

T.C.
GEBZE YÜKSEK TEKNOLOJİ ENSTİTÜSÜ
MÜHENDİSLİK VE FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ABDOMİNAL MR GÖRÜNTÜLERİNDE
HAREKET TAHMİNİ

Münibe ŞİMŞEK YILDIRIM

YÜKSEK LİSANS TEZİ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ

ANABİLİM DALI

GEBZE
2007

T.C.
GEBZE YÜKSEK TEKNOLOJİ ENSTİTÜSÜ
MÜHENDİSLİK VE FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ABDOMİNAL MR GÖRÜNTÜLERİNDE
HAREKET TAHMİNİ

Münibe ŞİMŞEK YILDIRIM

YÜKSEK LİSANS TEZİ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ

ANABİLİM DALI

TEZ DANIŞMANI

Yrd. Doç. Dr. F. Erdoğan SEVİLGİN

GEBZE
2007

ÖZET

TEZİN BAŞLIĞI : ABDOMİNAL MR GÖRÜNTÜLERİNDE HAREKET
TAHMİNİ

YAZAR ADI : MÜNİBE ŞİMŞEK YILDIRIM

Kanser vakalarında erken teşhis, hastalığın tedavisi ve seyrinin kontrol altına alınabilmesinde hayati önem taşımaktadır. Alternatif yöntemler arasında, moleküler görüntüleme teknikleri sağladıkları spesifisite ile ön plana çıkmaktadırlar. Bu yöntemde amaç, kanserli bölgeleri özel moleküllerle işaretleyerek tespitlerini kolaylaştırmaktır. Ancak, halihazırda kullanılmakta olan teşhis yöntemleri, bağırsak kanseri gibi yaygın kanser türlerinde bile yeterli sonucu vermemekte, kanseri erken safhalarda teşhis edememektedir. Solunum, peristaltik devinim, kan akışı gibi hareket ve gürültü kaynakları, Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG) sinyalinin olumsuz yönde etkileyerek, kanserli bölgelerin belirginliğini azaltırlar.

Bu tez çalışmasında, söz konusu hareket sorununu çözebilmek için elde edilen abdomen MR görüntülerinin hareket kestirim algoritmalarıyla düzeltilmesi öngörülmüştür. Bu amaçla video ve TV uygulamalarında yüksek başarı sergilemiş 3DRS algoritmasının farklı arama metotlarını kullanan türevleri geliştirilmiş ve MR görüntüleri üzerindeki kullanılabilirliği sınanmıştır. Algoritmaların, anatomik MR görüntüleri üzerinde makul sonuçlar verdiğinin görülmesi üzerine, bu görüntülerden elde edilen hareket bilgilerinin kullanılarak yine bu görüntülerle eş zamanlı olarak moleküler görüntüleme teknikleri ile elde edilen MR görüntüleri üzerinde hastalıklı bölgelerin tespit edilebilirliğinin artırılıp artırılamayacağı araştırılmıştır.

Bu tez çalışması, 3DRS algoritmasının moleküler MR görüntüleme tekniğine uygulanması konusunda bilinen ilk sonuçları içermektedir. Hareket telafi başarısı çok yüksek olmamasına rağmen, ilerki araştırmalar için temel oluşturması sebebiyle yapılan çalışma oldukça önemlidir.

Tez çalışması, Philips Araştırma Laboratuarlarında (Eindhoven, Hollanda) gerçekleştirilmiştir.

SUMMARY

THESIS TITLE : MOTION ESTIMATION FOR ABDOMINAL MRI

AUTHOR : MÜNİBE ŞİMŞEK YILDIRIM

Early diagnosis plays a crucial role in treating and controlling cancer cases. Molecular Imaging (MI) techniques show a strong potential in improving detectability due their high specificity. MI makes use of specially designed molecular agents that bind to the targeted tissue and increase the visibility of the target.

Unfortunately, current diagnostic techniques appear to attain low success rates in detecting cancer in its earliest stages. The presence of different motion types in the abdomen, i.e. peristaltic movement of the bowel and respiration, and strong noise sources like blood flow, distort the acquired images and decrease detectability of molecularly marked cancerous tissues.

By applying motion estimation methods to the distorted data, it is hypotized that, it would be possible to correct the distortion and allow a better detection of the molecularly marked regions. For this purpose, several block matching algorithms, based on a proven search method called 3DRS have been investigated. Several 3DRS variants have been applied to abdominal MR images. After observing that this revealed reasonable motion estimation results on anatomic MR data, the studies were further extended to see whether the obtained motion information could be used to improve detectability on images simultaneously obtained molecular MR images.

To the best of our knowledge, the presented results are the first published on the application of 3DRS to molecular imaging MRI data. Although the achieved motion compensation level is not as high as desired, the results presented here form an important basis for future studies.

This thesis covers studies carried out at Philips Research Labs in Eindhoven, The Netherlands.

TEŞEKKÜR

Öncelikle yüksek lisans eğitimimin boyunca, bana olan güvenini kaybetmeyerek desteğini ve bilgeliğini esirgemeyen değerli danışmanım Yrd. Doç. Dr. F. Erdoğan Sevilgen'e sonsuz şükranlarımı sunarım.

Bu çalışmayı yapabilmem için bana Philips Araştırma Laboratuvarlarında imkan sunan, Moleküler Görüntüleme grubu proje liderleri Dr. Holger Gruell ve Dr. Rolf Lamerichs'e, çalışmam boyunca danışmanlığımı yaparak, bilgi ve deneyimlerini benimle paylaşan sevgili Frits de Bruijn'e,

Dr. Aart Nederveen ve ismi *gizli* gönüllüler başta olmak üzere tezde kullanılan MR görüntülerini sağlayan Amsterdam Akademik Tıp Merkezi Radyoloji bölümü'ne,

Tez çalışmam boyunca sabırla motivasyonumu yüksek tutmaya çalışan, fikirlerini ve aktif desteğini asla esirgemeyen eşim ve mesai arkadaşım Muhammed Yıldırım'a

Ve, yirmialtı yıl boyunca kahrımı çekerek, her sıkıntılı durumumda hep yanımda olan aileme sonsuz teşekkürler ederim.

İÇİNDEKİLER DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
ÖZET	IV
SUMMARY	V
TEŞEKKÜR	VI
İÇİNDEKİLER DİZİNİ	VII
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ	X
TABLolar DİZİNİ	XIII
1 GİRİŞ	1
2 MRG VE GÜRÜLTÜ KAYNAKLARI	5
3 MRG'DE HAREKET TAHMİNİ	15
3.1 BLOK KARŞILAŞTIRMA ALGORİTMALARI	21
3.1.1 3DRS Algoritması	24
3.2 DEĞERLENDİRME KRİTERLERİ	29
3.2.1 MSE	29
3.2.2 PSNR	30
3.2.3 M2SE	30
3.2.4 SI	31
4 3DRS TÜREVLERİ	32
4.1 SİRAL 3DRS (S3DRS)	32
4.2 HILBERT 3DRS (H3DRS)	34
4.3 3DRS ALGORİTMALARININ KARŞILAŞTIRILMASI	35
4.3.1 MSE Değerlendirmesi	37
4.3.2 M2SE Değerlendirmesi	41
4.3.3 SI Değerlendirmesi	43
5 ABDOMİNAL MR GÖRÜNTÜLERİNDE 3DRS UYGULAMALARI	45

6	TCA GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDE 3DRS UYGULAMALARI	55
6.1	3DRS ALGORİTMALARI İLE ME TESTİ	58
6.2	TCA GÖRÜNTÜLERİNDE GERİYE DÖNÜK ME	63
6.2.1	Aşamalı Geri Dönüşüm Deneyleri	65
6.2.2	Doğrudan Geri Dönüşüm Deneyleri	69
7	SONUÇLAR	73
8	ÖNERİLER	75
9	KAYNAKLAR	76
10	ÖZGEÇMİŞ	80

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

MRG	Manyetik Rezonans Görüntüleme	PFCE	Perfluoro crown ether
MR	Manyetik Rezonans	PFOB	Perfluoro octylbromide
NMR	Nükleer Manyetik Rezonans	CA	Kontrast Maddesi (Contrast Agent)
CT	Bilgisayarlı Tomografi (Computed Tomography)	tCA	Hedefe Özel Kontrast Maddesi (targeted Contrast Agent)
EKG	Elektro Kardiyogram	γ	Giromanyetik Sabite
FOV	Görüntüleme Alanı (Field of View)	^1H	Hidrojen (proton olarak da adlandırılır)
RF	Radyo Frekansı	^{19}F	Flor 19
SNR	Sinyal-Gürültü Oranı (Signal to Noise Ratio)	Gd^{+3}	Gadolinium
ME	Hareket Kestirimi (Motion Estimation)	T_1, T_2	Manyetik sönümlenme zamanları
MC	Hareket Telifisi (Motion Compensation)	PSNR	Tepe Sinyal-Gürültü Oranı (Peak Signal-to-Noise Ratio)
BM	Blok Karşılaştırma (Blok Matching)	MSE	Ortalama Karesel Hata (Mean Square Error)
FS	Tam Arama (Full Search)	M2SE	Değiştirilmiş Ortalama Karesel Hata (Modified Mean Square Error)
VF	Vektör Alanı (Vector Field)	HSF	Hilbert Uzak Doldurma Eğrisi (Hilbert Space Filling)
TC	Zamansal Vektör Adayı (Temporal Candidate)	3DRS	3 Boyutlu Özyineli Arama (3D Recursive Search)
UC	Güncelleme Vektör Adayı (Update Candidate)	S3DRS	Spiral 3DRS
SC	Uzaysal Vektör Adayı (Spatial Candidate)	TS3DRS	Ters Spiral 3DRS
CF	Maliyet Fonksiyonu (Cost Function)	ES3DRS	Ekstra Spiral 3DRS
SAD	Mutlak Farkların Toplamı (Sum of Absolute Differences)	TES3DRS	Ters Ekstra Spiral 3DRS
MAD	Mutlak Farkların Ortalaması (Mean of Absolute Differences)	H3DRS	Hilbert 3DRS
SI	Piksel içi tutarsızlık (Sub-pixel inconsistency)	EH3DRS	Ekstra Hilbert 3DRS

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
1.1., Eş zamanlı Anatomik / tCA MR görüntüleri	4
2.1., Çok dilimli MRG darbe sekansı	9
2.2., MR’de 3 boyutlu nesnelerin görüntülenmesi	10
2.3., MR’de hareketten kaynaklanan görüntüleme hataları	13
2.4., Görüntüleme esnasında su moleküllerinin hareket etmesi	14
3.1., Standart 3DRS inceleme alanı	18
3.2., Merkezden başlayan spiral inceleme alanı	20
3.3., Merkezde biten spiral inceleme alanı	20
3.4., 8x8’lik HSFC	20
3.5., Araştırma penceresi ve Blok Karşılaştırma yöntemi	22
3.6., 3DRS vektör aday blokları	26
4.1., S3DRS’de kullanılan SC ve TC blokları	33
4.2., H3DRS algoritmasında kullanılan SC blokları	34
4.3., MC’de değerlendirme kriterlerinin hesaplanması	37
4.4., Video görüntüleri üzerinde elde edilen MSE değerleri	39

4.5., Video görüntüleri üzerinde elde edilen M2SE değerleri	42
4.6., Video görüntüleri üzerinde elde edilen SI değerleri	43
5.1., Abdonimal MR görüntülerinde solunum hareketi	46
5.2., Abdomen MR görüntülerinin MSE, M2SE ve SI değerleri	48
5.3., Solunum hareketlerinin MSE'ye etkisi	48
5.4., 42. Kare üzerinde görsel sonuç karşılaştırması	51
5.5., 44. Kare üzerinde görsel sonuç karşılaştırması	52
5.6., Hızlı ve ani hareketlerde kestirim hataları	54
6.1., MR görüntüleri üzerinde yapay parlak noktalar	56
6.2., Parlak noktaların numaralandırılması	56
6.3., Farklı SNR'lere sahip görüntü setleri	57
6.4., tCA deneylerinin MSE ve M2SE sonuçları	59
6.5., Anatomik görüntülerin MSE ve M2SE değerleri	60
6.6., TCA_0 üzerinde elde edilen görsel sonuçlar	62
6.7., tCA sonuçlarının SNR'a göre karşılaştırılması	63
6.8., Aşamalı geriye dönük hareket telafisi	64
6.9., Doğrudan geriye dönük hareket telafisi	65

6.10., Aşamalı geri dönüşüm MSE değerleri	66
6.11., 30'dan 1'e aşamalı geri dönüşüm sonuçları - I	67
6.12., 30'dan 1'e aşamalı geri dönüşüm sonuçları – II	68
6.13., 30'dan 1'e doğrudan geri dönüşüm sonuçları – I	71
6.14., 30'dan 1'e doğrudan geri dönüşüm sonuçları – II	72

TABLÖLAR DİZİNİ

<u>Tablo</u>	<u>Sayfa</u>
4.1., Video görüntülerinin özellikleri	35
4.2., 3DRS ME algoritmalarının MSE ortalamaları	40
5.1., MR üzerinde elde edilen ortalama MSE değerleri	49

1 GİRİŞ

Kanser, insan hayatını tehdit eden en önemli hastalıklardan biridir ve kanser vakalarından dolayı hayatını kaybedenlerin sayısı her geçen gün artmaktadır. Günümüzde, ölümlerin yaklaşık üçte biri kanser sebebiyle gerçekleşmekte, bu vakaların takriben onda birini bağırsak kanseri oluşturmaktadır.

Kanser vakalarında erken teşhis tedavi sürecinde çok önemlidir. Teşhis sürecinin ilk adımını kan ve dışkı testi oluşturmaktadır. Bu testlerin doğruluk oranı %50'dir ve pozitif sonuç elde edilmesi halinde teşhisi kesinleştirmek ve kanserli bölgenin yerini tespit etmek amacıyla kolonoskopi gibi lokal, ya da bilgisayarlı tomografi (CT) ve manyetik rezonans görüntüleme (MRG) gibi genel görüntüleme tekniklerinin kullanılması gerekmektedir.

Günümüzde, teşhisin ikinci aşaması olarak daha çok kolonoskopi kullanılmaktadır. Ancak, gerek acı veren bir yöntem olması gerekse kanserli bölgeyi yalnızca bağırsağın iç çeperinde belirgin bir değişikliğe neden olması halinde tespit edebilmesi nedeniyle her durumda başarılı sonuçlar verebilecek ve sıklıkla kullanılabilecek bir yöntem değildir. Bilgisayarlı tomografi ise nispeten düşük dokusal çözünürlüğe sahip olması ve X-ışını kullanılarak yapıldığı için zararlı ve de tehlikeli olmasından dolayı pek tercih edilmemektedir. Öte yandan, manyetik rezonans, sahip olduğu yüksek çözünürlüklü görüntüleme olanağı, dokuları birbirinden ayırabilecek kontrast farklılıklarını sağlayabilmesi ve zararsız olması nedeniyle diğer yöntemlere göre güçlü bir alternatif oluşturmaktadır.

Ancak, MRG çok küçük boyuttaki tümörleri görüntülemeye başarısız olabilmektedir. Bunun çeşitli nedenleri vardır. Bunların başında kanserli bölge ile çevresel dokunun arasındaki kontrast farkının az olması ile MRG'nin sinyal duyarlılığının düşük olması, yani ölçülebilir bir sinyal elde edebilmek için gerekli madde miktarının nispeten yüksek olması gelmektedir.

Kontrast farkı, vücuda bazı kimyasalların enjekte edilmesi ile arttırılabilmektedir. Kontrast maddeleri (contrast agents - CA) adı verilen bu

kimyasal yapılar, içerdikleri demiroksit parçacıkları veya Gadolinyum (Gd^{+3}) gibi lantanidler sayesinde içinde bulundukları çevrenin manyetik özelliklerini değiştirmekte ve *MKG* görüntülerinin kontrastlarını iyileştirmektedir [Lamerichs et al., 2003].

Genel amaçlı kontrast maddeleri, damara enjekte edilmeleri halinde kan dolaşımı ile vücudun tamamına yayılırlar. Bu durum hastalıklı bölgede yeterli miktarda kontrastın oluşmasına engel olduğu gibi, oluşan kontrastın da kısa süreli olmasına neden olur. Kontrastı arttırabilmek için vücuda daha fazla madde enjekte etmek ise toksik etki göstererek zarar verebileceğinden genelde tercih edilen bir yöntem değildir. Bu nedenle moleküler görüntüleme adı verilen bir teknik geliştirilmiştir. Bu yöntem için kullanılacak kontrast maddeleri hedef dokuya bağlanacak şekilde modifiye edilerek vücuda verilmektedir. Hedefe yönelik kontrast maddeleri (targeted contrast agents - *tCA*) hastalıklı dokuyu bulduklarında ona yapışarak lokal ve uzun süreli bir birikme sağlar ve nispeten kalıcı ve kolay görüntülenebilir bir kontrast farkına yol açar [Lamerichs et al., 2003].

Moleküler görüntülemeye kullanılması öngörülen bir diğer kontrast maddesi modeli de mutlak kontrast ilkesine dayanır. Diğerlerinin aksine, bu maddeler içinde bulundukları dokunun fiziksel özelliklerini değiştirmek yerine kendilerine has bir MR sinyali üretme yetisine sahiptirler [Lamerichs et al., 2003]. Bunu sağlayabilmek için bu maddelerde, hidrojen gibi yüksek manyetik rezonans duyarlılığına sahip olan başka elementlerin kullanılması gerekir.

Mutlak kontrast maddelerinin hedef dokuya bağlanmaları sonrasında elde edilen görüntülerde kontrast maddelerinin yoğun olarak bulunduğu bölgeler parlak birer nokta şeklinde belirirken görüntünün geri kalan kısmında hiçbir şey gözlenmez. Bu görüntülere parlak bölge (hot spot) görüntüsü adı verilir, ve anatomik bilgi içeren hidrojen görüntüsü ile birleştirildiğinde hastalıklı bölgelerin yerleri tespit edilebilir [Bulte, 2005].

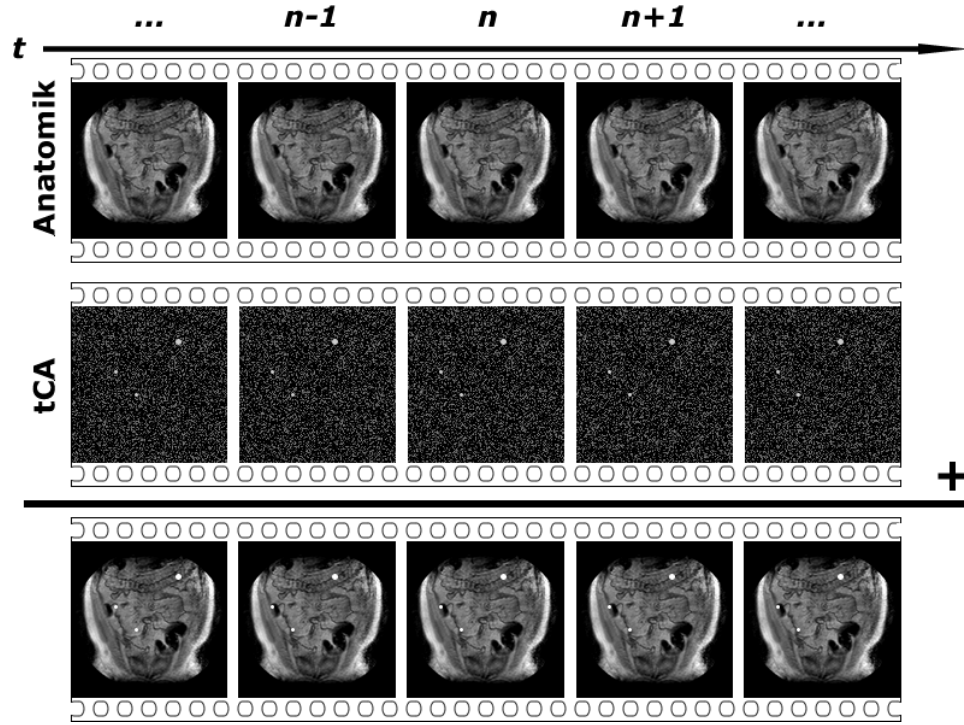
Mutlak kontrast maddeleri ile moleküler görüntülemenin amacı erken safhalardaki hastalıklı bölgenin varlığını ve yerini en doğru şekilde tespit

edebilmektir. Bu nedenle kullanılan kontrast maddelerinin özellikleri ve vücuda gönderilebilecek miktarları önemlidir. *tCA*'ların boyutu, damarlardan kolayca geçerek bağırsağa ulaşabilecek kadar küçük ve vücudun savunma sistemi tarafından sindirilemeyecek kadar büyük olmalıdır. Bu şartları sağlayabilecek boyut aralığı 50-250 nanometreye denk gelmektedir. Bu kadar küçük boyutlara sahip *tCA*'ların üretebileceği sinyal şiddetinin düşüklüğü, hedef tümörlerin küçüklüğü, manyetik rezonansa has çeşitli gürültü ve hata kaynaklarının varlığı hastalıklı bölgenin tespit edilebilirliği açısından sistemin sinyal-gürültü oranının (signal-to-noise ratio - *SNR*) iyileştirilmesinin gerekliliğini ön plana çıkartmaktadır [Flacke, 2001].

MKG'de bir çok gürültü ve hata kaynağı arasında en önemli ve çözümü zor olanları hareketten kaynaklananlardır. Bağırsak kanserinin tespitinde ister normal *MKG* ister moleküler görüntüleme yöntemleri ile olsun, tüm karın bölgesinin (abdomen) görüntülenmesi gerekmektedir. Elde edilen abdomen görüntülerinde nefes alıp verme, kalın ve ince bağırsağın çeşitli yönlerde doğru yaptığı esneme ve peristaltik hareketlerden kaynaklanan bozulmalar oluşmaktadır. Bu durum hem anatomik görüntünün kalitesini düşürmekte hem de kontrast maddelerinin tespitini zorlaştırmaktadır [Keupp, 2007].

Bu tez çalışmasında abdomen *MR* görüntüsündeki hareketin çeşitli hareket kestirim (motion estimation – *ME*) ve hareket telafi (motion compensation – *MC*) algoritmalarıyla modellenerek hareketten kaynaklanan hata ve gürültülerin görüntü üzerinde giderilebilirliği araştırılmaktadır.

