullanışlı araçlarından biri çizim penceresidir. Bu araç sayesinde doktorlar röntgenler üzerinde istedikleri bölümleri istedikleri şekil ve renkte işaretleyebilirler (Şekil 5.8). Diğer araç da “Notlar” penceresidir. Röntgen üzerine çift tıkladığında ortaya çıkan bu pencere üzerinde, radyolog, hasta ve röntgen hakkındaki düşüncelerini kısa notlar halinde yazıp, veritabanına kaydedebilir (Şekil 5.9).



Şekil 5.8 Çizim Çubuğu kullanılması



Şekil 5.9 Notlar Penceresi

6. SONUÇ

Bu çalışmada, mamogram üzerindeki mikrokalsifikasyonları bulmak ve kümelendirmek amacıyla, topolojik ortanca süzgeç ile eksiltmeli kümelendirme algoritmalarının birleştirilmesiyle bir yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntem, ilk olarak görüntüyü, topolojik ortanca süzgeç yardımıyla daha yumuşak bir hale getirmektedir. İşlem sonucunda bulunan mikrokalsifikasyonlar eksiltmeli kümelendirme algoritmasıyla kümelendirilmektedir. Toplam 72 tane kanserli bölge üzerinde gerçekleştirilen sınaama işleminde algoritma 67 hastalıklı bölgeyi doğru olarak işaretlerken (TP), 28 tane hastalıklı olmayan bölgeyi hastalıklı olarak (FP) işaretlemiştir. Sonuç olarak algoritma, 0.82 FP oranı ile %93 oranında başarı sağlamıştır.

Şenel tarafından geliştiren topolojik ortanca süzgeçlerin mamogramlar üzerinde ilk uygulaması olan bu çalışmada elde edilen sonuçlarla topolojik ortanca süzgeçlerin mikrokalsifikasyonların tespitinde daha sık kullanılmaya başlanacağını düşünmekteyiz. Ayrıca gerek eşik değerlerinin gerekse eksiltmeli kümelendirme algoritmasında kullanılan parametrelerin değiştirilmesiyle algoritmadan daha iyi sonuçlar alınabilecektir.

Günümüzde bilgisayar destekli teşhis oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır. Gerek zaman kazandırması gerekse iş gücünü hafifletmesi ve teşhislerin doğruluk oranını arttırması nedenleriyle PACS'lara olan talep gün geçtikçe artmaktadır. Görüntülerin sayısallaştırması teknolojilerinde, disk sığalarında ve ağ hızlarında görülen teknolojik ilerleme ve bunun sonucunda görülen maliyet azalması, geleneksel olarak pahalı olan bu sistemlerin daha basit sistemler üzerinde gerçekleştirilmesi sonucunu yaratmıştır. Yüksek lisans tez çalışması olarak, kişisel bilgisayarlar üzerinde çalışan, kullanımı ve kurulumu oldukça kolay olan bir sayısal görüntü arşiv ve görüntüleme sistemi MEGARS geliştirilmiştir.

MEGARS, kullanıcıların teknik bilgileri bilmelerine gerek kalmayacak şekilde, kullanıcılar için en basit çalışma ortamını sağlamak amacıyla tasarlanmıştır. Kullanıcıya hedef işlemi, ara aşamaları sunmadan verebilmek,

büyük kullanım kolaylığı sağlamaktadır. Halihazırda kullanılmakta olan versiyonda bir mamogram üzerinde kanser oluşumunun ön safhalarından biri olan mikrokalsifikasyon öbeklerinin saptanması amacıyla geliştirilen yöntem değişik özellikteki mamogramlar üzerinde kendi optimum parametrelerini saptayabilen bir adaptasyonla sisteme entegre edilmiştir.

Program, ilk tasarım aşamasından itibaren meme filmleri düşünülerek tasarlanmıştır. Bunun bütün radyolojik görüntülere genellenmesi sonraki çalışmalarda gerçekleştirilecektir.