Eş zamananlı olarak elde edilen anatomik / *tCA MR* görüntülerindeki doku bilgileri birbirinden çok farklıdır (Bkz. Şekil 1.1.). Ayrıca, anatomik görüntü kalitesi ve yapısı, hasta özelliklerine, kullanılan *MKG* teknik ve parametre değerlerine bağlı olarak değişim göstermektedir. Bu nedenle, anatomik *MR* görüntüleri üzerinde hesaplanan hareket bilgisinin *tCA* görüntülerine uygulanabilmesi için kullanılacak hareket kestirim algoritmasının görüntü içeriğinden bağımsız olması tercih edilmiş, video görüntüleri için geliştirilmiş *3DRS* [deHaan and Huijgen, 1992] tabanlı *ME* ve *MC* algoritmaları kullanılmıştır.



Şekil 1.1., Eş zamanlı Anatomik / tCA MR görüntüleri

Tez çalışması kapsamında *3DRS* algoritması anatomik görüntüler üzerinde yüksek başarıma ulaşacak şekilde iyileştirilmiştir. Öngörülen sonuç, bu algoritmalar ile elde edilecek anatomik hareket bilgilerinin eş zamanlı olarak elde edilen *tCA* görüntülerine uygulanması halinde, ölçümlerin *SNR*'sının yükselmesi ve küçük boyutlu düşük sinyal üreten bölgelerin tespit edilebilirliğinin artmasıdır.

2 MRG ve GÜRÜLTÜ KAYNAKLARI

Yüksek başarılı hareket kestirimi yapabilmek için öncelikle *MR* görüntülerinin nasıl oluştuğunun, hareketten kaynaklanan hataların ve gürültülerin neler olduğunun anlaşılması önemlidir. Bu amaçla bu bölümde kısaca *MRG*'nin prensipleri ve görüntülerin özellikleri anlatılmıştır.

Manyetik Rezonans Görüntüleme, nükleer manyetik rezonans (*NMR*) adı verilen ve maddelerin atom çekirdeği düzeyinde manyetik özellikleriyle ilişkili fiziksel bir olgu üzerine kuruludur [Haacke, 1999].

Nicem mekaniğine göre, tek sayılı nükleon (nötron ve protonların tümü) içeren tüm çekirdekler ile çift sayılı olan bazı diğer çekirdekler bir manyetik momente sahiptirler. Manyetik moment vektörel bir olgudur ve madde içerisindeki yön dağılımı, maddenin kendi içinde ve çevresi ile ısı dengede olduğu varsayıldığında, rastgele ve her yönedir; yani vektörel toplamı sıfırdır. Madde harici bir manyetik alana tabi tutulduğunda bu denge bozulur ve yönü manyetik alan tarafından belirlenen net bir moment oluşur.

Nicem mekaniği, manyetik alan içerisindeki tek sayılı nükleona sahip bir çekirdeğin manyetik momentinin yer alabileceği iki enerji seviyesinin olduğunu öngörür. Bu seviyelerden biri momentin manyetik alan ile paralel ve aynı yönde olduğu duruma ait ve düşük enerjili iken, diğeri paralel ve ters olan duruma aittir ve yüksek enerjilidir. Madde içerisindeki atomların bu iki enerji seviyesi arasındaki dağılımı, dolayısıyla, maddenin net manyetik momenti, ortamın ısı özellikleri ile iki manyetik seviye arasındaki enerji farkına bağlıdır. Fizik yasalarınca, daha düşük bir enerjiye sahip olduğu için, net moment vektörü, harici manyetik alanla aynı yönde olma eğilimi gösterecektir. Net manyetik momentin şiddeti milyonda bir kaç ile ifade edilebilecek kadar az çekirdek sayısı farkı ile belirlenir ve bu, iki enerji seviyesi arasındaki fark ile doğru orantılıdır.

İki enerji seviyesi arasındaki fark, söz konusu maddenin giromanyetik sabitesine (γ) bağlıdır. Bu sabite, maddenin kendine has bir özelliğidir ve *NMR* duyarlılığının bir ölçüsüdür.

Giromanyetik sabite ne kadar büyükse, çekirdeklerin düşük enerji seviyesinde bulunma olasılıkları o kadar yüksektir. Bu durumun sonucu olarak düşük enerji seviyesindeki çekirdek sayısı yüksektir ve net manyetik moment büyüktür.

Ancak, harici bir enerji kaynağı kullanarak manyetik momentlerin dağılımlarını değiştirmek mümkündür. Çekirdekler iki enerji seviyesi arasındaki farka denk enerjiye sahip bir elektromanyetik ışıma tabi tutulduklarında bu ışıma ile rezonansa ulaşp enerjilerini arttırarak bir üst enerji seviyesine atlayabilmektedirler.

Radio Frekansı (*RF*) olarak adlandırılan bir enerji aralığına denk gelen bu elektromanyetik ışımlar sayesinde, ışımının şiddeti ve süresine bağlı olarak maddenin net manyetik momentinin yönü ve şiddeti değiştirilebilmektedir.

Manyetik momentin, yönü değiştiğinde, yani harici manyetik alana paralel olmaktan çıktığında, manyetik alan etrafında döndüğü gözlenir. Bu dönme hareketinin frekansı, denklem (2.1.)’de de görüldüğü gibi, giromanyetik sabite ile manyetik alan şiddetinin çarpımı tarafından belirlenir ve Larmor frekansı adıyla anılır. Bir elektromanyetik ışımın çekirdekle manyetik rezonansa ulaşabilmesinin önkoşulu, frekansının çekirdeğin Larmor frekansına denk olmasıdır.

$$\omega_{Larmor} = \gamma B \quad (2.1.);$$

Yönü değişen ve manyetik alan etrafında dönen manyetik moment aslında bir eksen etrafında dönen bir mıknatıs olarak da görülebilir. Faraday’ın İndüksiyon Yasası’na göre, hareket eden bir mıknatısın yakınına getirilen bir iletkende indüksiyon akımı oluşur ve bu sayede *NMR* sinyali ölçülebilir. Bu olgu *NMR* teknolojisinin temelini oluşturur. Bir başka önemli nokta da indüksiyon akımının

büyükliğünün maddenin net manyetik momentini ile doğru orantılı olmasıdır. Yani *NMR* duyarlılığı ne kadar yüksekse, maddenin ölçülebilirliği de o kadar yüksektir.

RF sinyali kesildiğinde, söz konusu sistem denge haline geri dönme eğilimi gösterir ve indüksiyon akımı sönümlenir. Manyetik momentin başlangıçtaki değerine ve yönüne geri dönmesi iki farklı sönümlenme mekanizmasına bağlı olarak gelişir. Bunlardan biri manyetik moment vektörünün harici manyetik alana paralel olan bileşeni ile, diğeri ise dik bileşenle ilintilidir. Söz konusu iki mekanizma birbirinden farklı ama bağımsız olmayan etkileşim proseslerinin etkisi altında gelişir ve T_1 ve T_2 olarak adlandırılan zaman sabitelerine sahip eksponansiyel sönümlenme fonksiyonları ile tanımlanır.

NMR sinyali elde edilebilen maddelerin hemen hepsinde T_1 'in T_2 'den çok daha uzun olduğu ölçülmüştür. Bir maddenin T_1 ve T_2 'si temelde maddeye has olmakla birlikte, daha çok içinde bulunduğu kimyasal çevre, yani yaptığı kimyasal bağlar ile çevresi ile yaşadığı fiziksel ve kimyasal etkileşimlere bağlıdır.

Nükleer manyetik rezonans, keşfi sonrasında ilk olarak spektroskopik madde analizi yöntemi olarak geliştirilmiştir. Çeşitli maddelerin farklı giromanyetik özellikleri, dolayısıyla farklı Larmor frekansları, T_1 ve T_2 'leri sayesinde eldeki bir örneğin içerisinde hangi maddelerden ne oranda bulunduğunu, yaptıkları kimyasal bağ çeşit ve sayılarını, hatta üç boyutlu molekül yapılarını çıkartabilecek kadar ileri seviyede bir araç haline gelmiştir [Haacke, 1999].

MR'ın görüntülemeye kullanılmasının ise Fourier analizi tekniklerinin uygulanması ile yaygınlaşıp geliştiğini söylemek yerinde olur [Liang and Lauterbur, 1999]. Buna göre, görüntülenecek olan nesne, sabit bir manyetik alan yerine uzay düzleminde lineer olarak değişen bir manyetik alana tabi tutulur. Bu sayede nesnenin değişik bölgeleri farklı manyetik alanlar içerisinde olacağından bu bölgelerdeki Larmor frekansları da farklı olacaktır. Sistemin dengesi yeterli bant genişliğine sahip bir *RF* dalgasıyla bozulduğunda elde edilecek indüksiyon sinyalinin Fourier frekans analizine tabi tutulması ile nesnenin frekans profili çıkartılır. Manyetik alan dağılımının ne şekilde olduğunun bilinmesi sayesinde, frekanslar uzay bilgisine

dönüştürülür ve nesnenin, madde dağılımına bağlı görüntüsü çıkartılır. Frekans kodlaması denilen bu yöntemi birden fazla boyutta uygulayıp nesnelerin iki ya da üç boyutlu görüntülerini elde etmek mümkündür.

NMR ile görüntüleme, basit ve kolay anlaşılabilir prensiplere dayanıyor olsa da insan vücudu gibi karmaşık yapıya sahip nesneleri görüntülemek için oldukça farklı ve ileri seviyede teknikler geliştirilmiştir ve bu teknikler *MRG* adı altında tıbbi tetkik ve görüntülemelerde yaygın olarak kullanılmaktadır.

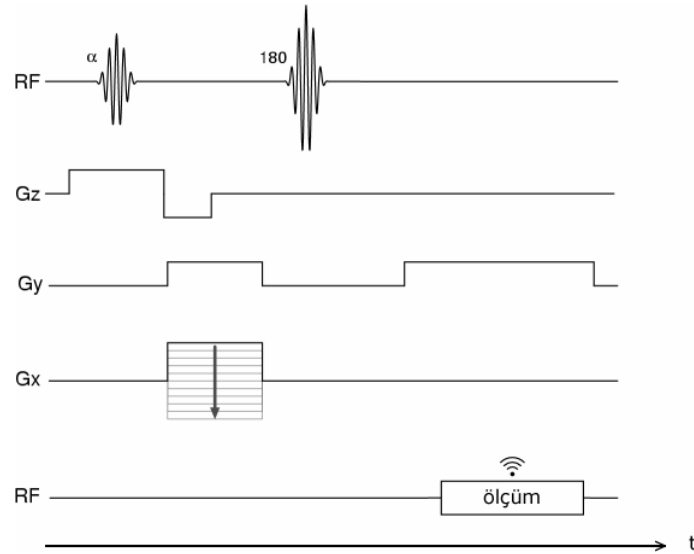
Manyetik rezonans görüntülemelerde karşılaşılan en büyük sorunların başında duyarlılık gelmektedir. Bu nedenle insan vücudunda yüksek oranda bulunan (su, yağ ve diğer moleküler doku bileşenleri) ve *NMR* duyarlılığı en yüksek olan hidrojen (^1H), *MRG*'nin temel çekirdeğini, ve dolayısıyla su ve yağ da temel maddelerini oluşturmaktadır. Başka bir deyişle, günümüzde kullanılan *MRG* tekniklerinin büyük çoğunluğu vücuttaki su ve yağın görüntülenmesi üzerine kuruludur. Yaptıkları kimyasal bağların farklı olması nedeniyle bu iki maddedeki hidrojen atomlarının giromanyetik sabiteleri çok az da olsa birbirinden farklıdır ve bunları özel tekniklerle birbirinden ayırt etmek mümkündür [Haacke, 1999].

Vücuttaki organ ve dokular değişik miktarlarda su ve yağ içerirler. Bu durum üretilen *NMR* sinyaline de yansiyarak elde edilen görüntülerde kontrast farklılıklarının oluşmasını sağlar. Böylece farklı dokuları ve organları birbirlerinden ayırt etmek mümkün olur [Mansfield, 1982].

Bunun yanında, organ ve dokular, ihtiva ettikleri iyonların miktar ve çeşitliliğine bağlı olarak birbirinden farklı manyetik özelliklere de sahiptirler. Bu manyetizma farklılığı, uygulanan harici manyetik alanı perdeleyerek yerel manyetik alan farklılıklarına, dolayısıyla Larmor frekansı ve T_1 , T_2 farklılıklarına neden olurlar. Bütün bu farklılıklar kullanılan *MRG* görüntülerinin kalitesini ve içerdiği kontrast çeşitliliğini doğrudan etkilerler. Bu nedenle farklı bölgelerin özelliklerine ve deneylerin amaçlarına göre çok çeşitli görüntüleme teknikleri geliştirilmiştir [Liang and Lauterbur, 1999].

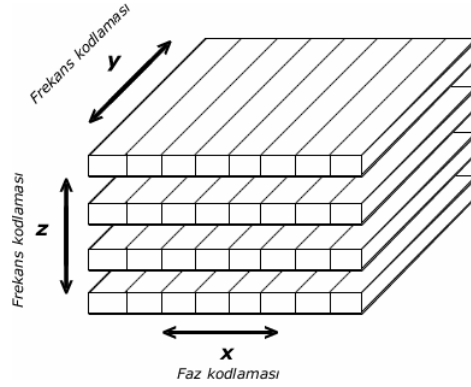
Görüntüleme tekniklerinin tamamı aynı temel bileşenlere sahiptirler. Bunlar, sabit manyetik alan üreten bir süper iletken mıknatıs, uzaysal bir manyetik alan farklılığı oluşturacak manyetik alan gradyenleri, sistemin dengesini bozarak indüksiyon akımı oluşturmaya yarayan bir *RF* sinyal kaynağı ve indüksiyon akımını ölçen bir *RF* anteni olarak sıralanabilir.

MRG teknikleri, sabit manyetik alan haricindeki bileşenlerin zamana bağlı diziliş şekline göre farklılık gösterirler. Bileşenlerin sıralamalarına darbe sekansı (pulse sequence) adı verilir (Bkz. Şekil 2.1.). Darbe sekansları içerdikleri *RF* darbeleri ve gradyenler sayesinde vücudun hangi bölgesinin ne zaman ve ne şekilde görüntüleneceğini belirler.



Şekil 2.1., Çok dilimli MRG darbe sekansı

Örneğin, uygun kombinasyonlar kullanarak, z -doğrultusunda şiddeti her defasında uygun şekilde değişen bir gradyen dizisini, farklı ama uygun frekanslara sahip bir *RF* darbesi dizisiyle kombine ederek vücudu, z -doğrultusunda dilimlere ayırmak mümkündür. Herbir dilimin görüntüsü de daha sonra kendi içinde x - ve y -doğrultularında, gradyen ve darbe dizilerinin uygun kombinasyonlarını kullanarak frekans veya faz kodlaması ile elde edilebilir. Yöntem uygun gradyen setleri ve *RF* darbeleriyle tekrarlandığında, belirlenen dilimler çizgi çizgi, nesneler de dilim dilim görüntülenecektir (Bkz. Şekil 2.2.) [Liang and Lauterbur, 1999].



Şekil 2.2., MR’de 3 boyutlu nesnelerin görüntülenmesi

Ancak, indüksiyon akımları zamanla sönümlendiklerinden sinyal şiddetinin yüksek tutulabilmesi için ya uygun yerlerde uygun frekanslarla sistemin tekrar tekrar uyarılması ya da daha hızlı tekniklerle (spin-eko ya da gradyen-eko dizileri gibi [Haacke, 1999]) ölçüm yapılması gerekir.

Elde edilecek görüntülerin kontrast özellikleri darbe sekansının bileşenlerinin zamanlamalarıyla oynanarak değiştirilebilir. Örneğin, birbirinden farklı T_2 ’lere sahip iki bileşen içeren bölgeleri ölçerken, RF darbesi ile indüksiyon ölçümünün arasındaki süre yeterince uzun tutulursa T_2 ’si kısa olan bileşen sönümlenecek ve T_2 ’si uzun olan ağırlıklı olarak ölçülecektir. Bu şekilde T_2 ’ye dayalı kontrast elde edilecektir. Benzer şekilde T_1 ’e dayalı kontrast da elde etmek mümkündür [Haacke, 1999].

Farklı sekansların yanısıra MRG görüntülerindeki kontrast dağılımı CA ’lar kullanılarak da değiştirilebilmektedir. CA ’lar içerdekileri demiroksit parçacıkları ya da Gd^{+3} ve benzeri elementler sayesinde içinde bulundukları ortamın ve etkileşime girdikleri su moleküllerinin manyetik özelliklerini değiştirerek kontrast değişikliklerine neden olmaktadır.

Kontrast kimyasallarını belli dokuları hedef alacak şekilde modifiye etmek de mümkündür. Bunun için hedef dokunun yüzeyinde oluşan proteinlere bağlanacak antikorlar içeren kontrast ajanları kullanılır. Kimyasalların vücuda enjekte edilmesinden sonra elde edilen görüntü ile öncesinde elde edilen görüntü arasındaki

kontrast farkı sayesinde hastalıklı bölgeler ya da tümörler daha belirgin bir şekilde görüntülenebilir [Lamerichs et al., 2003].

Bu şekilde kontrastı göreceli olarak değiştirebilen maddelerin yanısıra son yıllarda mutlak kontrast sağlayan maddeler konusunda da yoğun olarak araştırmalar yapılmaktadır [Lamerichs et al., 2003] [Bulte, 2005]. Bu maddeler vücutta var olan hidrojenen elde edilecek sinyalin şiddeti ya da sönümlenme zamanına etki etmek yerine, hidrojen sinyalinin frekansından çok daha başka bir frekansta sinyal üreterek kendilerine ait bir görüntü oluşturmayı amaçlamaktadırlar. Bunun gerçekleştirilebilmesi için, yüksek *NMR* duyarlılığına sahip olan ancak doğal olarak vücutta bulunmayan elementler kullanılması gerekmektedir. Mevcut adaylar arasında flor (^{19}F) *NMR* hassasiyetinin hidrojeninkinin %83'ü olması ve normal şartlarda canlı vücutunda bulunmaması özellikleriyle ön plana çıkmaktadır [Lamerichs et al., 2003]. Bu özelliklerinin yanısıra, flor organik kimya ile de uyumluluk arz etmektedir. Örneğin bir çok hidrokarbon bileşiğinde hidrojen ile florun yerlerini değiştirebilmek mümkündür. Bu tür bileşiklere örnek olarak $\text{C}_{10}\text{F}_{20}$ (perfluoro-5-crown-15-ether - *PFCE*) gösterilebilir. Ancak biyomedikal uygulamalarda kullanılacak kontrast maddelerinin toksik olmamaları ve vücuttan kabul edilebilir sürelerde atılabilir olmaları gerekmektedir. Bu amaçla yapılan araştırmalar sonucunda ortaya çıkan bir çok moleküler yapının arasında bir diğer perfluoro karbon bileşiği olan $\text{C}_8\text{F}_{17}\text{Br}$ (perfluorooctyl bromide - *PFOB*) deneysel çalışmalarda tercih edilir olmuştur. *PFOB*, *MRG* kontrast maddesi olarak kullanılmanın yanında oksijeni çözebilme özelliği ile yapay kan ve X-ışını kontrast maddesi olarak da kullanılmaktadır. Vücutta kalma süresi bir iki haftayı geçmemekte ve büyük oranda solunum yoluyla vücuttan temizlenmektedir [Börnert et al., 1993].

PFOB normal şartlar altında sıvı halde olup su ile karıştırıldığında emülsiyon (yağ damlacıkları) halini almaktadır. Doğru hazırlandığında bu damlacıklarının çapı 100–200 nm seviyelerine indirilebilmektedir. Daha sonra bu damlacıklar tek tabakalı bir fosfolipid zarı ile kaplanıp, yüzeyleri amaca uygun şekilde, örneğin hedef dokuya, tümöre bağlanacak biyomoleküller ile modifiye edilmektedir [Flacke, 2001].

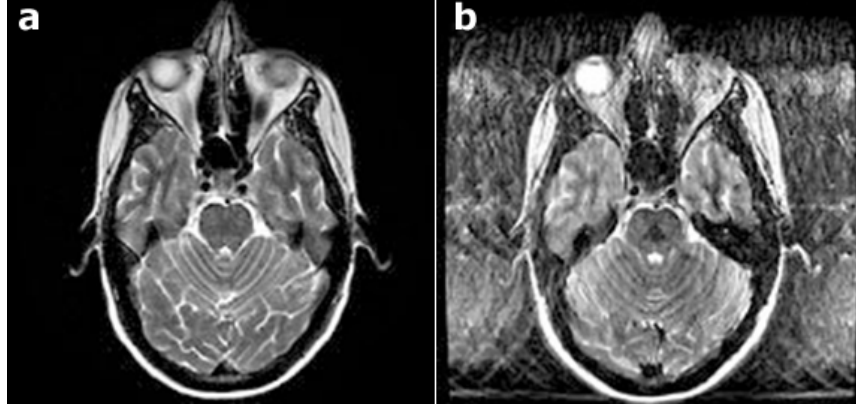
Bu tip flor tabanlı kontrast sistemlerinin kullanılabilmesi için *MRG* sisteminin florun Larmor frekansında *RF* sinyali üretip, algılayabilecek donanıma sahip olması gerekmektedir. Önceleri, bu tür ölçümler için ayrı *RF* antenleri gerekirken, bugün hem hidrojen hem de flor frekansında sinyal alıp gönderebilen anten sistemlerinin geliştirilmesi ile bu zorunluluk ortadan kalkmıştır. Dolayısıyla anatomik bilgiyi içeren hidrojen görüntüsü ile kontrast maddeleri tarafından üretilen sinyaller birlikte ölçülebilmektedir [Mazurkewitz et al., 2006] [Yildirim et al., 2007].

MRG ilk bakışta yavaş bir yöntem gibi algılsa da, cihaz üreticileri tarafından geliştirilen hızlı gradyen sistemleri ve gelişen bilgisayar teknolojisi sayesinde saniyede 25 kare ve üstü gibi son derece yüksek görüntüleme hızlarına ulaşılabilmektedir. Ancak yine de bir çok dinamik sistem için bu hız tek başına yüksek bir görüntü kalitesi sağlayamamaktadır. Bunun en büyük nedeni ise *MRG*'nin hareketten kaynaklanan hatalara son derece duyarlı olmasıdır. Daha önce de ifade edildiği gibi *MRG*'de lokalizasyon nükleer manyetik momentlerin faz ve frekans durumlarının ölçülmesi üzerine kuruludur. Bu durumda sürekli yer değiştiren çekirdekler sinyali etkileyerek yanlış lokalizasyonlara ya da hayali görüntülerin oluşmasına neden olmaktadır [Haacke, 1999].

Örneğin, beyin *MR*'lerinde hastanın başının belli yönlerde oynamasından dolayı görüntüleme hataları oluşabilmektedir (Bkz. Şekil 2.3.). Hareketin global, yani nesenin tamamını etkilemesinden dolayı bu tür hataları telafi etmek nispeten kolaydır. Ancak nesnenin belli bir bölgesinin oynamasından dolayı oluşan hataların düzeltilmesi daha zor ve karmaşıktır. Kardiyovasküler uygulamalarda, nefes alıp vermeden kaynaklanan ve büyük oranda genel olan hareketin yanı sıra kalbin kasılıp gevşemesi gibi yerel hareketler de söz konusudur. Bu tip sorunların çözülmesi manyetik rezonans görüntülemede başlı başına bir araştırma alanıdır.

Daha karmaşık bir başka uygulama ise abdominal görüntülemedir. Kardiyovasküler uygulamalarda olduğu gibi abdominal görüntülemede de nefes alıp vermeden kaynaklanan global bir hareket söz konusudur. Ancak bölgesel hareket merkezleri, kardiyovaskülerin aksine, birden fazladır ve hareketler büyük oranda düzensizdir. Bunun nedeni ise ince ve kalın bağırsaklarda gerçekleşen kasılma ve

gevşeme hareketleridir. Bunun yanısıra vücudun bu bölgesinde sıvı akışının (kan, idrar vb.) yoğun olması da görüntüyü etkilemekte, görüntü genelinde gürültüye neden olmaktadır.

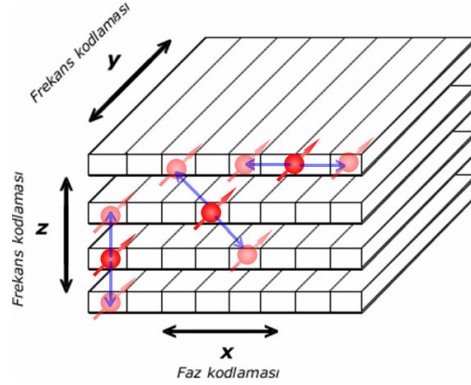


Şekil 2.3., MR'de hareketten kaynaklanan görüntüleme hataları

Daha önce de anlatıldığı gibi, *MKG*, görüntülenecek nesne içindeki hidrojen atomlarının ürettiği manyetik indüksiyonun ölçülmesi prensibine dayanmaktadır. Nesne, manyetik alan gradyanları kullanılarak dilim ve çizgilerle haritalanıp, kodlanır. Daha sonra elde edilen veriler bu harita bilgisi yardımıyla görüntüye çevrilir. Durgun nesnelerde oldukça yüksek kalite ve çözünürlükte görüntü sağlayabilen bu teknik, dinamik, yani içersinde sürekli hareket eden su moleküllerinin olduğu nesnelerde aynı başarıyı yakalayamamaktadır. Hareketin söz konusu olduğu bölgelerde, dokuların içindeki su molekülleri ölçüm esnasında önceden belirlenen görüntüleme haritasının farklı dilimleri ve çizgileri arasında gidip gelirler. Böylelikle bu moleküller bir ölçüm aralığı içerisinde edindikleri manyetik durumu (faz ve Larmor frekansı gibi) sürekli komşu aralıklara taşıyarak ölçülen sinyali bozar (Bkz. Şekil 2.4.). Bu durum, söz konusu hareketin fiziksel özelliklerine ve hareket eden moleküllerin miktarına göre yerel veya genel bir gürültüye ya da görüntü üzerinde gerçek olmayan şekillerin oluşmasına yol açar [Liang and Lauterbur, 1999].

Hareketten kaynaklanan hataların önlenmesi ya da giderilebilmesi için bir çok teknik geliştirilmiştir. Örneğin, nefes alıp verme gibi büyük ve kontrol edilebilir hareketler söz konusu olduğunda, hastadan nefesini tutması istenerek olası hataların

önüne geçilmesi mümkündür. Kardiyovasküler uygulamalarda ise hasta bir *EKG* cihazına bağlanarak kalp atışı takip edilmekte ve kalbin kasılma ve gevşemeleri arasındaki kısa zaman dilimlerinde *MRI* uygulanmaktadır. Ancak, kan dolaşımı gibi kontrol edilemez ve önlenemez hareketlerin bastırılması oldukça zordur.



Şekil 2.4., Görüntüleme esnasında su moleküllerinin hareket etmesi sonucunda manyetik bilginin farklı çizgi ve dilimlere taşınması.

Abdomen görüntülemeye bağırsaklar ve irade dışı hareket eden diğer organlar bastırılması zor olan gürültü ve hatalara yol açarlar. İnce ve kalın bağırsaklarda gözlemlenen peristaltik hareketler ile ani gevşeme ve kasılmalar, organlar arası sıvı akışı, idrar torbasının dolarak genişlemesi, diyafram zarının nefes alıp verme ile birlikte hareket ederek karın boşluğundaki tüm organları etkilemesi bu hareketlere örnek olarak sayılabilir.

Bütün bu hareketlerin, gözlemlendikleri dokuların farklılığı ve birbirinden ayrı fiziksel özelliklere sahip oluşları nedeniyle başarıyla kestirilmeleri kolay değildir. Bu nedenle fiziksel modellemeye dayalı yöntemlerin abdomen hareketlerinin tahmini ve telafisi konusunda gerekli başarıyı yakalamaları zordur.

Gerek gürültü oranının yüksekliği, gerekse hareket boyut ve şekillerinin farklılığı, kullanılacak tahmin ve telafi algoritmalarının özel olarak optimize edilmesini ve söz konusu görüntüleme tekniğine uygun şekilde değiştirilip iyileştirilmesini gerekli kılmaktadır.

3 MRG'DE HAREKET TAHMİNİ

Hareket kestirimi (motion estimation – *ME*) ve telafisi (motion compensation – *MC*), genel olarak bakıldığında, bir referans veri ile aynı ilgi bölgelerinden farklı zaman dilimlerinde alınmış, çeşitli nedenle kaymaya uğramış, test verisinin çakıştırılması (registration) problemine benzemektedir. Özellikle beyin ve kalp *MR* görüntülerinde, hasta ve solunum hareketinin olumsuz etkilerini gidermek amacıyla, kullanılan birçok çakıştırma tekniği mevcuttur [L. G. Brown, 1992] [Maintz and Viergever, 1998]. Bu teknikler, çakıştırılacak görüntüler arasında ilişkili sınırlar yada öznitelikler belirleyerek bunlar arasındaki dönüşümlerin incelendiği özellik tabanlı (Feature-Based) ve tüm görüntü piksel yoğunluğunda işlem yapan yoğunluk tabanlı (Intensity-Based) olmak üzere iki temel başlık altında toplanmaktadır. Özellik tabanlı yaklaşımlar hesaplama zamanını azalttığı ve piksel yoğunluk değişimlerinden, kullanılan sınır belirleme yöntemlerine bağlı olarak, daha az etkilendiği için tercih edilmektedir. Yoğunluk tabanlı algoritmaların işlem karmaşıklığı daha fazla olmasına rağmen belirli bir bölgenin seçilmesinin çok daha zor olacağı uygulamalar için idealdir.

Çakıştırma işleminde kullanılan teknikten, özellik ya da piksel tabanlı, bağımsız olarak bir değişim modelinin belirlenmesi gerekmektedir. Değişim modeli belirlemek için *Spline* gösterimleri kullanan birçok başarılı yöntem bulunmaktadır [F. Chen and D. Suter, 1997].

Bu yöntemlerden biri orjinal olarak miyokardiyal perfüzyon görüntüleri için geliştirilmiş, görüntülerin piksel yoğunlukları arasındaki ortalama karesel farkları kullanan otomatik bir çakıştırma tekniğidir [Thevenaz et al., 1993]. Bu teknikte, piramit yaklaşımı sayesinde, belirtilmiş görüntü *Spline*'ları kullanarak, kabadan ayrıntılıya yakınsama yapılmaktadır. Algoritma piksel tabanlı olduğu için herhangi bir sınır belirleme işlemi gerektirmemektedir ve genellenebilir özelliğindedir. Bu özelliği sayesinde yaklaşım, böbrek perfüzyon görüntülerinin çakıştırılmasında da başarılı bir şekilde kullanılmıştır [Saldoğan ve ark., 2004].

Beyin *MR* ve perfüzyon *MR* görüntülerinde cisimlerin sınırları oldukça belirgindir. Bu nedenle, görüntülerdeki hareket, *Spline* kullanan karşılaştırma teknikleriyle, abdomen *MR* görüntülerine kıyasla daha kolay modellenilebilmekte, oldukça başarılı sonuçlar elde edilebilmektedir.

Ancak, abdomen *MR* görüntülerinde bağırsak çeperinin her görüntüde belirgin hatlara sahip olacak şekilde elde edilmesi mümkün olamamaktadır. Bu nedenle, abdomen *MR* görüntülerinin üzerlerine *Spline*'lerin kondurularak hareketin modellenilebilmesi her zaman mümkün olamayacaktır. Kullanılan hareket telafi yönteminin *MR* görüntü içeriğinden bağımsız ve doku bilgisine "kör" bir yöntem olması tercih edilmektedir.

MRG diğer görüntüleme tekniklerine oranla daha yavaş olmasına rağmen, $t(0, \dots, N)$ aralığındaki seri görüntülemelerde, bağırsak hareketinin nispeten daha yavaş olacağı ve hareketin çok geniş alanda olmayacağı düşünüldüğünde ekseriyetle Video/TV görüntülerindeki hareketten kaynaklanan gürültü giderme metodu olan çeşitli hareket telafi algoritmaları abdominal *MR* görüntüleri için de kullanılabilir.

MC yönteminin en temel işlemlerinden biri hareketin nasıl olacağını belirlenmesini sağlayan hareket kestirim yapısı, diğeri ise hareketin nasıl olduğunu belirlemek amacıyla vektör alanı (vector field – *VF*) oluşturulmasıdır.

ME algoritmalarını iki temel grupta incelemek mümkündür:

- Piksel Tabanlı
- Blok Tabanlı (Blok karşılaştırmaya dayanan)

Piksel tabanlı algoritmalar, optik akı algoritmaları, görüntünün yoğunluk değerlerinin zamanla değişmediğini kabul ederek bu değerlerin pozisyonun lineer bir fonksiyonu ile hesaplanabileceğini varsayar. Bu piksel akı fonksiyonunun türevlendirilmesi ile elde edilen denklem *OF* denklemi olarak adlandırılır ve piksel tabanlı algoritmaların temelini oluşturur [Horn et al., 1981] [Barron et al., 1994]. *OF*

algoritmaları doğru vektör tahmini yapabildiği için akademik çalışmalarda yaygın olarak kullanılan yöntemlerdendir.

Abdomen *MR* görüntülerinde bağırsak hareketlerinin modellenmesi yeni sayılabilecek bir araştırma alanıdır. Bu nedenle bu konuda çok fazla yayın bulunmamaktadır. Yapılan az sayıda araştırmanın çoğu da sadece nefes alıp verme hareketinden kaynaklanan bozulmaların ortadan kaldırılabilmesi için yapılan çalışmaları içermektedir. Bu sayede, ince veya kalın bağırsağın kalınlığının ölçülmesi yada bağırsak hareketi bozukluklarının *MR* görüntüleri üzerinden tespit edilmesi amaçlanmaktadır.

Bu araştırmalardan biri, Glocker et al. tarafından, kalın bağırsak hareket bozukluğunun belirlenmesi için, solunum hareketinin telafisinde *OF* algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla, bağırsak hareketinden etkilenmeyen durağan yapıda bir bölge belirlenerek, bu bölge üzerinde yarı otomatik bir telafi algoritması kullanılmıştır. Hareket telafi için seçilen bölge, peristaltik hareketin kaybolmaması için, bağırsaktan tamamen bağımsızdır [Glocker et al., 2007]. Hareket telafi işlemi, görüntülemekten bağımsız olarak, Lucas& Kanade tarafından geliştirilen *OF* tabanlı yüzey izleme algoritmasının piramit yaklaşımı [Bouguet, 1999] kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Prokinetik ajanlar kullanılarak elde edilen abdomen *MR* görüntülerinde, bu çalışmanın oldukça başarılı sonuçlar sunduğu ve karmaşık bağırsak hareketinin modellenenebildiği ifade edilmektedir.

Bu algoritmanın uygulanabilir olması için, solunum hareketini düzgün olarak takip eden ve duvarları belirgin organ parçalarının tüm görüntü karelerinde bulunması gerekmektedir. Bu durum, kontrast maddesi kullanılmaksızın elde edilen anatomik abdomen görüntülerinde yaklaşımın uygulanmasını zorlaştırmaktadır. Ayrıca kullanılan prokinetik ajanlar nedeniyle peristaltik hareketlerin, solunum hareketi telafi edildikten sonra, takip edilmesi kolaylaşmaktadır. Ancak, standart *MR* görüntülerinde bu hareketlerin düşük *SNR* sebebiyle tespit edilmesi zordur.

Ayrıca, mutlak kontrast maddesi ile elde edilen *MR* görüntülerindeki noktaların, anatomik *MR* görüntülerindeki hareketi tam anlamıyla takip etmesi

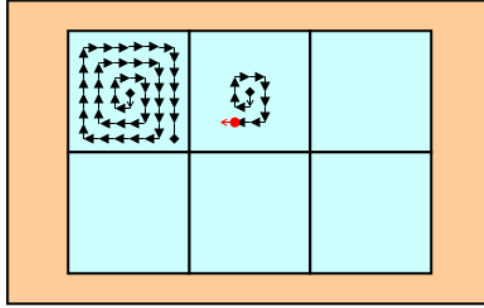
3DRS algoritmasının hızlı çalışması önemlidir. Bu nedenle kullanılan blok tarama yönü üstten alta ve soldan sağa olacak şekilde sınırlandırılmıştır. Şekil 3.1.'de, standart *3DRS*'te kullanılan inceleme yönü görülmektedir.

Abdomen *MR* görüntüsü üzerindeki inceleme gerçek zamanlı yapılmayacağı için zamanla ilgili problem yoktur. Bu nedenle bu çalışmada *3DRS* algoritmasının blok tarama yönünde değişiklikler yapılarak daha etkili sonuçlar elde etmesi olası şekillerde tahmin vektörleri oluşturulmaya çalışılmıştır. Standart *3DRS* tarama yönteminde nedensellik probleminden dolayı birbirinden ancak farklı üç uzaysal vektör adayı (spatial candidate – *SC*) kullanılarak yakınsama yapılabilir. Kullanılan bu vektörler incelenen bloğun üst, sağ ya da sol ve sağ-üst yada sol-üst komşu bloklar için hesaplanan vektörlerdir [deHaan and Huijgen, 1992]. Bu *SC*'ler video ve TV görüntüleri için yeterlidir.

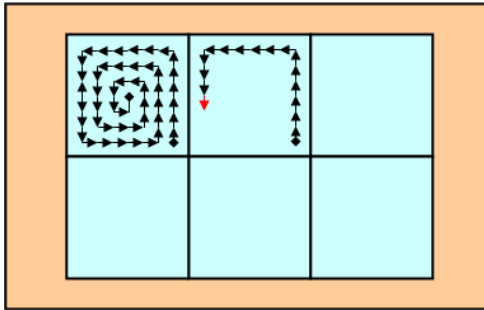
MRG uygulamalarında doku bilgisi önemli olduğundan bu çalışmada daha doğru yakınsama sağlayabilmek amacıyla iki farklı blok tarama rotası kullanan *3DRS* algoritması tasarlanmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Kullanılan blok tarama yöntemleri şunlardır:

- Merkezden başlayan spiral inceleme
- Merkeze doğru spiral inceleme
- Hibert Uzay Doldurma (Hilbert Space Filling - HSF) eğrisi kullanarak inceleme

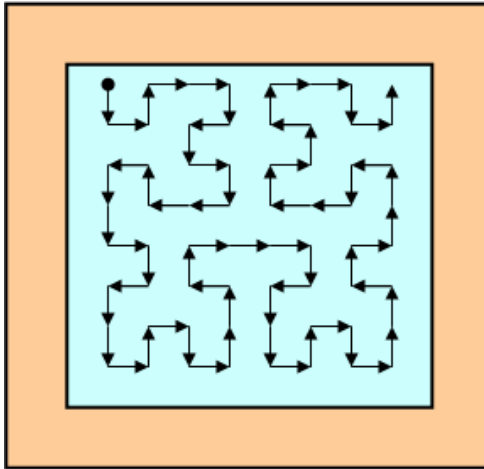
Spiral inceleme adımlarının kullanılabilmesi için imgenin kare yapıda olması gerekmektedir. Bu nedenle imge en ve boyunun ortak bölenlerinin en büyüğü bulunarak görüntü bu büyüklükte alt kare alanlara ayrıldıktan sonra *ME* gerçekleştirilmektedir. Bu sayede bölgesel tutarlılığında korunması sağlanır. Merkezden başlayan ve merkeze doğru giden spiral inceleme adımları Şekil 3.2.'de ve Şekil 3.3.'te gösterilmiştir.



Şekil 3.2., Merkezden başlayan spiral inceleme alanı



Şekil 3.3., Merkezde biten spiral inceleme alanı



Şekil 3.4., 8x8'lik HSFC

David Hilbert tarafından geliştirilen *HSF*, boyutları ikinin kuvvetleri olan bir karenin tüm noktalarından geçen eğriyi matematiksel olarak bulan bir algoritmadır. Bu algoritmanın en büyük avantajlarından biri, 4×4 'lük bir alanda bölgesel tutarlılığı koruyor olmasıdır [Nelson, 1998]. Şekil 3.4.'te 8×8 'lik bir blok için *HSF* adımları görülmektedir.

Bu çalışmada manyetik rezonans tekniği ile elde edilmiş abdomen görüntüleri üzerinde *BM* tabanlı *3DRS* algoritması ve bu algoritma yapısında yukarıda anlatılan değişikliklerle elde edilen Spiral *3DRS* (*S3DRS*) ve *HSFC 3DRS* (*H3DRS*) kullanılarak hareket modellemesinin ve dolayısıyla küçük molar konsantrasyona sahip *tCA*'ların tespit edilebilirliğinin artırılmasının mümkün olup olmadığı incelenmiş ve yapılan deneyler açıklanmıştır.

Abdominal *MR* görüntüleri oldukça gürültülü olduklarından dolayı, normal video görüntülerinde uygulanan *MC* algoritmaları ve değerlendirme kriterleri gerçekçi sonuçlar vermemektedir. Elde edilen hareket kestirim ve telafi sonuçları %100 başarıya sahip olmasa da, bu bilgilerle oluşturulan görüntülerin kalitelerinin tatmin edici olduğu görülmüş, özellikle bağırsak bölgesi hareketlerinin tespitinde, daha geniş kapsamlı deneyler ve optimizasyon çalışmalarıyla oldukça başarılı sonuçların elde edilebileceği kanaatine varılmıştır.

3.1 Blok Karşılaştırma Algoritmaları

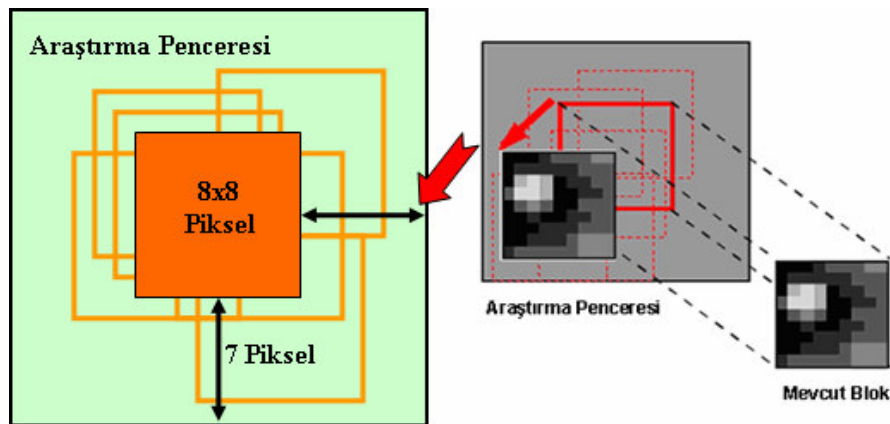
Endüstriyel uygulamalarda blok karşılaştırma algoritmaları basitliği ve sağladığı hız nedeniyle en sık kullanılan algoritmalar. Bu algoritmaların temel mantığı bir önceki görüntüden, üzerinde işlem yapılan görüntü bloğu için en uygun bloğu bulmaktır.

Günümüzde, yaygın kullanılan çok sayıda *BM* tabanlı *ME* algoritması geliştirilmiştir. *ME* yönteminin başarılı olabilmesi için görüntü dizisindeki harekete uygun etkili bir hareket arama algoritması kullanılması gerekmektedir. Bu amaçla kullanılan farklı özellikteki görüntü dizileri için geliştirilmiş bir çok arama algoritması bulunmaktadır. Bunlardan en basiti ve hesaplama zamanı en yüksek olanı tam arama (*FS*) algoritmasıdır. Bu algoritmada her bir blok için arama penceresindeki tüm pozisyonlar değerlendirmeye alınır. En iyi eşleşmeyi sağlayan blok ve tüm algoritmalar arasında en yüksek tepe-sinyal-gürültü oranları (Peak to peak *SNR* – *PSNR*) bu yöntemle elde edilir.

Diğer blok karşılaştırma algoritmalarının bir çoğunun amacı daha az hesaplama zamanıyla tam arama algoritmasıyla elde edilen *PSNR* değerlerine ulaşabilmektir.

Bu algoritmalar arasında en çok tercih edilen yöntemlerden bir diğeri düşük hesaplama maliyeti ile oldukça düzgün hareket vektörleri hesaplayabilen *3DRS BM* algoritmasıdır [deHaan and Huijgen, 1992] [deHaan et al., 1993]. Bugün *3DRS*, birçok televizyon ve video siteminde başarıyla kullanılmaktadır.

BM algoritmalarının tamamına yakını görüntü çözünürlüğünde işlem yapar. Algoritmalar önce hareket vektörlerini kabaca kestirdikten sonra, bunları ayrıntılı vektör değerlerine doğru iteratif bir işlemle yakınsatır. Bu işlemler araştırma penceresi üzerinde hareket vektörü hesaplaması yapılan bloğun kaydırılması ile gerçekleştirilir. Blok kaydırılırken bir çok tekrarlı inceleme söz konusu olmaktadır. Bu durum ilk bakışta hata oranının azalmasını sağlıyor gibi düşünülebilir. Fakat iç içe geçmiş arama pencereleri, hareket vektörleri için yapılan tahminleri etkileyerek, doğru olmayan lokal minimum değerlerinin hesaplanmasına yol açar. Bu nedenle *BM* algoritmalarında genellikle ayırık arama pencereleri kullanılmaktadır. Bu durum hem büyük hareket vektörlerinin hesaplanabilmesini sağlar, hem de iterasyon sayısını küçülterek hesaplama maliyetini azaltır.