KAYNAKLAR

- [1] ÖZTÜRK Y., TELATAR Z. ve İLK H.G., *Yüksek dereceli istatistik yöntemleri kullanarak mamogram görüntülerindeki kanserli hücrelerin sınıflandırılması*, SİU2002, Denizli, Cilt II, 858-863 (2002).
- [2] CHAN H., DOI K., GALHOTRA S., VYBORNY C.J., MACMAHON H. ve JOKICH P., *Image features analysis and computer-aided diagnosis in digital radiography, I. Automated dedection of microcalcifications in mammography*, Medical Physics, **14**, 538-547 (1987).
- [3] WOODS K.S., *Automated Image Analysis Techniques for Digital Mammography*, Ph.D Thesis, University of Maryland, Maryland (1994).
- [4] LI H.D., KALERGI M., CLARKE L.P., JAIN V.K. ve CLARK A., *Markov random field for tumor detection in digital mammography*, IEEE Transactions on Medical Imaging, **14**, 565-576 (1995).
- [5] CHANG C.M. ve LAINE A., *Coherence of multiscale feature for enhancement of digital mamograms*, IEEE Trans. Inform. Technol. Biomed., **3**, 32-46 (1999).
- [6] PETRICK N., CHAN H.P., SAHINER B. ve WEI D., *An adaptive density-weighted contrast enchancemet filter for mammographic breast mass detection*, IEEE Transactions on Medical Imaging, **15**, 59-67 (1996).
- [7] GULIATO D., RANGAYYAN R.M., CARNIELLI W.A., ZUFFO J.A. ve DESAUTELS E.L., *Segmentation of breast tumors in mamograms by fuzzy region growing*, Proc. 20th Annu. Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Cilt II, 1002-1004 (1998).
- [8] KOBATAKE H., MURAKAMI M., TAKEO H. ve NAWANO S., *Computerized detection of malignany tumors on digital mamograms*, IEEE Transactions on Medical Imaging, **18**, 396-378 (1999).
- [9] KOBATAKE H. ve YOSHIAGA Y., *Detection of spicules on mamogram based on skeleton analysis*, IEEE Transactions on Medical Imaging, **15**, 811-819 (1999).
- [10] POLAKOWSKI W.E., COURNOYER D.A., ROGERS S.K., DESIMIO M.P., RUCK D.W., HOFFMEISTER J.W ve RAINES R.A., *Computer-aided breast cancer detection and dianosis of mases using difference of Gaussians and derivative-based feature saliency*, IEEE Transactions on Medical Imaging, **16**, 811-819 (1997).
- [11] BEZDEK J.C., *A Concergence Theorem of the Fuzzy ISODATA Clustering Algorithms*, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., **PAMI2**, 1-8 (1980).
- [12] N.R. MUDIGONDA, R.M. RANGAYYAN ve DESAUTELS J.E.L., *Gradient and texture analysis for the classification of mammographic masses*, IEEE Transactions on Medical Imaging, **19**, 1032-1043 (2000).

- [13] RANGAYYAN R.M., MUDIGONDA N.R. ve DESAUTELS J.E.L., *Boundary modeling and shape analysis methods for classification of mammographic masses*” Med. Biol. Eng. Comput., **38**, 487-496 (2000).
- [14] DENGLER J., BEHRENS S. ve DESAGA J.F., *Segmentation of microcalcification in mamograms*, IEEE Transactions on Medical Imaging, **12**, 634-643 (1993).
- [15] WILLIAMS M.B., PISANO E.D., SCHNALL M.D. ve FAJARDO L.L., *Future directions in imaging of breast diseases*, Radiology, **206**, 297-300 (1988).
- [16] “*How Mammography is Performed: Imaging and Positioning*”, http://imagingis.com/breasthealth/mammography_imaging.asp
- [17] CHOI H.S., YOO H.S. ve CHAE Y.M., *Economic analysis of picture archiving and communications system*,” Journal of Korean Society of PACS, **2**, 11-21 (1996).
- [18] FREER T.W. ve ULISSEY M.J., *Computer-aided detection in screening mammography*, 86th Scientific Assembly and Annual Meeting of the Radiological Society of North America, Chicago (2000).
- [19] SMITH R.A., *Epidemiology of Breast Cancer*, Syllabus: 79th Scientific Assembly of the Radiological Society of North America, 21-33 (1993).
- [20] HOLLAND T., MRAVUNAC M., HENDRIKS J. ve BEKKER B., *So-called interval cancers of the breast: pathologic and radiographic analysis*, Cancer, **49**, 2527-2533 (1982).
- [21] HALL E.L., KRUGER R.P., DWYER S.J., HALL D.L., MCLAREN L.W. ve HARDWICK G.S., *A survey of preprocessing and feature extraction techniques for radiographic images*, IEEE Trans. Computers, **C20**, 1032-1044 (1971).
- [22] DAVIES D.H. ve DANCE D.R., *Automatic computer detection of subtle calcifications in radiographically dense breasts*, Phys. Med. Biol., **37**, 1385-1390 (1992).
- [23] GIGER M.L., *Computer aided diagnosis*, Syllabus: 79th Scientific Assembly of the Radiological Society of North America, 283-298 (1993).
- [24] NAGAO M. ve MATSUYAMA T., *Edge preserving smoothing*, Computer Graphics and Image Processing, **9**, 394-407 (1979).
- [25] SCHER A., VELASCO F. ve ROSENFELD A., *Some new image smoothing techniques*, IEEE Trans. Syst., **SMC10**, 153-158 (1980).
- [26] ROSENFELD R. ve KAK A.C., *Digital Picture Processing*, New York Academic (1982).