Şekil 3.5., Araştırma penceresi ve Blok Karşılaştırma yöntemi

BM algoritmaları incelenen çerçevedeki her bir blok için referans çerçevede o bloğun karşılığı olan bloğu gösteren bir vektör hesaplar. Karşılaştırma işlemi için seçilen araştırma alanı mevcut çerçevedeki blok pozisyonunun referans çerçevedeki

karşılığı ve o bloğun etrafından, p tane piksel uzaklığındaki alandır. p değeri, aynı zamanda, büyüklüğü bulunabilecek maksimum hareketin de ölçüsüdür. Büyük hareketler tespit edilebilmesi için p değerinin artırılması gerekir. Ancak, bu değişiklik hesaplamayı da karmaşıktıracaktır. İncelenen uygulamaların çoğunda p 'nin 7 piksel olarak alındığı görülmüştür. Şekil 3.5.'te *BM* algoritmalarında kullanılan arama alanı ve karşılaştırma işlemi gösterilmiştir.

BM işlem adımları şu şekilde özetlenebilir:

İncelenecek olan I_t görüntü karesi, $N \times N$ boyutlarında alt bloklara ayrılır. Hesaplamaları kolaylaştırmak amacıyla N 'nin çift, hatta 2'nin kuvveti olması tercih edilir ve genelde kullanılan blok boyutu 16×16 'dır.

Görüntü karesindeki her bir blok, referans olarak kullanılan I_r görüntüsü üzerinde aynı pozisyonda yer alan blok ve arama penceresi dahilindeki komşu blokları ile birer birer karşılaştırılır.

Bu karşılaştırma sonucunda en iyi sonucu veren referans blok ile incelenen blok arasında yerdeğişim bilgisini veren vektör hesaplanır.

Blok karşılaştırma algoritmaları hareket vektörlerini belirlerken karşılaştırma işlemlerini maliyet fonksiyonu (cost function - *CF*) olarak adlandırılan hata hesaplama yöntemleri kullanarak yaparlar. Amaç en az zaman kullanarak en iyi vektörü hesaplamak olduğundan, *CF* için kullanılacak fonksiyonların basit ve işlem yükü düşük olması istenir. Bu bağlamda, *BM* algoritmalarında en sık tercih edilen *CF*'ler ortalama mutlak fark (mean absolute difference - *MAD*) ve mutlak farklar toplamı (sum of absolute differences - *SAD*) adı verilen aşağıdaki fonksiyonlardır.

$$\begin{aligned} \text{MAD} &= \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |C_{ij} - R_{ij}| \\ \text{SAD} &= \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |C_{ij} - R_{ij}| \end{aligned} \quad (3.1.);$$

Burada, N , blok boyutunu, C incelenen bloğu, R ise referans bloğu ifade eder.

Çeşitli algoritmaların karşılaştırılması amacıyla yapılan çalışmalarda *3DRS* algoritmasının diğer algoritmalara nazaran çok daha düzgün ve hareketleri çok daha gerçekçi tanımlayan vektörler hesapladığını göstermiştir [deHaan et al., 1993][deHaan and Biezen, 1994]. Ayrıca *3DRS*, hesaplama zamanı kıyaslamasında da en iyi başarıyı sergilemektedir. *3DRS* daha da geliştirilerek optik akı yöntemlerine göre daha düşük karmaşıklığa sahip ama daha düzgün vektör alanları bulabilecek hale getirilebilecek özelliكتedir [deHaan and Biezen, 1994]. Bu yönüyle, *3DRS* algoritmasının ufak hareketler içeren görüntü setlerinde optik akı algoritmaları kadar doğru sonuçlar verecek şekilde genişletilebilecek bir potansiyele sahip olduğu düşünülmektedir.

Bu nedenle bu çalışmada, abdominal MR görüntülerinin blok karşılaştırma yöntemleriyle incelenmesi *3DRS* algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiş, *3DRS*'in bu tarz görüntülerde kullanılabilirliği araştırılmıştır.

3.1.1 3DRS Algoritması

3DRS, iki önemli varsayımdan yola çıkarak geliştirilmiştir. Bunlardan ilki, objelerin incelemede kullanılan bloklardan daha büyük olmasıdır. Bu sayede komşu bloklar için yapılan vektör tahminleri mevcut blok için iyi birer olasılık olabilmektedir. İkinci varsayım ise hareketin küçük ölçeklerde olması, yani objelerinin göreceli olarak atıl hareket ediyor olmalarıdır. Bu durumda, karşılaştırılan ardışık iki görüntü karesi arasında ufak farklılıklar olacaktır ve bunlar küçük hareket vektörleri ile tanımlanabilecektir [deHaan and Huijgen, 1992]. Bu özellikleri, *3DRS*'in MR görüntüleri için tercih edilebilirliğini arttırmaktadır.

3DRS algoritması, arama penceresin içindeki tüm blokları incelemek yerine daha az sayıda karşılaştırma yaparak iyi sonuçlar elde edilmesini amaçlar. Bunun için, arama uzayı, incelenmekte olan bloktan önce hareket vektörü hesaplanmış olan komşu bloklar ile sınırlandırılır. Bu durum *3DRS*'in birinci varsayımının bir sonucudur [deHaan et al., 1993].

Buna göre, objeler bloklardan büyük olduğu için her bloğun muhakkak aynı hareket vektörüne sahip en az bir komşusu olacağı düşünülür. Böylece, arama alanında vektör hesaplaması yapılırken yanlış lokal minumum değerlerinin bulunmasına yol açacak vektörlerin hesaplanması engellenmiş olur [deHaan et al., 1993].

3DRS algoritmasında iki adet uzay ve bir adet de zaman noktası olmak üzere üç vektör doğrultusunda yakınsama yapılır. Blok karşılaştırma için seçilen uzay noktalarına uzaysal vektör adayı (spatial candidate - *SC*) adı verilirken zaman doğrultusunda seçilen noktaya zaman vektör adayı (temporal candidate - *TC*) denir [deHaan and Huijgen, 1992].

SC'ler, görüntü karesindeki blokların incelendiği sıra ve yöne bağlı olarak, aynı görüntü üzerinde önceden hesaplanmış komşu blokların vektörlerinden seçilir. *TC* ise daha önceki görüntüden, incelenmekte olan bloğun konumuna denk gelen noktadan iki birim uzaklıktaki bloklara ait vektör olarak alınır. *TC* bu sayede zaman bilgilerini kullanarak ileriye bakma imkanı sağladığı için yakınsamayı hızlandırır. *3DRS*'in, 3–boyutlu, yani *3D*, olarak tanımlanması bu şekilde, 2–boyutlu uzayda (x ve y) ve zaman doğrultusunda (t) işlem yapıyor olmasındandır [deHaan et al., 1993].

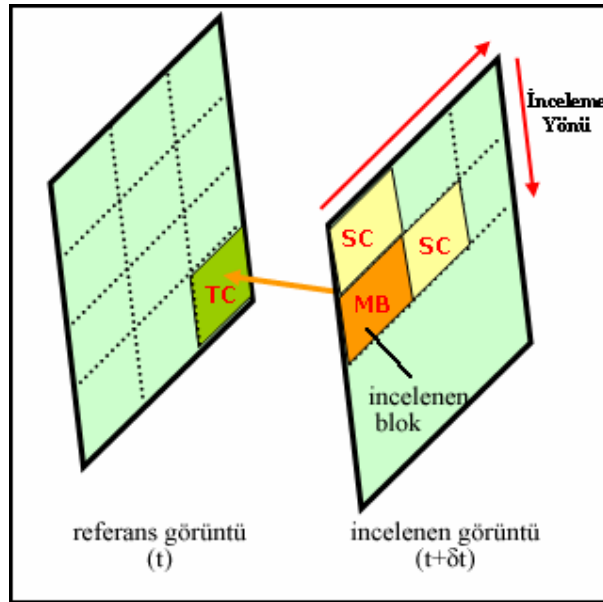
Video/TV görüntülerinde kullanılan *3DRS* algoritmasında bloklar video verilerinin elde edilme ve TV'lerde görüntülenme özelliklerine göre belirli bir sırayla, soldan sağa ve yukarıdan aşağı, incelenir. Bu durum nedenselliğin (causality) bir gerektirmesidir ve standart *3DRS*'de kullanılabilir *SC* sayısını, seçim yönünü ve aralığını sınırlandırır [deHaan et al., 1993]. Şekil 3.6'da *3DRS* algoritmasında kullanılan vektör aday blokları görülmektedir.

3DRS algoritmasında bu vektörlere ek olarak iki adet güncelleme vektörü adayları (update candidate – *UC*) kullanılır. *UC*'ler *SC*'lere, kestirimin doğruluk derecesini arttıracak şekilde küçük değere sahip sabitler eklenerek elde edilir. Bu sabitler, önceden belirlenmiş bir güncelleme seti içerisinde rastgele seçilirler. Böylelikle, algorithmada iki tane *SC*, bir tane *TC* ve iki tane *UC* olmak üzere

toplamda beş tane vektör adayı kullanılır [deHaan and Huijgen, 1992]. Bu vektörler şu şekilde ifade edilebilir;

$$C_i = \begin{cases} d(x+k_i, n) & \rightarrow C_i = SC \\ d(x+k_i, n-1) & \rightarrow C_i = TC \\ c_j + u \Big|_{u \in US}^{j \neq i} & \rightarrow C_i = UC \end{cases} \quad (3.2.);$$

Burada, incelenen görüntü kareleri zaman akışına göre n ile numaralandırılmıştır. C_i , aday vektörlerini, u , UC elde etmek için kullanılan ve US kümesinin elemanları olan küçük değerli sabitleri, k_i ise aday vektörlerin ait oldukları bloklar ile incelenen blok arasındaki mesafeyi ifade eder.



Şekil 3.6., 3DRS vektör aday blokları

US değerleri küçük değişimlerle geniş alanlar taranabilecek şekilde belirlenmelidir. Algoritmanın ikinci varsayımına göre UC için kullanılacak u 'nun değerinin küçük olması gerekir. Teoride bu değer herhangi bir değişken olabilir, ancak G. De Haan tarafından yapılan yayınlarda bu değerlerin dönüşsel ve küçük sayılardan seçildiğinde daha başarılı sonuçlar elde edildiği ifade edilmektedir [deHaan et al., 1993].

Tüm aday vektörler belirlendikten sonra karşılaştırma işlemi bu aday vektörlerin işaret ettiği bloklar üzerinde, hata kriteri (*SAD*) kullanılarak gerçekleştirilir. En küçük hata değerine sahip blok seçilerek bu bloğu işaret eden vektör, hareket vektörü olarak seçilir. Bloklar arasında *SAD* hesaplandıktan sonra elde edilen hata değerine bir *risk faktörü* (penalty) eklenerek vektör alanının daha düzgün olması sağlanır [deHaan et al., 1993]. Bu faktör, *MC* ile elde edilen görüntünün öngörülen özellikleri ile, *ME* yapılan görüntülerin özellikleri dikkate alınarak belirlenir. Bu sayede, doğru hareket vektörünü belirleme ihtimali en az olan vektörler değerlendirme dışına çıkartılmış olur.

Standart *3DRS* algoritmasında, risk faktörü, algoritmanın birinci varsayımından dolayı, *SC*'ler için 0 alınmıştır. *TC* için bu değer, *TC*'nin hesaplanmış bir vektör olması ve ileriye bakmayı sağlamasından dolayı, kullanılan blok boyutunun yarısıdır. *UC*'ler için ise, henüz hesaplanmamış değerler olmaları sebebiyle blok boyutu olarak belirlenmiştir [deHaan et al., 1993].

UC'lerin, herhangi bir blok için henüz hesaplanmamış yeni vektör alanlarına tekabül etmelerinden dolayı, *SC* ve *TC*'lere göre, doğru vektörlere götürme olasılıkları zayıftır. Bu nedenle bu vektör adayları için kullanılan risk faktörü büyük seçilmiştir [deHaan et al., 1993].

Sonuç olarak *3DRS* algoritmasında bir x bloğu için hareket vektörü şu şekilde tanımlanır:

$$d(x, n) = \arg \min (\mathcal{E}(C_i, x, n) + p_i), \quad C_i \in CS \quad (3.3.);$$

Burada, *CS* kullanılan adayların tamamını içeren kümeyi ifade eder. $\mathcal{E}(C_i, x, n)$ *SAD* metriği kullanılarak elde edilen hata değeridir, p_i ise hata değerlerine eklenen risk faktörünü ifade eder. *3DRS* algoritması yalnızca beş vektör adayı üzerinde inceleme yaptığı için diğer *BM* algoritmalarından çok daha hızlı çalışır.

Gerçek zamanlı *3DRS* uygulamalarında algoritmanın performansı yakınsamanın hızı ile doğru orantılıdır. Yakınsamanın çabuk gerçekleştirilebilmesi,

hızlı obje hareketlerini tespit edebilmeyi sağlar. Bu nedenle, yakınsama hızını arttırmaya yönelik çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Bunlardan biri vektör aday setine kamera hareketleri gibi global hareketleri tanımlayacak vektörler ekleyerek vektör setini genişletmektir [deHaan et al., 1993]. Bir diğer yöntem de vektör setini, her bloğun aday setine sıfır hareket vektörünü ekleyerek genişletme ilkesine dayanır. Bunların dışında çok miktarda *UC* kullanılması da bir çözüm sunabilir, ancak bu durum karşılaştırma işlemine eklenen gürültünün artmasına neden olur. Yine de fazla sayıda *UC* kullanmak hızlı hareket eden objelerin bulunduğu görüntülerde daha iyi sonuçlar elde edilmesini sağlamaktadır.

Abdominal *MR* görüntülerinde hızlı hareket eden büyük nesneler bulunmadığı için standart *3DRS* algoritmasında kullanılan *UC* elde etme tekniği değiştirilmemiş, kullanılan tüm *SC*'lere bağlı olarak *UC* sayısı belirlenmiştir.

BM algoritmaları kullanılarak *MC* yapıldığında blok çevrelerinde bozulmalar olabilmektedir. Bu bozulmalar nesne veya alan tabanlı algoritmalar kullanılarak düzeltilebilmektedir. Bu tip algoritmalara bir örnek olarak G. de Haan'ın görüntüleri fiziksel olmayan nesnelere ayırarak, bu nesneler için vektör alanı hesaplayan yaklaşımı gösterilebilir. Bu yöntemle oluşturulan vektör alanları düzgünlük açısından incelendiğinde, nesne ayrıştırma *3DRS*'in oldukça başarılı sonuçlar verdiği görülür [deHaan and Biezen, 1994].

Nesne tabanlı *ME* algoritmaları özellikle görselliğe hitap eden *MC* görüntüleri oluşturmak için tasarlanmıştır. Elde edilen *MC* karelerindeki hareketler, gerçek kareler arasında göze batmayacak bir geçiş sağlama amacına dönük hesaplandığından görüntüyü bulanıklaştırabileceği için veri kaybına sebep olabilmektedir.

MRG'de ise veri önemlidir ve kayıp kabul edilmezdir. Bunun yanında, gürültü düzeyinin yüksekliği *MRG* görüntüleri ile anlamlı bir nesne sınıflandırmasını olanaksız kılmaktadır. Bu nedenle nesne ayrıştırma *3DRS*'in *MRG* ile elde edilmiş abdomen görüntüleri için uygun olmadığı kanaatine varılmış, bu yöntem yapılan deneylerde kullanılmamıştır.

3.2 Değerlendirme Kriterleri

ME algoritmalarının performans analizleri yapılırken kullanılan değerlendirme kriterleri sonuçtan beklenen özelliğe göre belirlenir. Değerlendirme için en sık kullanılan kriterler; ortalama karesel hata (mean square error – *MSE*), tepe sinyal-gürültü-oranı, (peak-signal-to-noise ratio – *PSNR*), piksel içi tutarsızlık (subpixel inconsistency – *SI*), mutlak farklar toplamı (sum of absolute differences – *SAD*), değiştirilmiş *MSE*, (modified *MSE* - *M2SE*), çalışma zamanı analizi, entropi, doğru olarak tahmin edilen piksellerin yüzdesi vb.dir. Bu kriterlerden çalışma zamanı analizi endüstriyel alanda kullanılacak, entropi ve doğru olarak tahmin edilen piksellerin yüzdesinin hesaplanması özellikle kodlama için kullanılacak algoritmaların performans değerlendirmesi için kullanılmaktadır [deHaan et al., 1993].

Tez çalışmasında kullanılan algoritmalar değerlendirilirken amaç en doğru hareket vektörlerinin hesaplanması olduğu için, *MSE*, *PSNR*, *M2SE* ve *SI* değerlendirme kriterleri olarak kullanılmıştır.

3.2.1 MSE

Aşağıdaki biçimde formülize edilen *MSE*, *MC* ile elde edilen piksel değerlerinin doğruluklarının değerlendirilmesinde kullanılır.

$$\frac{1}{N} \sum_{\vec{x} \in MW} \left(I(\vec{x}, t) - I'(\vec{x}, t) \right)^2 \quad (3.4.);$$

Bu ifadede, N , görüntü içerisindeki piksel sayısını ve MW arama penceresinin boyutunu belirtmektedir.

MSE değeri, hesaplanmış görüntü ile orijinal görüntünün piksel değerlerinin ortalama karesel hatalarının hesaplanması ile elde edilir. Kestirim yönteminin başarısı *MSE* değeri ile ters orantılıdır.

3.2.2 PSNR

$PSNR$, MC ile elde edilen gürültü azalımını verir. MSE ile birlikte kullanılan kriter şu şekilde formülize edilir:

$$PSNR(n) = 10 \log \left(\frac{F_{pp}^2}{MSE(n)} \right) \quad (3.5.);$$

Bu ifade de F_{pp} , n numaralı görüntü karesinin yoğunluk değerinin tepeden tepeye genliğini belirtmektedir. 8-bitlik dijital görüntüler için bu değer 255'dir. Yüksek PSNR'ye sahip algoritmaların daha iyi sonuçlar vermesi beklenir.

3.2.3 M2SE

Bu kriter hesaplanan vektörle gerçekleştirilen hareket kestiriminin kalitesini belirler ve hesaplanan vektörlerin gerçek hareketle ne kadar uyumlu olduğunu ölçer. $M2SE$ hesaplanırken vektör hesabı yapılan iki görüntünün ortasında MC ile yeni bir görüntü oluşturulur. Bu görüntü oluşturulurken, t ve $t + \delta$ zamanlı görüntüler ve hesaplanan vektör alanı kullanılarak, görüntünün her bir pikseli için ortalama bir yoğunluk değeri hesaplanır.

$$I_{mc}(\vec{x}, t) = \frac{1}{2} \left(I(\vec{x} - \vec{V}(\vec{x}, t), t - \delta) + I(\vec{x} + \vec{V}(\vec{x}, t), t + \delta) \right) \quad (3.6.);$$

Hesaplanan bu yoğunluk değerleri orijinal görüntü piksellerinin yoğunluklarıyla karşılaştırılarak $M2SE$ değerleri elde edilir.

$$M2SE = \frac{1}{N} \sum_{\vec{x} \in MW} \left(I_o(\vec{x}, t) - I_{mc}(\vec{x}, t) \right)^2 \quad (3.7.);$$

$M2SE$, ne kadar küçükse algoritmanın hareket kestirim becerisi o derece fazladır.

3.2.4 SI

SI kriteri de, $M2SE$ gibi vektörel değerlendirme amaçlı kullanılan bir kriterdir. SI değerinin hesaplanması için her bir vektörün komşu vektör ile arasındaki farkların ortalaması bulunur. Böylelikle vektörlerin çevreleri ile tutarlılıkları değerlendirilir.

$$SI = \frac{1}{N} \left(\frac{1}{8} \sum_{i \in (-1,0,1)} \left| \vec{V}(x, y) - \vec{V}(x+i, y+i) \right| \right) \quad (3.8.);$$

Bu kriter tek başına bir algoritmanın performansını değerlendirmek için kullanılamaz. Ama bir kriterde yaklaşık değerlere sahip iki algoritmadan SI değeri küçük olanın daha iyi olduğu varsayılabilir.

4 3DRS TÜREVLERİ

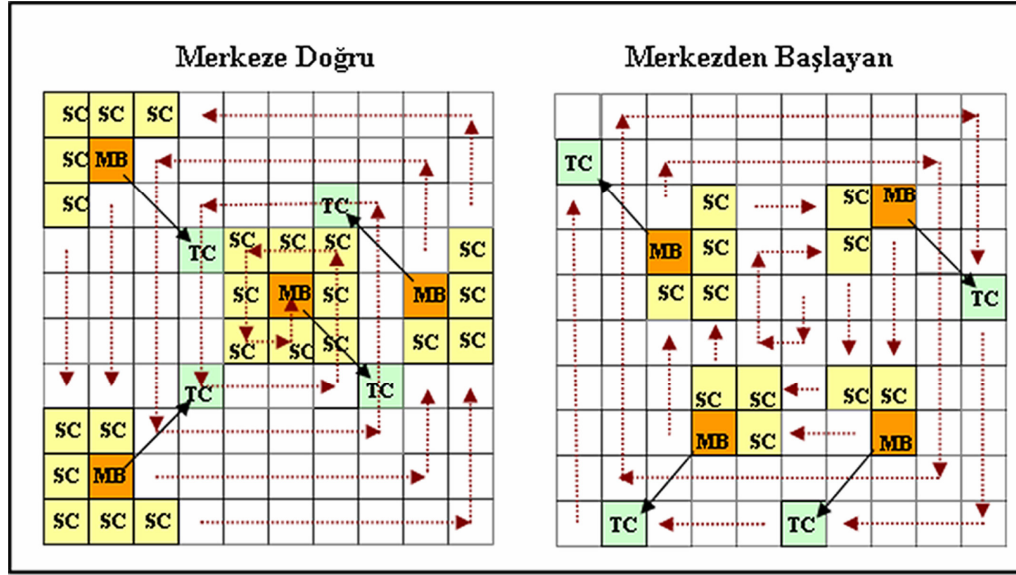
3DRS algoritmasının abdominal *MR* görüntülerindeki performansını arttırmak amacıyla algoritmada ve kullanım yönteminde ufak değişiklikler yapılmıştır. Bu değişimler algoritmanın temel mantığı üzerine bina edilmiştir. Bu modifikasyonlar *3DRS*'in kullandığı araştırma algoritması değiştirilerek gerçekleştirilmiştir. Bu modifikasyonlar değerlendirme kriterleri kullanılarak video dataları üzerinde ön bilgi teşkil etmesi için test edilmiş ve ilerleyen bölümlerde algoritmalar anlatılırken bu test sonuçları kullanılmıştır.

4.1 Spiral 3DRS (S3DRS)

S3DRS alt karelere ayrılmış görüntü üzerinde merkezden başlayan (Bkz. Şekil 3.2.) ya da merkeze doğru ilerleyen (Bkz. Şekil 3.3.) spiral inceleme adımları kullanılmasına dayanır. Görüntü alt karelere ayrıştırılırken lokalliğin korunabilmesi için görüntü en ve boyunun ortak bölenlerinin en büyüğü kullanılmıştır. Merkezden başlayan *S3DRS* algoritmasında kullanılan *SC*'ler köşe pozisyonlar için 2 (standart inceleme modelinde satır atlandıktan sonraki köşelerde 2 diğerlerinde 3), köşelerden bir önceki pozisyonlarda 3, diğer pozisyonlar için 4 farklı yönde elde edilmektedir. Kare blokların yeterince büyük olduğu durumlarda 4 *SC*'nin hesaplanmış olduğu durumlar fazla olacağı için avantajlı olacaktır. Merkeze doğru ilerleyen *S3DRS* algoritmasında görüntünün sınırlarında yalnızca bir *SC* kullanılabilir. *MR* görüntülerinde bu bölümler genellikle siyah ve bilgi içermeyen kısımlar olduğu için bu durum sorun teşkil etmez. Sınırlar dışındaki bloklar için 4–5 ve 6 farklı yönde *SC* kullanılabilir. Merkezden bir önceki pozisyon için 7 merkez pozisyonu için tüm komşu blokların vektörleri hesaplanmıştır. Şekil 4.1'de her iki doğrultu için *S3DRS*'de kullanılabilecek olan *SC* blokları görülmektedir.

Farklı yönlerde hesaplanmış *SC* kullanılması ile *3DRS*'in objelerin bloklardan daha büyük olduğu kabulü dikkate alındığında çok küçük objelerin takip edilebilirliğini arttıracakları düşünülmüştür. Aynı zamanda abdominal *MR* görüntüleri

dikkate alındığında bağırsağın hareketinin belirli bir yönde ve lineer olmadığı görülmektedir. Yani görüntü elde etme zaman aralıklarında bağırsak farklı doğrultularda hareket edecektir. Bu doğrultunun önceden bir kabul ile sınırlandırılması mümkün olmadığı için farklı yönlerde *SC* kullanmak *ME*'nin doğruluğuna önemli katkı sağlayacaktır.



Şekil 4.1., S3DRS'de kullanılan SC ve TC blokları

Video görüntülerinde kullanılan *3DRS* algoritması uzun çalışmalar sonucu iki *SC* kullanılan şekliyle optimize edilmiştir. Bu nedenle *S3DRS* algoritması iki *SC* kullanan ve hesaplanmış tüm *SC*'leri kullanan olmak üzere iki farklı biçimde değerlendirilmiştir. İki *SC* kullanan *S3DRS* algoritmasında kullanılan vektörler önce ana yönlerdeki bloklar kullanılarak ana yönde yeterli sayıda hesaplanmış vektör bulunmadığı takdirde ara yönler dikkate alınarak belirlenmiştir. Genel bir bilgi sunması açısından *S3DRS* öncelikle farklı hareket özelliklerine sahip standart video test görüntü dizilerine uygulanarak sonuçlar değerlendirme kriterleri ile karşılaştırılmıştır. Bölüm 4.3'te test sonuçlarına yer verilmiştir.

görülmektedir. *TC* blokları ise *S3DRS* algoritmasında olduğu gibi *SC*'lerin bulunmadığı köşede ve iki birim uzaklıkta olacak şekilde kullanılmıştır.

H3DRS algoritması, *S3DRS*'de olduğu gibi iki farklı versiyon halinde görüntüler üzerinde test edilmiştir. Bunlardan ilki sadece iki tane *SC*'nin kullanıldığı temel bir versiyon teşkil ederken, diğeri mümkün olan tüm hesaplanmış blokları kullanır. *HSF* algoritmasında başlangıç ve bitiş noktalarına bağlı olarak farklı yönlerde hareket etmek mümkün olmaktadır.

4.3 3DRS Algoritmalarının Karşılaştırılması

Burada, önceki bölümlerde anlatılan *3DRS* türevlerinin video görüntüleri üzerinde uygulanması ile elde edilen sonuçlar değerlendirilmiştir. Bu deneyin amacı yapılan değişikliklerle elde edilen yeni yöntemlerin çalışabilirliğinin test edilmesi ve genel bir değerlendirme yapılmasıdır. Gerek video görüntüleri ile MR görüntülerinin elde edilme tekniklerinin farklı oluşu, gerekse görüntülerin ton dağılımı ve gürültü özellikleri bakımından farklı karakterde bilgiler içermesi, elde edilen sonuçların *MRG* için genellenmesini sınırlamakta ve sadece ön bilgi değerine sahip olmasına neden olmaktadır.

G.Serisi	Boyut	Kare Sayısı	Renk	Derinlik	Frekans	Format
Renata	720x576	30	YUV422	8 Bit	24 fps	Progressive
Cargate	720x576	30	YUV422	8 Bit	24 fps	Progressive
Football	720x576	30	YUV422	8 Bit	50 fps	Progressive
Foreman	720x576	400	YUV422	8 Bit	25 fps	Progressive
Flower	720x576	124	YUV422	8 Bit	50 fps	Interlaced

Tablo 4.1., Video görüntülerinin özellikleri

Deneylerde kullanılan görüntüler (Bkz. Tablo 4.1.), literatürde kullanımları standart haline gelmiş video parçalarından seçilmiş ve değerlendirmeler *MSE*, *M2SE* ve *SI* kriterleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Kullanılan video görüntülerinin hareket özellikleri şu şekildedir:

Renata: Kamera ve konuşmacı hareketi olmak üzere iki tür hareket bulunmaktadır. Görüntünün arka planında karmaşık ve periyodik şekiller içeren bir tablo ve takvimin oluşu hareket kestirimini zorlaştırmakta ve görüntüdeki konuşmacı çevresinde hale efekti (halo effect) oluşmasına yol açmaktadır.

Cargate: Bu seri periyodik bir yapıya sahip nesneler içermesinden dolayı hareket kestirim testlerinde kullanılmaktadır. Algoritmaların periyodik yapılar üzerindeki başarısını ve küçük hareketleri tespit etme yetilerini test imkanı sağlamaktadır.

Football: Özellikle TV yayınlarında futbolun önemli bir yer tutması nedeniyle tercih edilen bir örnektir. Hızlı hareket eden nesneler içermektedir. Kameranın da hızlı hareket etmesi, ani yakınlaştırma ve uzaklaştırmalar yapması görüntülerde eğik köşeler gibi bozulmalara yol açmaktadır.

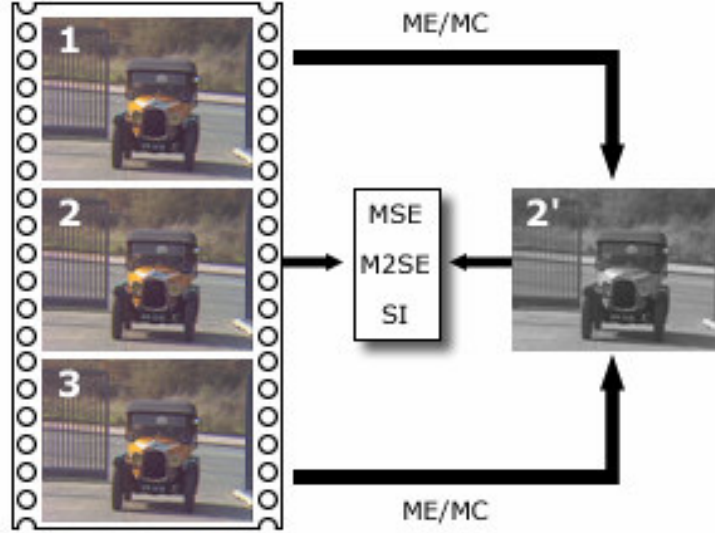
Foreman: ITU (Uluslararası Telekomünikasyon Enstitüsü) standart test görüntü dizilerinden biridir. Görüntü içeriği bir inşaat işçisinin yakın plan yüz hareketlerinden ve periyodik sayılabilecek hareketsiz bir arka plandan oluşur. Görüntüde yakınlaştırma yada uzaklaştırma kamera hareketleri bulunmamaktadır. Genelde hareket yavaş ve özellikle göz ve dudak çevresinde olmasına karşın bazı zaman dilimlerinde yüzün genel olarak hızlı hareketi de bulunmaktadır.

Flower: Hızlı yatay kamera hareketi içeren standart bir test dizisidir. Özellikle sıkıştırma testlerinde düzensiz bir içeriğe sahip olduğu için sıklıkla kullanılmaktadır. Görüntü içeriği gerçek renk değerlerine sahip çiçekler, ağaç ve evlerden oluşur. Hızlı ağaç hareketi ve yavaş kamera gezdirme hareketine sahiptir. Görüntü serisindeki çiçekler ve çatılar görüntü detayını üst düzeyde tutmaktadır.

MC algoritmaları test edilirken görüntü serisindeki tek sayılı sıra numarasına sahip görüntüler kullanılarak, çift sayılı ara görüntüler için hareket vektörleri hesaplanmıştır. Başarım değerlendirmeleri, hesaplanan ile çift sıra numaralı orijinal görüntülerin karşılaştırılmasıyla yapılmıştır. Şekil 4.3.'te karşılaştırma işleminin nasıl yapıldığı görülmektedir.

Bu ilk test çalışmasında öncelikli amaç algoritmaların doğru çalışıp çalışmadığının belirlenmesi, varsa hataların düzeltilmesi ve MR görüntülerinde daha iyi sonuçlar elde edebilmek için yapılabilecekler hakkında ön bilgi elde edilmesidir. Test, görüntü setleri üzerinde standart *3DRS*, *S3DRS*, *TS* ve *H3DRS* algoritmaları uygulanarak MC görüntüleri elde edildikten sonra referans görüntü ile *MSE*, *M2SE* ve *SI* kriterleri ile değerlendirme yapılarak gerçekleştirilmiştir. Standart *3DRS* algoritması iki *SC* kullanacak şekilde optimize edildiğinden *S3DRS* ve *H3DRS*

algoritmaları kullanılarak elde edilen *MC* görüntülerindeki hataların *SC* sayısındaki artıştan mı, yoksa arama yönündeki değişiklikten mi kaynaklandığının daha rahat anlaşılabilmesi için bu algoritmalar iki *SC* kullanan ve tüm olası *SC*'leri kullanan iki farklı versiyon halinde uygulanmıştır. Tüm *SC*'lerin kullanıldığı *S3DRS* algoritması *ES3DRS*, *H3DRS* algoritması ise *EH3DRS* kısaltmaları kullanılarak ifade edilmiştir.



Şekil 4.3., *MC*'de değerlendirme kriterlerinin hesaplanması

Spiral *3DRS*'de, biri merkezden başlayan (*S3DRS*) ve diğeri merkezde biten (*TS3DRS*) olmak üzere iki farklı arama rotası kullanılmıştır. Merkezde biten ve tüm *SC*'leri kullanan bir diğer yöntem de *TES3DRS* ile adlandırılmıştır.

Tüm algoritmalarda, video görüntüleri için optimize edilmiş standart risk faktörü değerleri kullanılmış, *US* yapı ve içeriğinde bir değişiklik yapılmamıştır.

4.3.1 MSE Değerlendirmesi

İlk değerlendirme *MSE* kriteri kullanılarak yapılmıştır. Şekil 4.4., her bir görüntü serisinin kullanılan algoritmalarla *MC* işlemine tabi tutularak ürettikleri ara görüntülerin referans görüntüyle karşılaştırması sonucunda elde edilen *MSE* değerlerini göstermektedir.

Elde edilen *MSE* değerlerinde ilk göze çarpan durum algoritmaların ilk karede ($n=2$), genel olarak yüksek hatalar üretmiş olmalarıdır. Bu durum, bu kare öncesinde kullanılabilecek bir zamansal vektör bilgisinin olmamasından kaynaklanmaktadır. İlk karenin kestiriminde *3DRS* çekirdek algoritması zamansal vektör adayının değerini 0 olarak alır ve bu durum başarılı bir yakınsama yapılımasını zorlaştırır.

MSE değerlendirmesi sonuçları tüm algoritmaların *Cargate* ve *Renata* gibi küçük hareket içeren görüntülerde yaklaşık aynı başarıyı yakaladığını göstermektedir.

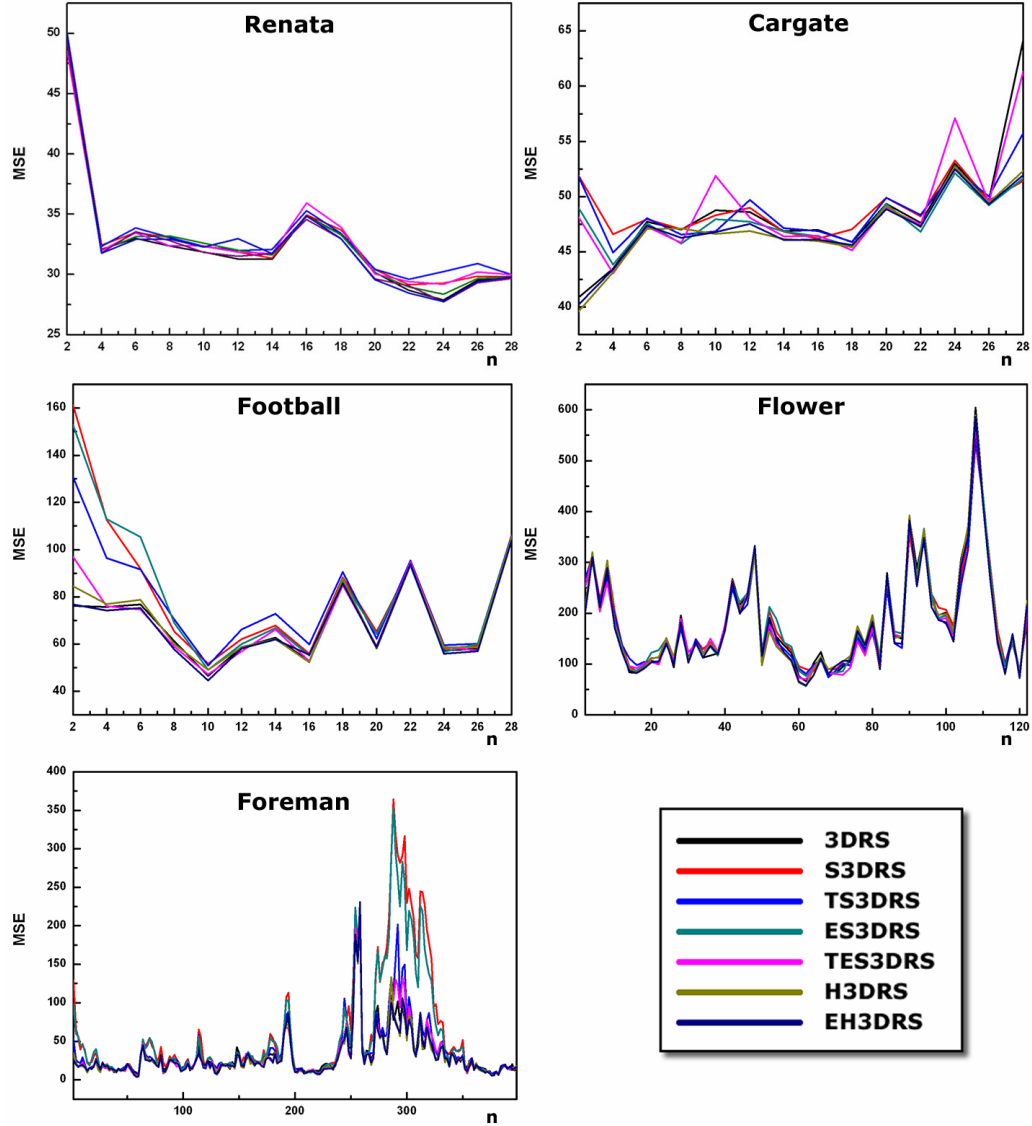
Football ve *Flower* gibi, hızlı devinimler içeren görüntülerde, ufak farklılıklarla da olsa, *EH3DRS* algoritması daha iyi sonuçlar elde etmektedir. Ayrıca *Foreman* adlı video görüntüsünün 270. ve 320. kareleri arasındaki görüntü dizisinde gözlemlenen hızlı devinimler ile kamera kayması hareketinin varlığına rağmen, *EH3DRS* daha düşük *MSE* elde edebilmiştir.

Renata haricindeki örneklerde spiral araştırma alanı kullanan algoritmalar diğerlerine göre daha yüksek *MSE* değerleriyle başlayıp, ilerleyen karelerde daha doğru vektörlere yakınsama yapmaktadır. *HSF* arama alanını kullanan algoritmaların ulaştıkları *MSE* değerlerinin ise standart *3DRS* yöntemi değerleri ile aynı ya da, bu değerlerden daha düşük olduğu görülmüştür.

S3DRS ve *ES3DRS* algoritmalarının ortalama *MSE* değerleri *3DRS*'e göre oldukça fazladır. Merkeze doğru ilerleyen spiral alanlı algoritmalarda inceleme yönü görüntülerdeki hareketlerin yönüyle uyumlu değildir. *ES3DRS*'de, kullanılan *SC* sayısı artmasına rağmen sonuç değişmemiştir. Fakat inceleme yönü, *TS3DRS* olduğu gibi, değiştirildiğinde *MSE* değerleri düşmektedir. Bu görüntülerdeki hareket yönlerinin daha iyi yakalanabildiğini göstermektedir. Algoritmaya, *SC* sayısının artırılması da eklendiğinde, kestirim hatası daha da azalmaktadır. Çok belirgin olmasa da, aynı sonuç diğer video örneklerinde de görülmektedir.

Foreman görüntü serisinde genel olarak çok büyük olmayan mimik hareketleri ve sabit ama kısmen periyodik dokuya sahip bir arka plan bulunmaktadır. Bu nedenle

baskın devinim özellikle dudak ve göz bölgesinde yoğunlaşan yüz hareketleridir. Konuşma sırasında oluşan dudak hareketlerinin genel olarak dar bir alanla sınırlı da olsa hızlı olduğu görülür. Bu durum, birbirini takip eden iki görüntü karesi arasında bile bariz farklar oluşmasına yol açabilmektedir. Bu seride lokalliği koruyabildiği ve hızlı hareketleri tespit edebildiği için *EH3DRS* daha başarılı olmuştur. *H3DRS*'in de *MSE* ortalaması *EH3DRS*'e çok yakındır.



Şekil 4.4., Video görüntüleri üzerinde elde edilen MSE değerleri

Algoritmaların gerçek vektörleri yakalayabilmeleri kullandıkları uzaysal vektör adaylarının sayısı, konum ve görüntülerdeki hareketler ile örtüşebilirliklerine bağlıdır. Video görüntülerinde hareket genelde yukarıdan aşağıya ve soldan sağa doğrudur. *3DRS* ve *H3DRS* algoritmaları tüm blokların yarısında bu doğrultuda yakınsamayı sağlayabilecek *SC* kullanabilirken, *S3DRS*'te, takip edilen spiral rota nedeniyle, bu sayı tüm blokların ancak üçte biri kadardır. Bu nedenle *3DRS* ve *H3DRS* yöntemleri birinci görüntünün hareket kestirimi sırasında daha düşük *MSE*'ler elde ederler. Yine de, *SC* sayısının artırılmasının yada arama rotasının yönünde değişiklik yapılmasının video görüntü serilerinin *MSE* değerlerinde kayda değer farklara sebep olmadığı görülmektedir.

		Video görüntüsü					
Algoritma		Renata	Cargate	Football	Foreman	Flower	Genel Ortalama
	3DRS	32.53	48.56	69.16	31.87	182.14	72.85
	S3DRS	32.98	48.81	81.36	58.06	183.95	81.03
	TS3DRS	32.22	48.87	79.50	35.90	177.59	74.82
	ES3DRS	32.82	47.83	81.27	53.64	185.89	80.29
	TES3DRS	32.93	49.04	70.75	31.62	177.95	72.46
	H3DRS	32.52	47.07	70.36	29.96	181.67	72.32
	EH3DRS	32.68	47.09	68.53	29.73	177.47	71.1

Tablo 4.2., 3DRS ME algoritmalarının MSE ortalamaları

Ancak, küçük ya da büyük tüm değişiklik ve farklar MRG için bilgi değeri taşırlar. Bu bakımdan, kullanılacak olan ME algoritmalarının başarıları, kestirilen görüntülerin bilgi içeriklerine olan etkileriyle de ilintili olacaktır. Üretilen karelerin bireysel *MSE* değerleri ve algoritmaların ortalama *MSE*'leri (Bkz. Tablo 4.2.) dikkate alındığında, görüntüdeki hareket yönleriyle örtüşük arama yapabilme becerisinin, kullanılan *SC* sayısının artırılmasından daha etkili olduğu görülmektedir.

Algoritmaların, video görüntüleri üzerindeki genel başarı ortalamalarına bakıldığında en başarılı algoritmanın *EH3DRS* olduğu görülmektedir. Ancak bu diğer *3DRS* tabanlı yöntemlerin başarısız olduğu anlamına gelmemektedir. Bunun

nedeni, *3DRS* çekirdek algoritmasının video/TV görüntülerinde yüksek başarımlı elde etmeye yönelik optimize edilmiş olmasıdır. Bu bağlamda başarılı *MSE* sonuçlarının elde edilmiş ve görüntülerdeki hareketlerin yakalanabilmiş olması, aynı başarımın *MR* görüntüleri üzerinde de yakalanabileceğini garantilememektedir.

Video görüntülerinin aksine, abdominal *MR* görüntülerinde yaşanan hareketlerin yönlerini tam olarak belirleyebilmek zordur. Bu nedenle algoritmaların *MRG* üzerindeki performansı ancak *MR* datalarında test edilerek değerlendirilebilir.