- [27] BOVIK A.C., HUANG T.S. ve MUNSON D.C., *The effect of median filtering on edge estimation and detection*, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, **PAMI9**, 181-194 (1987).
- [28] KUHLMANN F. ve WISE G.L. *On second moment properties of median filtered sequences of independent data*, IEEE Trans. Commun., **COM29**, 1374-1379 (1981).
- [29] LAI S., *On techniques for detecting circumscribed masses in mamograms*, IEEE Transactions on Medical Imaging, **8**, 377-386 (1989).
- [30] NODES T.A. ve GALLAGHER N.C., *Median filters: Some modifications and their properties*, IEEE Trans. Acoust., Speech and Signal Processing, **ASSP30**, 739-746 (1982).
- [31] YIN F.F. ve GIGER M.L., "*Comparison of bilateralsubtraction and single-image processing techniques in the computerised detection of mammographic masses*, Investigative Radiology, **28**, 473-481 (1993).
- [32] UNDRILL P.E., GUPTA R., HENRY S. ve DOWNING M., *The use of texture analysis and boundary refinement to delineate suspicious masses in mammography*, In *Medical Imaging: Image Processing*, **2710**, 301-310 (1996)
- [33] HINGHAM R.P ve BRADY J.M., *A quantitative feature to aid diagnosis in mammography*, Third International Workshop on Digital Mammography, Chicago (1996).
- [34] HINGHAM R.P., *A representation for mammographic image processing*, Medical Image Analysis, **1**,1-19 (1996).
- [35] SAMETI M. ve WARD R., *A Fuzzy Segmentation Algorithm for Mamogram Partitioning*, Third International Workshop on Digital Mammography, Chicago, 471-474 (1996).
- [36] GUILLEMET H., BENALI H., KAHN E. ve DIPAOLA R., *Detection and characterisation of micro calcifications in digital mammography*, Third International Workshop on Digital Mammography, Chicago, 40-51 (1996).
- [37] NETSCH T., *Detection of microcalcification clusters in digital mamograms: A space scale approach*", Third International Workshop on Digital Mammography, Chicago (1996).
- [38] MCLEOD G., PARKIN G. ve COWEN A.R., *Automatic detection of clustered microcalcifications using wavelets*", Third International Workshop on Digital Mammography, Chicago (1996).
- [39] MENDONCA BRAGA NETO U., ARNUJO DE SIQUEIRA NETO W., ve FLAVIO DIAS E SILVA A. "*Mammographic calcification detection by mathematical morphology methods*, Third International Workshop on Digital Mammography, Chicago (1996).

- [40] SERRA J., *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Academic, London. U.K. (1982).
- [41] MEERSMAN D., SCHEUNDERS P. ve VAN DYCK D., *Detection of microcalcifications using neural networks*, Third International Workshop on Digital Mammography, Chicago (1996).
- [42] NISHIKAWA R.M., GIGER M.L., DOI K. ve VYBORNY C.J., *Effect of case selection on the performance of computeraided detection schemes*, Medical Physics, **21**, 265-269 (1994).
- [43] ROSENFELD A., *Connectivity in Digital Picture*, J. Assos. Comput., 146-160 (1970)
- [44] ROSENFELD A., *Fuzzy Digital Topology*, Inform. Control, **40**, 76-87 (1979).
- [45] ŞENEL H.G., PETERS II R.A. ve DAWANT B., *Topological Median Filters*, IEEE Transactions on Medical Imaging, **11**, 89-104 (2002).
- [46] Vincent L., *Morphological Grayscale Reconstruction in Image Analysis: Applications and Efficient Algorithms*, IEEE Trans. On Image Proc., **2**, 176-200 (1993).
- [47]
<http://marathon.csee.usf.edu/Mammography/OtherResources.html#NIJMEGEN>
- [48] ZADEH L.A., *Fuzzy sets*, Inform. Control, **8**, 338-353 (1985).
- [49] DUNN J.C., *A fuzzy relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters*, J. Cybernet, **3**, 32-57 (1974).
- [50] BEZDEK J.C., *Fuzzy mathematics in pattern classification*, Ph.D. Dissertation, Appl. Math. Cornell Univ., Ithaca, NY (1973).
- [51] CHIU S., *Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation*, J. Of Intelligent and Fuzzy Systems, **2**, 267-278 (1994).
- [52] HARALICK R M, *Texture Features for Image Classification*, IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, **SMC3**, 610-621 (1973).
- [53] BEALEY R. ve JACKSON T., *Neural Computing: An Introduction*, Institute of Physics Publishing, Bristol (1991).
- [54] BISHOP C.M., *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford University Press, Oxford (1995).
- [55] FREEMAN J.A. VE. SKAPURA D.M, *Neural Networks: Algorithms, Applications and Programming Techniques*, Addison-Wesley Publishing Company (1991).

- [56] BOVIK A.C., *Streaking in median filtered images*, IEEE Trans. Acoust. Speech and Signal Process., **35**, 493-503 (1997).
- [57] YIN L., GABBOUJ M. ve NEUVO Y., *Weighted median filters: a tutorial*, IEEE Trans. Circ. Syst. II: Analog Dig. Signal Process., **43**, 157-192 (1996).