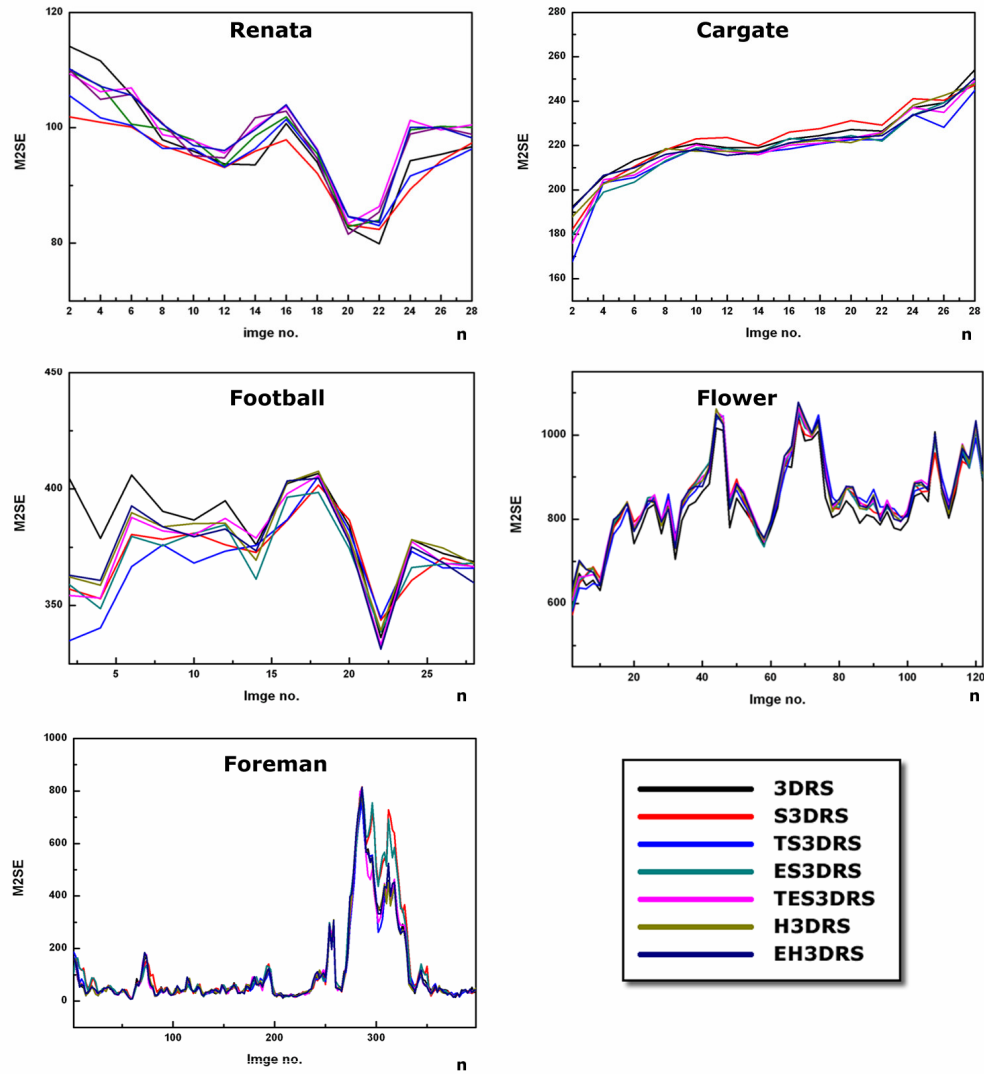
4.3.2 M2SE Değerlendirmesi

Temel mantığı hesaplanan vektörlerle incelenmekte olan görüntü karesinden önce ve sonra gelen karelerin hesaplanıp, ortalamalarının eldeki görüntü karesiyle karşılaştırılmasına dayanan bu yöntem, kareler arası geçişlerin düzgünlüğünün bir ölçüsüdür. Video örnekleri üzerinde gerçekleştirilen *3DRS* tabanlı *ME* çalışmalarının sonuçları Şekil 4.5.'te özetlenmiştir.

M2SE, vektörlerin doğruluğu konusunda *MSE* kadar güvenilir bir kriter teşkil etmemektedir. Buna rağmen algoritmaların ulaştıkları *M2SE* değerleri arasında, *MSE* sonuçlarında olduğu gibi, ufak farklılıklar görülmektedir. *Cargate* ve *Football* görüntülerinde tüm algoritmalar, çok daha düşük *M2SE* değerleri elde ederek kareler arasında *3DRS* algoritmasına oranla daha yumuşak geçişler sağlamaktadır. Hesaba katılan *SC* sayısının arttırılmasının da, *Renata* video parçası haricinde, algoritmaların *M2SE* sonuçlarını iyileştirdiği gözlemlenmiştir. Merkeze doğru ilerleyen araştırma alanlı iki algoritma, *S3DRS* ve *ES3DRS*, *Foreman* görüntü parçasında gerek *MSE* gerek *M2SE* değerlendirmesinde en başarısız algoritmalar olmuştur. Bu durum iki algoritmanın lokal ve hızlı hareketleri yakalama kabiliyetlerinin *3DRS*'e oranla daha düşük olduğunun göstergesidir. Ayrıca *Flower* ve *Foreman* serilerinde tüm algoritmaların performansları standart *3DRS* algoritmasının altında kalmıştır.

Genel ortalama dikkate alınarak bir değerlendirme yapıldığında algoritmaların tamamının küçük ölçekli hareket özelliklerine sahip görüntüler ile yoğun yakınlaştırma ve uzaklaştırma efekti içeren görüntülerde, arka planda yer alan

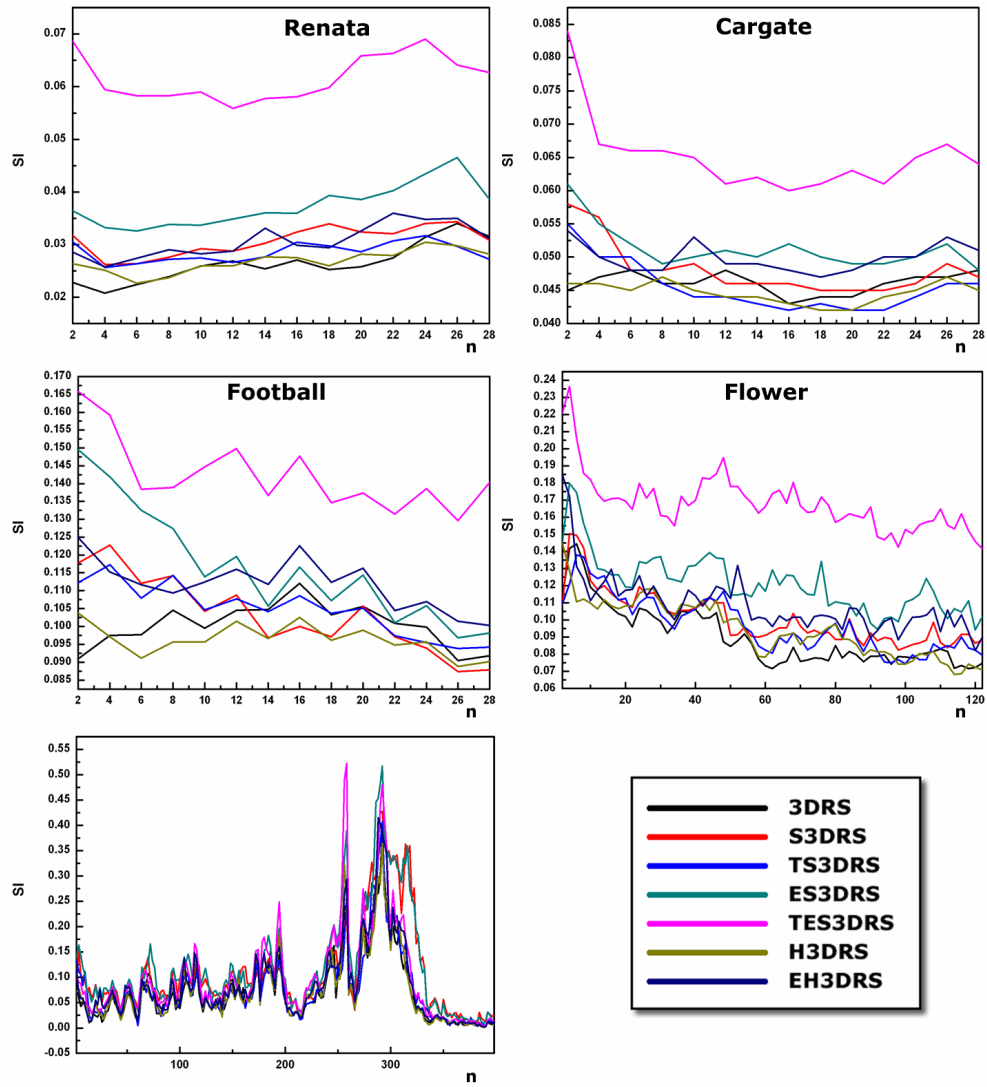
periyodik dokulara rağmen, benzer tutarlılık ve doğruluk sergilediği sonucuna varılmaktadır. Algoritmalar birbirine yakın MSE ve M2SE değerleri elde etmelerine rağmen bu kriterlerdeki bireysel başarımları her zaman aynı olmamış, MSE’de başarısı yüksek olan algoritma M2SE’de aynı performansı yakalayamamıştır.



Şekil 4.5., Video görüntüleri üzerinde elde edilen M2SE değerleri

4.3.3 SI Değerlendirmesi

3DRS Algoritmaları, son olarak hesaplanan hareket vektörlerinin komşu vektörlerle uyumunu inceleyen *SI* kriterine göre incelenmiştir. Bu kriter tek başına karşılaştırma için yeterli olmamakla birlikte, *MSE* ve *M2SE* başarımları birbirine yakın olan algoritmaların nihai karşılaştırmasına katkı sağlayacaktır. Bu tip yakın performansa sahip algoritmalar düşük *SI* değerini elde edenlerin daha başarılı olduğu varsayılır. Algoritmaların *SI* sonuçları Şekil 4.6.'da gösterilmiştir.



Şekil 4.6., Video görüntüleri üzerinde elde edilen SI değerleri

SI değerlendirmesinin yorumu ve başarımlı derecesi *MC* işlemine sokulan görüntülerin özellik ve içeriklerine bağlıdır. Örneğin, küçük objelerin farklı yönlere hızlı hareketlerinin bulunduğu görüntülerde vektörler arası tutarlılığın düşük olması beklenir. Bu nedenle bu tip görüntüler için *SI* değeri yüksektir. Öte yandan, kullanılan video örneklerindeki objelerin nispeten büyük olması nedeniyle, genel bir fikir vermesi açısından *SI* da değerlendirmeye alınmıştır.

SI'nın algoritmaların başarımlı farklarını belirleyebilme potansiyeli özellikle *MSE* ve *M2SE* değerleri yakın olan görüntüler incelendiğinde ortaya çıkmaktadır. Kullanılan görüntü serilerinin tamamına yakınında algoritma başarımlılarının yakın olduğu görülmektedir. Algoritmaların *SI* değerleri de ufak farklılıklar göstermektedir. Ancak, *H3DRS* ve *TS3DRS* algoritmalarının diğerlerine göre biraz daha tutarlı vektör alanları hesapladığı görülmektedir.

Genel olarak sonuçlar değerlendirildiğinde *SC* sayısını arttıracak şekilde geliştirilen algoritmaların biraz daha yüksek başarımlı sağladıkları görülmektedir.

SI kriterinin geçerliliği göreceli ve görüntü içeriğine bağlıdır. Büyük nesneler içeren görüntülerde daha tutarlı sonuçlar verdiğinden dolayı MRG uygulamalarındaki kullanışlılığı şüphelidir. Ancak, yine de en doğru değerlendirme MR görüntüleri üzerinde test edilerek yapılabilecektir.

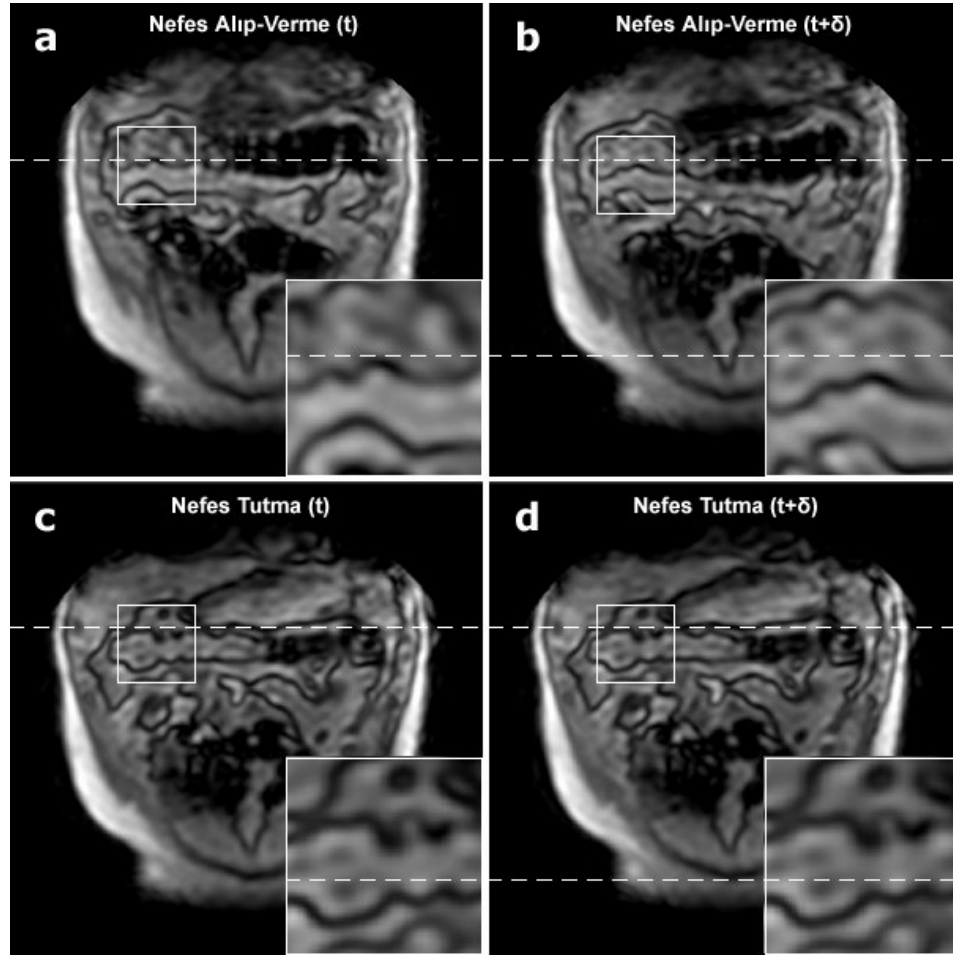
5 ABDOMİNAL MR GÖRÜNTÜLERİNDE 3DRS UYGULAMALARI

Bu bölümde geliştirilen *3DRS* algoritmalarının abdominal MR görüntüleri üzerinde uygulandığı testler ele alınmıştır. Deneyler, video datalarında kullanılan standart *3DRS* parameterelerini değiştirmeden gerçekleştirilmiş, değerlendirme için yine *MSE*, *M2SE*, *SI* gibi standart kriterler baz alınmıştır.

Abdominal *MR* görüntüleri Amsterdam Üniversitesi Akademik Tıp Merkezi (AMC) Radyoloji bölümünde iki gönüllü üzerinde elde edilmiştir. Bunun için standart *MR* teknikleri kullanılmış, parametreler karın bölgesinin değişik özelliklerini algılayabilecek şekilde değiştirilmeye çalışılmıştır.

İncelenen *MR* görüntüleri, iki boyutlu çok dilimli (multi-slice) görüntüleme tekniği kullanılarak oluşturulmuştur. Birinci gönüllünün görüntüleri eşit sayıda faz ve frekans kodlama adımı ile elde edilmiş (68×68), ikinci gönüllüde bu 124×118 olacak şekilde ayarlanmıştır. Karın bölgesinin tamamını kapsayacak şekilde büyük bir görüntüleme alanı (Field of View - *FOV*) 400×400 mm seçilmiş, görüntü oluşturulma matrisi (reconstruction matrix) birinci gönüllü için 288×288 , ikincisi için ise 320×320 olarak belirlenmiştir. Buna göre oluşacak görüntülerin piksel boyutları 1.4 mm ve 1.25 mm olarak hesaplanmıştır.

Normal solunum sırasında elde edilen görüntülerin yanısıra, gönüllülerden görüntüleme esnasında nefeslerini tutmaları istenerek, nefes alıp verme hareketlerinin olmadığı görüntü setleri de oluşturulmuştur. Birinci gönüllü için normal solunumlu görüntüler *G1_1*, solunum hareketlerinin olmadığı görüntüler *G1_2* isimleriyle etiketlenmiştir. İkinci gönüllü için bu etiketler *G2_1* ve *G2_2*'dir. Şekil 5.1'de bu görüntülere ait örnekler verilmiştir. Burada a ve b kareleri *G1_1*, c ve d kareleri ise *G1_2* setlerinden alınmıştır. Solunum hareketi t ve $t + \delta t$ zamanlarına ait kareler üzerinde bir referans çizgisi yardımıyla gösterilmiştir.



Şekil 5.1., Abdominal MR görüntülerinde solunum hareketi

Video uygulamalarına benzer şekilde, *MRI* setlerinden ardışık tek sıra numaralı görüntüler *3DRS* işlemine tabi tutularak, çift numaralı görüntüler kestirilmeye çalışılmıştır. Algoritmaların başarımları kestirim sonucunda elde edilen ara görüntüler ile çift sıra numaralı orijinal görüntülerin karşılaştırılmasıyla ölçülmüş; bunun için *MSE*, *M2SE* ve *SI* değerleri kullanılmıştır.

Testlerde, algoritma performanslarının daha objektif değerlendirilebilmesi için, aynı gönüllüden aynı *MR* parametreleri kullanılarak elde edilmiş ancak farklı hareketler içeren *G1_1* ve *G1_2* görüntüleri tercih edilmiştir.

Nefes alıp verme hareketlerinin nitelik ve niceliklerinin ve karın boşluğu üzerindeki etkilerinin insandan insana değişebileceği varsayılarak aynı testler diğer gönüllüden elde edilen *G2_1* seti üzerinde de uygulanmıştır. Nitekim, *G2_1*

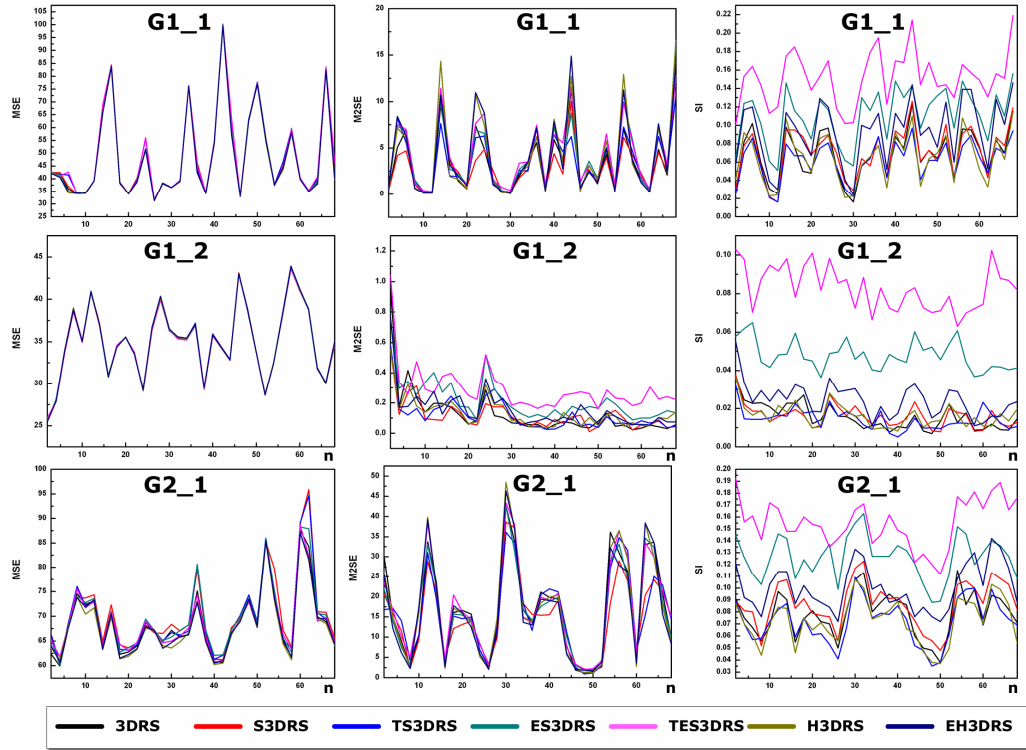
abdomen görüntüsünde $G1_1$ 'den daha yoğun ve hızlı bir devinim görülmektedir. Bunun yanında, $G2_1$ setinde görüntü matrisi daha büyük olduğundan hem ayrıntı düzeyi daha yüksek hem de belli bir bölgeyi ifade eden piksel sayısı fazla olacaktır. Bu durum, hareket bölgelerini inceleme için kullanılan blok sınırlarının dışına taşarak, hareket bilgisinin blok içinde kaybolup göz ardı edilme riskini azaltacaktır. Bu özellikleriyle $G2_1$ seti, algoritmaların küçük piksel büyüklüğüne sahip ve farklı solunum periyot ve genlikleri içeren görüntüler üzerindeki başarılarının ölçülmesine olanak vermektedir.

Öte yandan, $G1_2$ görüntü setinde solunumun etkisi olmadığından hareketlerin ufak bloklar halinde ve küçük boyutlarda gerçekleştiği görülmektedir. Bu sayede, $G1_2$ seti ile algoritmaların küçük ölçekli hareketleri tespit edebilme becerileri ölçülebilecektir.

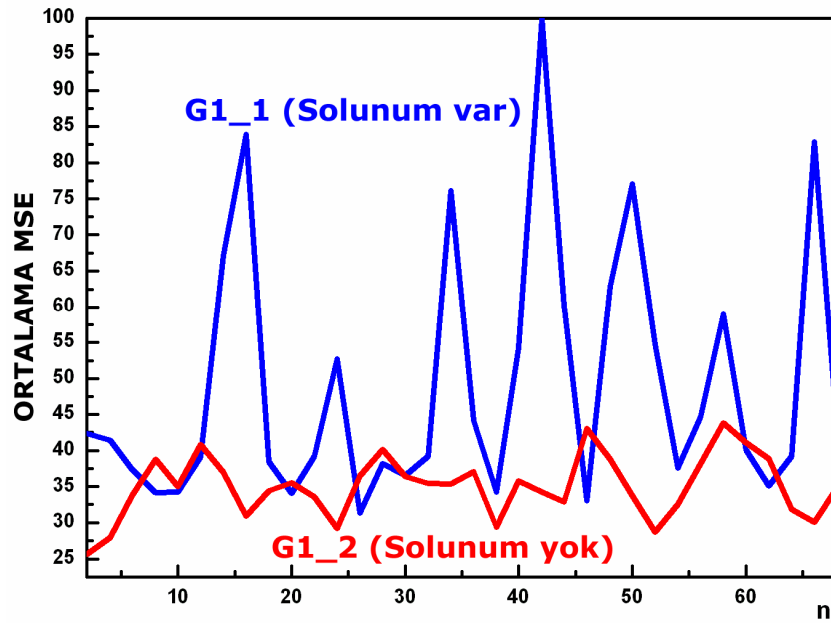
$G1_1$ 'de ise nefes alıp vermeden kaynaklanan, nispeten düzenli ve baskın bir hareket vardır. Bu hareket hem görüntüdeki gürültüyü arttırmakta hem de küçük hareketlere duyarlılığı azaltmaktadır.

$G1_1$, $G1_2$ ve $G2_1$ abdominal MR görüntü setlerinde $3DRS$ tabanlı algoritmalar, 8×8 'lik blok boyutu ve standart risk faktörü kullanılarak uygulanmıştır. Güncelleme adaylarını içeren US seti de, tutarlılığı korumak amacıyla değiştirilmeden, yine standart haliyle kullanılmıştır. Şekil 5.2.'de $3DRS$ algoritmalarının bu görüntüler üzerinde elde ettikleri MSE , $M2SE$ ve SI değerleri görülmektedir.

MSE sonuçları genel olarak değerlendirildiğinde, algoritmaların üç görüntü örneğinde de hemen hemen aynı oranda başarılı oldukları görülmektedir. Solunum hareketinin görüldüğü görüntü setlerinde, diyafram hareketlerinin karın boşluğunda yer alan organ ve dokuların yer değiştirmelerine neden olması, piksel değerlerinde büyük farklılıkların oluşmasına, dolayısıyla MSE değerlerinin yüksek çıkmasına neden olmaktadır. MSE 'nin yüksek çıktığı görüntü karelerinin solunum sıklığıyla uyumlu periyodik bir zaman örüntüsü takip etmesi ve bu örüntünün $G1_2$ 'de görülmemesi bu savı doğrular niteliktedir (Bkz. Şekil 5.3.).



Şekil 5.2., Abdomen MR görüntülerinin MSE, M2SE ve SI değerleri



Şekil 5.3., Solunum hareketlerinin MSE'ye etkisi

MSE değerleri birbirine çok yakın olsa bile bilgi kaybını en aza indirmek amacıyla ufak farklılıklar bile önem arz etmektedir. $G1_2$ ve $G2_1$ MRG setlerinde MSE değerlerinde biraz daha belirgin farklılıklar vardır. Algoritmaların MRG setlerindeki MSE ortalamaları Tablo 5.1.'de görülmektedir.

Solunum hareketleri bulunan görüntü setleri üzerinde ortalama en iyi MSE değerine sahip algoritmalar Hilbert arama yöntemini kullanan $H3DRS$ ve $EH3DRS$ olarak görülmektedir. Bu durum HSF arama yönünün MR görüntülerindeki hareketlerle biraz daha uyumlu olduğunu göstermektedir.

	3DRS	S3DRS	TS3DRS	ES3DRS	TES3DRS	H3DRS	EH3DRS
G1_1	48.78	49.35	49.66	48.9	49.73	48.45	48.51
G1_2	35.07	35.10	35.07	35.01	35.00	35.05	35.07
G2_1	68.60	70.17	69.77	69.57	68.95	68.03	68.32
Ortalama	50.82	51.54	51.5	51.16	51.23	50.51	50.63

Tablo 5.1., MR üzerinde elde edilen ortalama MSE değerleri

$M2SE$ 'lerin ortalamalarına bakıldığında ise $G1_2$ görüntü setinde $TES3DRS$ ve $ES3DRS$ haricindeki algoritmaların ortalama birbirine çok yakın ve daha iyi değerler elde ettiği görülmektedir. Diğer iki görüntü setinde ise tüm algoritmaların başarımları birbirine yakın olmakla beraber $S3DRS$ ve $TS3DRS$ biraz daha iyi sonuçlar elde etmiştir.

Algoritmaların MRG setlerindeki $M2SE$ 'lerinin video görüntülerindeki değerlerden çok farklı olduğu görülmüştür. Video sekanslarında, algoritmalar doğru hareket vektörleri bulabiliyor gibi görünse de, bu vektörlerin görüntülerdeki hareketlerle uyumları, özellikle kamera hareketlerinden ve MRG 'ye göre daha büyük hareket içerdiklerinden dolayı azdır. Yani $M2SE$ değerleri MSE 'lerine göre çok büyüktür. MR görüntülerinde ise MSE değerlerinin $M2SE$ 'lerden daha büyük olduğu görülmektedir. Hareketlerin, solunuma rağmen, göreceli olarak küçük olmasından dolayı, bir (x, y) pozisyonu için, önceki ve sonraki görüntülerdeki piksel yoğunluk

ortalamasının orijinal görüntündeki piksel yoğunluğuna yakın olması beklenir. Bu durum $M2SE$ değerlerini daha da aşağıya çekmektedir. Üstelik $M2SE$ hesaplamasında, ortalama piksel yoğunluğu kullanıldığı için, MSE 'ye oranla görüntüden daha az etkilendiği de söylenebilir.

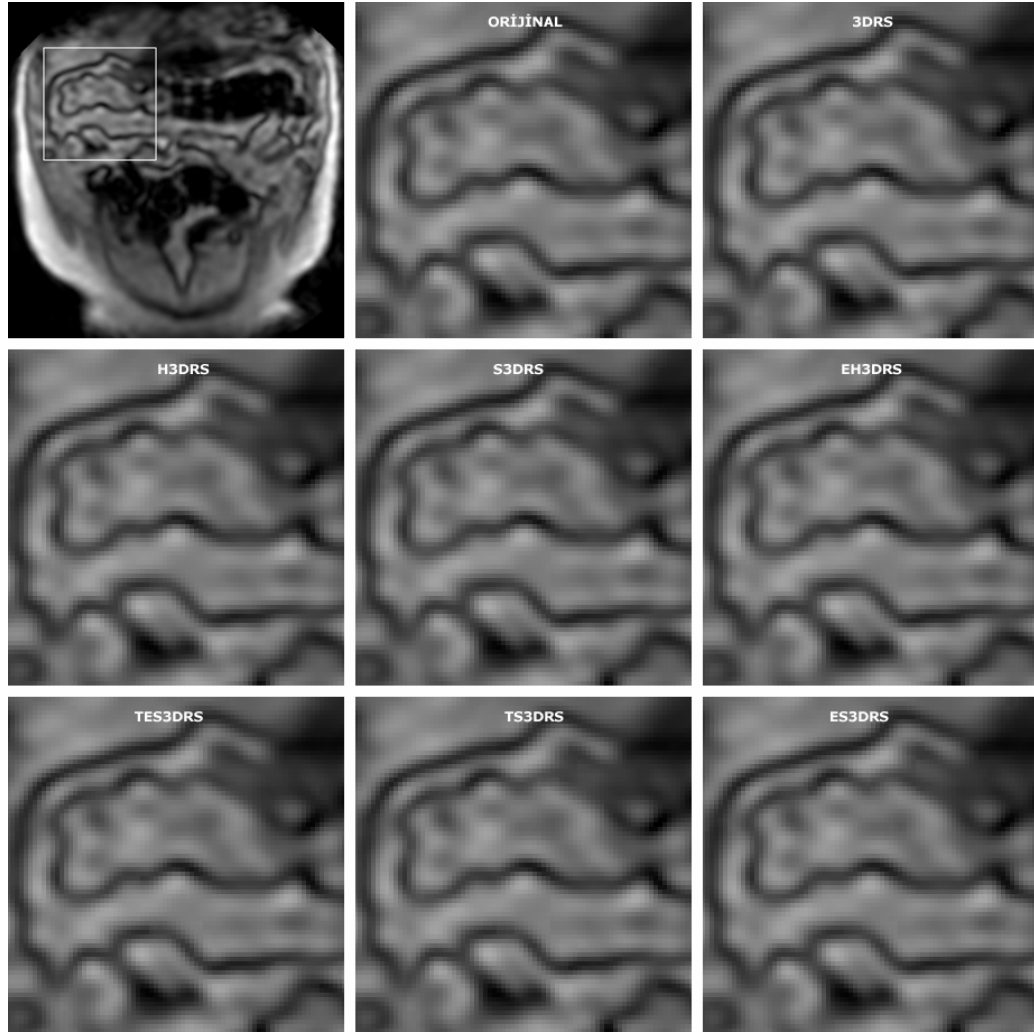
$M2SE$ değerlerinin incelenen görüntü setindeki hareketin büyüklüğüyle orantılı olduğu görülmektedir. Nispeten büyük devinimler içeren $G1_I$ ve $G2_I$ görüntülerinde, hareket ölçeklerinin $3DRS$ 'in standart parametrelerle yakalayabildiği minimum hareket büyüklüklerine yaklaşmasından dolayı, elde edilen $M2SE$ 'ler de birbirlerine daha yakındır. $G1_I$ 'de ise, küçük görüntü bölümleri farklı yönlerde ufak hareketler içerdikleri ve bu hareketlerin birçoğu $3DRS$ blokları içinde kaybolarak göz ardı edilebildiği için algoritmaların $M2SE$ değerleri arasındaki farklar belirginleşmiştir, küçük hareketlere duyarlı algoritmalar ayırt edilebilir hale gelmiştir.

Bu durum, standart $3DRS$ arama kriterlerinin MRG için yeterli ve uygun olmadığını göstermektedir. Bu problem algoritmaların MR görüntüleri için optimize edilmesiyle çözümlenebilir. $3DRS$ parametrelerinin, uygulanan MR tekniğinin özellikleri de dikkate alınarak değiştirilmesiyle güvenilebilir bir kriter setinin geliştirilmesi, ve bu değişikliklerin çok miktarda veri üzerinde test edilmesi gerekmektedir.

Algoritmaların SI değerlerinin birbirinden oldukça farklı çıktığı görülmüştür. Ortalamada, fazla sayıda SC kullanan algoritmalar yüksek, $H3DRS$ ve $TS3DRS$ algoritmaları ise düşük SI değeri yakalamışlardır. Ancak daha önce de belirtildiği gibi, görüntülerinin karakteristik özelliklerinden dolayı SI güvenilir bir kriter teşkil etmemekte, algoritmalar arasında mantıklı ve tutarlı bir dağılım sergilememektedir.

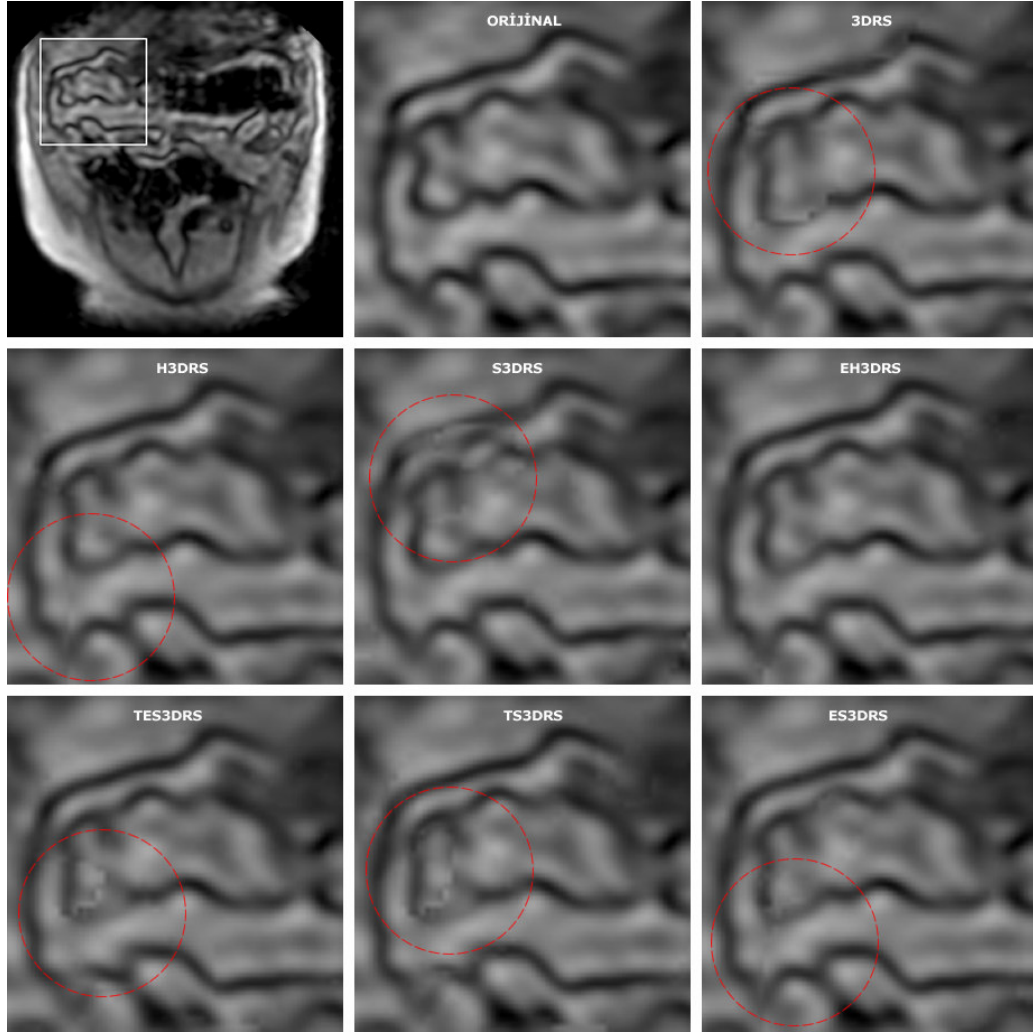
MSE ve $M2SE$ değerlerinin, görsel sonuçlarla tutarlılık sergileyip sergilemediklerini anlayabilmek için $G1_I$ görüntü setinden iki kare seçilerek, bunlar üzerinde elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Bu karelerin ilkinde ($n = 42$, Bkz. Şekil 5.4), hemen hemen tüm algoritmalar yüksek MSE değerleri üretirken, ikincisinde ($n = 44$, Bkz. Şekil 5.5.) genelde en düşük MSE değerlerini

yakalamışlardır. Görüntü hatalarının karşılaştırılmasında içerdiği doku ve hareket çeşitliliği nedeniyle bağırsak çevresinde bir bölge baz alınmıştır.



Şekil 5.4., 42. Kare üzerinde görsel sonuç karşılaştırması

Görüntü kareleri genel olarak karşılaştırıldığında, algoritmaların 42. karede görsel açıdan daha başarılı, yani orijinal görüntüye daha yakın sonuçlar ürettiği, 44.karede ise gözle görülür bozuklukların oluştuğu görülmektedir. Bu durum, *MSE* değerleri açısından değerlendirildiğinde, beklentilerin aksinedir.



Şekil 5.5., 44. Kare üzerinde görsel sonuç karşılaştırması

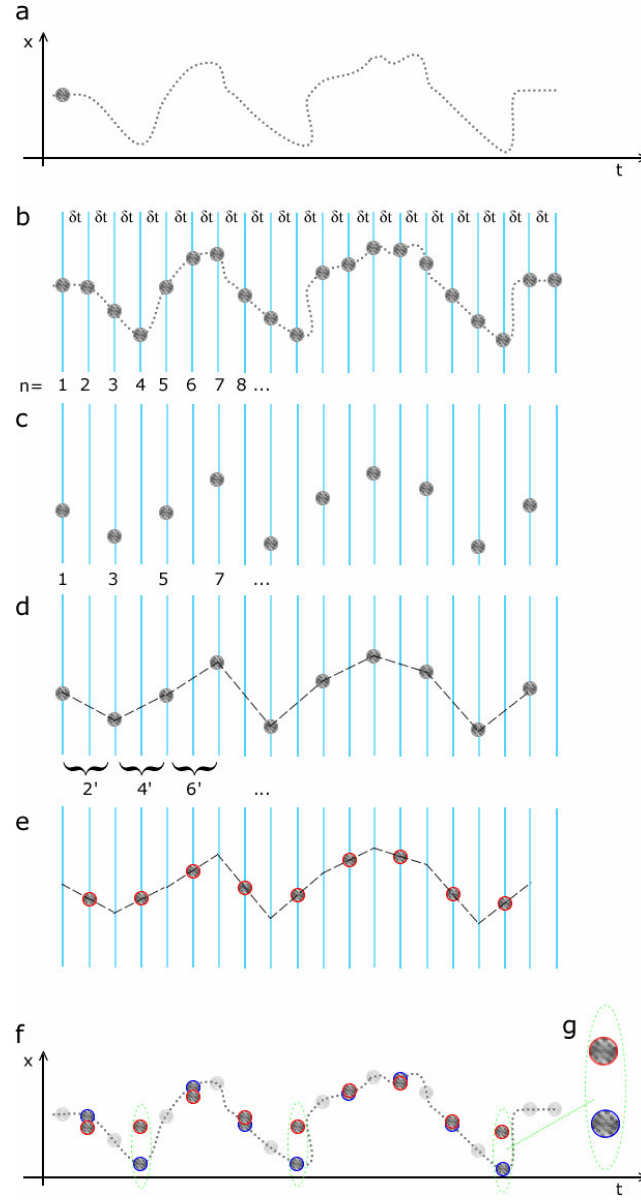
Sonuçlar $M2SE$ ve SI kriterleri açısından da değerlendirildiğinde, hata değeri olarak en yüksek başarıyı sergileyen $TS3DRS$ algoritması, aynı başarıyı görsel sonuçlarda gösterememektedir. Bununla birlikte kötü $M2SE$ değerlerine sahip HSF tabanlı $H3DRS$ ve $EH3DRS$ algoritmalarının, Şekil 5.5.'de de görüldüğü gibi neredeyse bariz bir bozukluğa neden olmadan yüksek başarı göstermeleri $M2SE$ ve SI kriterlerinin güvenilirliğini zayıflatmaktadır.

Algoritmaların elde ettiği MSE değerleri büyük olmasına rağmen, MC görüntülerinin oldukça düzgün olmasının, MRC görüntüleme hızı ile karın bölgesindeki ani hareketlerin hızları arasındaki farktan dolayı MC yönteminin bu tür hareketleri yakalayamıyor olmasıyla açıklanabilir.

Bu sorunun Şekil 5.6.'da, hayali bir nesne üzerinde açıklanmıştır. Burada, abdomen içinde var olduğu kabul edilen bir doku bölgesi, 5.6.-a'da gösterilen, kısmen periyodik ama hızlı ve ani yer değiştirmeler içeren bir hareket eğrisini takip etmektedir. Doku, δt aralıklarla *MRG* tarafından görüntülenir ve her biri n ile numaralandırılmış karelerden oluşan bir görüntü seti elde edilir (5.6.-b). Daha sonra bu görüntü setindeki tek numaralı kareler kullanılarak (5.6.-c), *ME* yöntemi ile, bu kareler arasındaki hareket vektörleri hesaplanır (5.6.-d). Bulunan vektörler yardımıyla çift numaralı ara görüntüler hesaplanarak (5.6.-e) *MC* sonuçları elde edilir. Bu sonuçlar, çift numaralı orijinal karelerle karşılaştırıldığında, *MC* yönteminin, ani ve hızlı hareketlerde büyük hatalara neden olduğu görülmektedir. Bunun başlıca nedeni, *ME*'ye tabi tutulan görüntü kareleri arasındaki zaman farkının büyük olması, ve bu zaman diliminde nesnelerin büyük ölçekli hareketler gerçekleştirmesidir. Bu çeşit büyük hareketler, solunum gibi global olması halinde görüntülenen bölgedeki tüm objelerin birlikte yer değiştirmelerine neden olacağından, yer değiştirmeye rağmen, doku bilgisi büyük ölçüde korunacaktır (5.6.-g).

Büyük yer değiştirmelerin yaşanması, piksel bazlı karşılaştırmaya dayanan *MSE* değerlerinin de yüksek çıkmasına neden olur. *M2SE*'de ise değerlendirilenler sadece elde edilen vektörler olduğu için, doku içeriğinin de korunmasıyla, bu kriter için hesaplanan hata değerleri nispeten düşük çıkar. Doku bilgisinin korunması aynı zamanda görsel sonuçlarda da başarı elde edilmesini sağlar. Böylelikle, yüksek *MSE*'ye rağmen düzgün görüntüler elde edilebilir.

MSE'nin düşürülebilmesi ve daha doğru kestirimlerin yapılabilmesi için *MRG* için kullanılan ölçme süresinin kısaltılması ve ölçüm sıklığının arttırılması gerekmektedir. Ancak, yüksek hızlarda elde edilen *MRG* görüntülerinde *SNR*'nin düşük olması sebebiyle detaylar gürültü içerisinde dağılmakta, dolayısıyla doğru bir kestirim için gerekli doku bilgisi de kaybedilmektedir.



Şekil 5.6., Hızlı ve ani hareketlerde kestirim hataları

6 *tCA* GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDE 3DRS UYGULAMALARI

Video ve TV görüntüleri üzerinde gerçekleştirilen hareket kestirimlerinde hedeflenen, iki görüntü karesi arasında nesnelerin yerdeğiřtirmesine neden olan hareketler kestirilerek, geçiřleri yumuřatan ara görüntüler oluřturularak, görüntülerin gözü yormayacak řekilde güzelleřtirilmesidir.

Ancak bu tez çalışmasında amaç, görüntü güzelliğinin arttırılması değıl, vücuda enjekte edilen *MR* kontrast maddelerinin tespit edilebilirliğinin arttırılmasıdır.

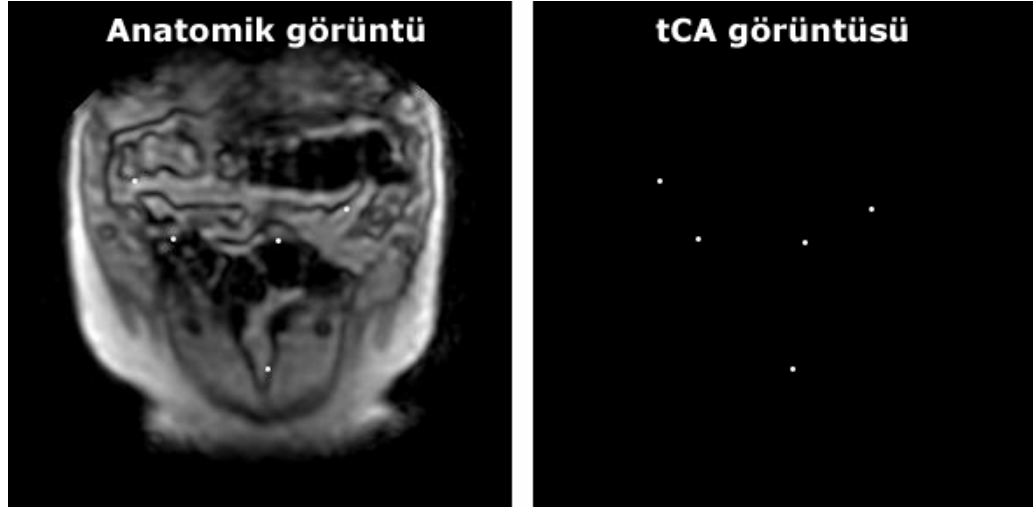
Özel tasarlanmış kimyasal yapılar olan bu maddeler (*tCA*), dıř yüzeylerinde taşıdıkları biyomoleküller sayesinde hedeflenen kanser gibi hastalıklı bölgelere tutunarak, bu bölgelerde birikip, *MR* ölçümlerinde üzerinde parlak noktalar (hot spots) olan görüntülerin elde edilebilmesini sağırlar [Bulte, 2005].

Parlak noktalar, hastalıklı bölgelerinin yerlerinin tespit edilmesine olanak verirler (lokalizasyon). Noktaların yoğunluk değıerleri, kontrast maddesi miktarı ve kabaca hastalıklı dokunun yüzey alanı ile doğıru orantılıdır. Bařka bir deyiřle, küçük tümörlere tutunan *tCA*'lar düşük *MR* sinyali üretirler. Bu da elde edilen görüntülerin düşük SNR'ye sahip olmalarına neden olur [Lamerichs et al., 2003].

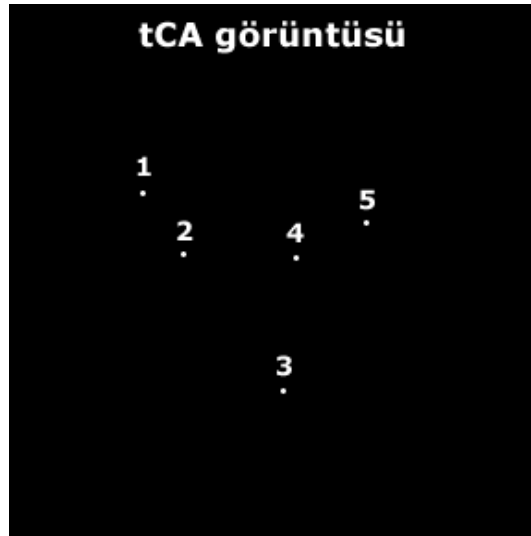
SNR, karın bölgesi gibi yoğun hareketlerden kaynaklanan belirsizliklerin baskın olduğı bölgelerde daha da azalarak, parlak bölgelerin neredeyse tespit edilemez hale gelmelerine yol açar. Bu nedenle *MRG* görüntülerinin bir *ME* algoritmasıyla incelenip, düzeltilmeleri halinde parlak noktaların tespit edilebilirliğinin arttırılabileceğı düşünölmektedir.

Bu amaçla, bu bölümde, önceki bölümlerde geliştirilip test edilen *3DRS* hareket kestirim algoritmaları, *tCA* görüntüleri üzerinde de uygulanıp bařarımlarının değıerlendirilmesi amaçlanmıřtır.

Ancak, henüz *tCA*'larla insan vücudu üzerinde gerçek ölçümler yapılamadığı için, gönüllülerden elde edilen abdominal MR görüntüleri kullanılarak yapay *tCA* görüntüleri oluşturulmuştur. Bunun için çeşitli bağırsak hareketlerini, ve MRG ölçümlerinden kaynaklanacak teknik uyumsuzlukları modelleyebilecek bölgeler yapay parlak noktalarda işaretlenmiştir (Bkz. Şekil 6.1.).



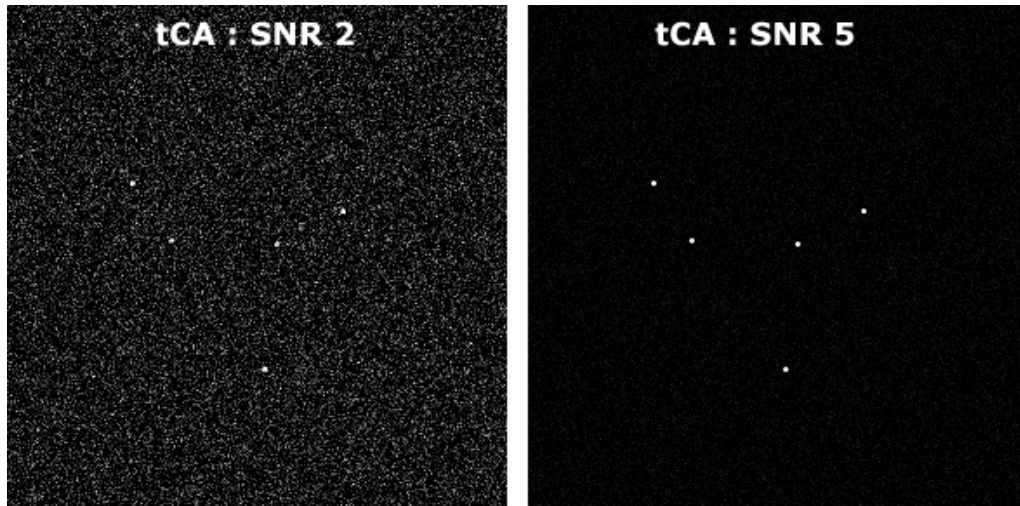
Şekil 6.1., MR görüntüleri üzerinde yapay parlak noktalar



Şekil 6.2., Parlak noktaların numaralandırılması

Oluşturulan parlak noktalar deney sonuçlarının değerlendirilmesini kolaylaştırmak amacıyla Şekil 6.2.'deki gibi numaralandırılmıştır.

Deneyleri gerçekçi kılmak için, oluşturulan parlak nokta görüntülerine gürültü eklenerek, biri 2, diğeri 5 olmak üzere farklı *SNR*'lere sahip iki görüntü seti daha oluşturulmuştur (Bkz. Şekil 6.3.). Herbiri 30 kare içeren görüntü setleri *TCA_0* (gürültü eklenmemiş), *TCA_2* ve *TCA_5* şeklinde isimlendirilmişlerdir.



Şekil 6.3., Farklı SNR'lere sahip görüntü setleri

Parlak noktalarla işaretlenen bölgeler farklı hareket ve doku bilgileri içermektedir. Bunlar kısaca şöyledir;

Nokta 1: Anatmik görüntülerde net olarak seçilebilen, küçük ve düzgün hareketler sergileyen bir bölgededir. Nokta, görüntü seti boyunca, çeper hareketlerini oldukça iyi takip etmekte ancak bazı görüntü karelerinde, bağırsak çeperinden bir iki piksel uzaklaştığı görülmektedir.

Nokta 2: Yine net olarak seçilebilen ve ani hareketlerin gözlemlendiği bir çepere iliştilmiştir. Noktanın etrafındaki bölgenin karanlık olması doku detaylarının tam seçilememesine neden olmaktadır. Bu nokta da yer yer anatmik görüntüyü bir iki piksel farkla takip etmektedir.

Nokta 3: Bağırsağın anüse yakın olan bölgesine yerleştirilmiştir. Bu bölge farklı bir geometriye sahiptir ve sergilediği hareketler, bağırsağın diğer bölgelerine göre daha az esnek ve küçük ölçeklidir. Nokta, daha çok solunumun etkisi altında hareket etmekte, zaman zaman bir iki piksellik kaymalar sergilemektedir.

Nokta 4: Karanlık bir bölgeye yerleştirilmiş olan bu nokta, ilk karelerde bağırsak çeperine tutunarak hareket etse de, zamanla altındaki karanlık bölgenin içlerine doğru kaymaktadır. Bu kaymanın, bağırsağın görüntülenememiş kısımlarından kaynaklandığı varsayılmıştır. Bu belirsizliğe rağmen, nokta, görüntü dizisi boyunca solunum hareketlerini takip etmektedir.

Nokta 5: Son derece belirgin bir şekilde görülebilen bir bağırsak çeperine iliştilmiş bu noktanın bulunduğu bölgede, peristaltik hareketler ve ani kasılıp gevşemeler gözlenmektedir.

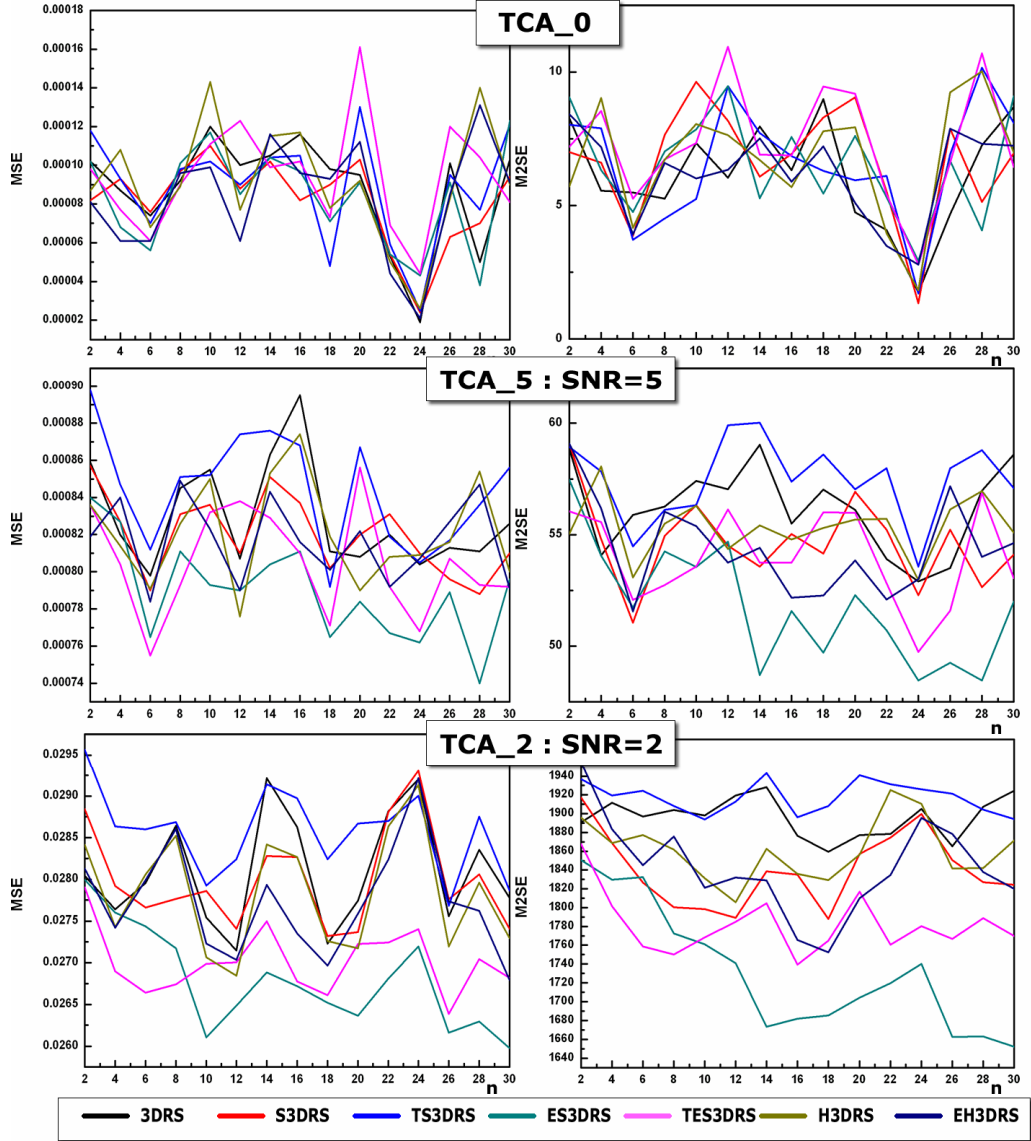
Hemen tüm noktalar, görüntü dizisi boyunca, anatomik görüntü ile küçük uyumsuzluklar sergileyecek şekilde konuşlandırılmıştır. Bunda ki amaç, *tCA* görüntülerinin elde edilmesi sırasında parlak noktaların farklı görüntüleme dilimleri arasında gelip gidebileceği olasılığının kestirimlere olan etkisini sınamaktır. Bununla birlikte, anatomik görüntüler ile *tCA* ölçümlerinin farklı MR teknikleri gerektirmesi, ve bu farklılığın elde edilecek görüntüler üzerindeki etkisi de böylelikle deney kapsamına alınmış olmaktadır.

6.1 3DRS Algoritmaları ile ME testi

tCA görüntüleri üzerinde ilk olarak tek rakamlı görüntü karelerinden çift rakamlı kareleri hesaplama deneyi yapılmıştır. Bu deneyde amaç, geliştirilen *3DRS* algoritmalarıyla elde edilen hareket vektörlerinin *tCA* görüntüleri üzerinde tutarlı sonuçlar sağlayıp sağlayamayacağını görmek ve ulaşılabilecek *MSE* ve *M2SE* değerleri hakkında kanı oluşturmaktır. *tCA* görüntülerinin yanısıra, anatomik görüntüler de aynı işleme tabi tutulmuş, *MSE* ve *M2SE* değerleri hesaplanmıştır. Şekil 6.4.'te *tCA* görüntüleri ile elde edilen sonuçlar özetlenirken, anatomik görüntülerle ulaşılan hata değerleri Şekil 6.5. gösterilmiştir.

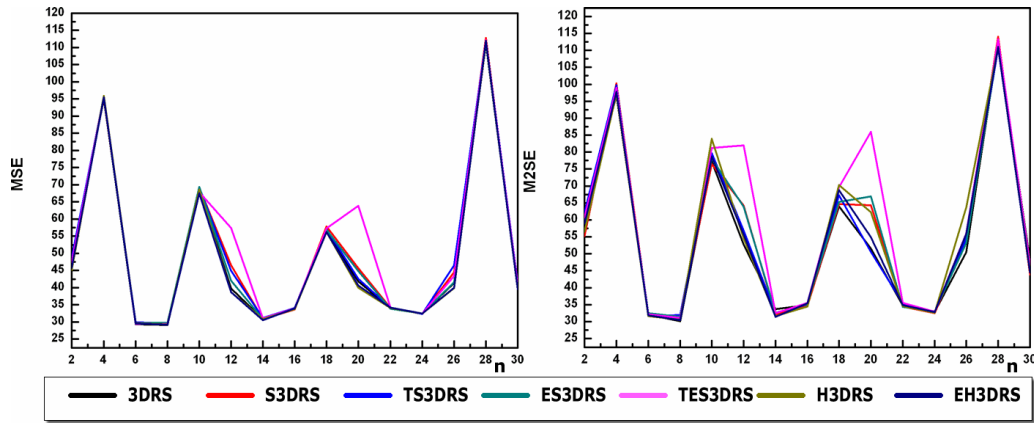
Sonuçlar incelendiğinde, algoritmaların *tCA*'lardaki *MSE* değerlerinin, anatomik görüntülere ait değerlere kıyasla son derece küçük olduğu görülmektedir. Algoritmaların anatomik görüntüler üzerinde yakaladıkları ME başarımları, 12. ve 20. karelerin haricinde, genel olarak aynı iken *tCA* görüntülerinde büyük farklılıklar görülmektedir.

Parlak nokta resimlerinin doğası gereği, tCA karelerinin çok büyük bir kısmını gürültü değerleri oluşturur. Bu nedenle, piksel yoğunlukları kareler arasında, fazla değişim göstermez. tCA görüntü setlerinden elde edilen MSE değerlerinin, gürültünün az ya da hiç olmadığı (TCA_5 ve TCA_0) durumlarda düşük çıktığı görülürken, gürültünün yüksek olduğu TCA_2 setinde, TCA_5 'e göre 40 kat, TCA_0 'a göre ise 400 kat artış olduğu gözlenmektedir.



Şekil 6.4., tCA deneylerinin MSE ve M2SE sonuçları

Anatomik görüntülerde SNR daha yüksek ve tahmin edilen hareket gürültüden çok içeriğe bağlı olduğu için elde edilen $M2SE$ değerleri MSE sonuçlarına yakındır. tCA görüntülerinde ise SNR çok düşük olduğu için anatomik görüntüler üzerinde hesaplanan hareket vektörleri, yalnızca parlak noktaların görüldüğü bölgeleri etkilemektedir. Görüntünün geriye kalan kısmının içeriği gürültüden oluştuğu ve herhangi bir anlamlı hareket bilgisi içermediğinden dolayı, bu tip görüntüler üzerinde elde edilen $M2SE$ değerleri, anatomik görüntülere göre oldukça büyüktür.



Şekil 6.5., Anatomik görüntülerin MSE ve M2SE değerleri

Parlak nokta setlerinin MSE ve $M2SE$ değerleri incelendiğinde gürültü miktarı arttıkça bu değerlerin de çok büyük oranlarda büyüdüğü görülmektedir. Gürültü içermeyen TCA_0 seti üzerinde en düşük ortalama MSE değerini $S3DRS$ ve $ES3DRS$ algoritmaları yakalarken, en düşük ortalama $M2SE$ değeri $3DRS$ ve $EH3DRS$ 'e aittir. Gürültü içeren TCA_2 ve TCA_5 setlerinde ise, $ES3DRS$ algoritması MSE ve $M2SE$ değerlendirmelerinin ikisinde de en düşük ortalamayı yakalamıştır.

$3DRS$ algoritmaları, TCA_0 setinde en yüksek MSE değerlerini 20. görüntü karesi üzerinde yakalamaktadırlar. Bu karede, $ES3DRS$ ve $H3DRS$ 'in en düşük, $TES3DRS$ algoritmasının ise en yüksek MSE değerini elde ettikleri görülmektedir.

Bu kareye ait hesaplanmış imgeler Şekil 6.6.'da gösterilmiştir. Bu imgelere bakarak orijinal görüntü karesine en yakın MC karesinin hangi algoritmayla elde edildiğinin belirlenebilmesi oldukça zordur. Neredeyse bütün algoritmalar 2., 3. ve 4. noktalarda bozulmalara ve nokta çevrelerinde gölgelerin oluşmasına yol

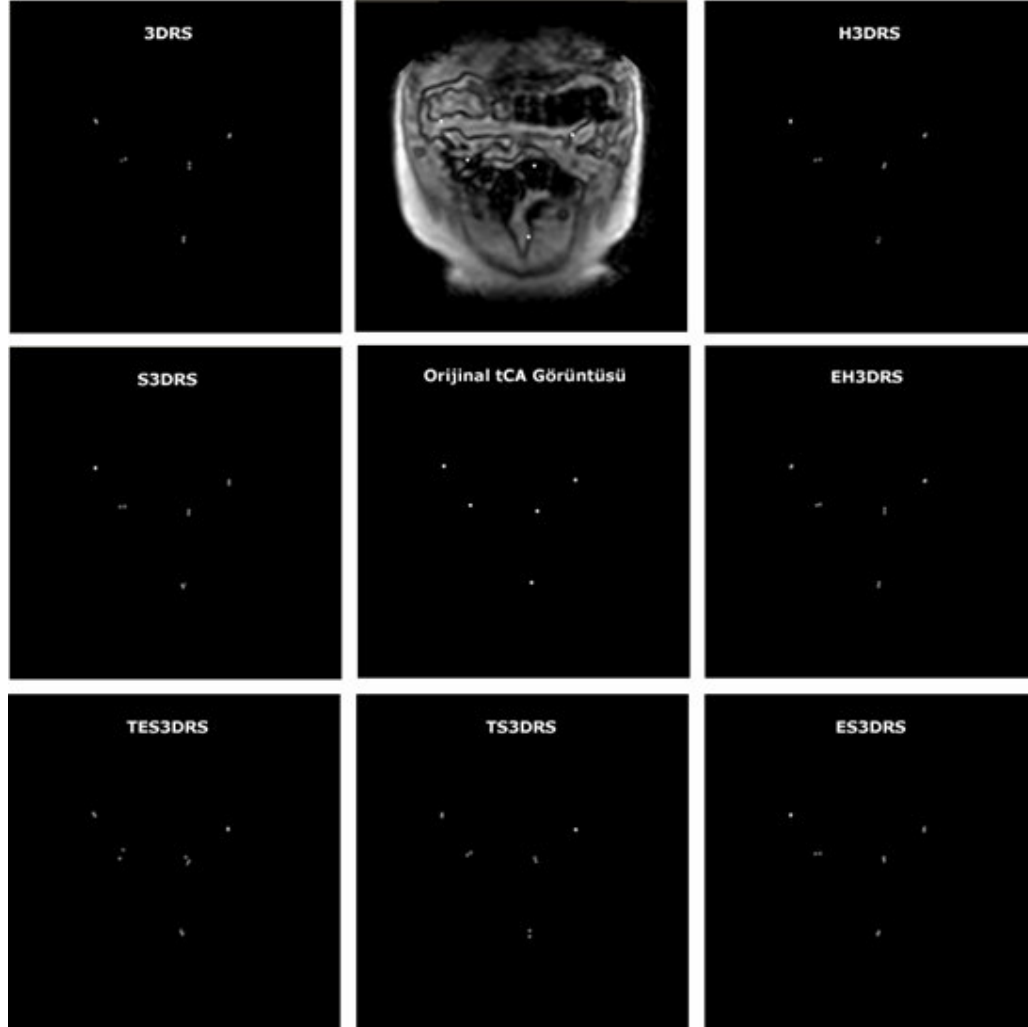
açmaktadır. İmgelerin bazılarında, orijinal *tCA* noktaları bölünerek fazladan noktaların oluştuğu görülmektedir. Orijinal yoğunluk değerlerinin noktalar arasında paylaşarak azalmasından dolayı belirginlik kaybolarak tespit edilebilirlik düzeyi düşmektedir. Bu durumun, ağırlıklı olarak uygulanan *MRG* tekniğinin ani ve hızlı hareketleri yakalayamaması ile, *3DRS* algoritmalarının duyarlılıklarının, kullanılan standart parametreler nedeniyle yeterli düzeyde olmamasından kaynaklandığı düşünülmektedir. Bunlara ek olarak, anatomik görüntüler ile parlak noktaların zaman zaman uyumsuz hareket etmelerinin de hata miktarını arttıracak bir gerçektir.

M2SE değerleri dikkate alındığında, *tCA* görüntülerinde elde edilen sonuçların anatomik görüntü sonuçlarıyla örtüştüğü gözlemlenmiştir. Her iki görüntü setinde de *TES3DRS* en başarısız algoritma olarak ön plana çıkmaktadır. Bu algoritma ile elde edilen 20 numaralı karenin çok büyük bozukluklar içermesi ve özellikle ikinci ve üçüncü noktalarda çok büyük saçılmaların görülmesi de bu sonucu görsel açıdan desteklemektedir.

Anatomik *MR* görüntülerinde hesaplanan vektörler bu görüntüler üzerinde düşük hata değerlerine sahip *MC* başarımlı gösteriyor olsalar da, *tCA* görüntülerinde aynı başarıyı yakalayamamaktadırlar. Yine de, iki görüntü türü üzerinde de en düşük *MSE* değerine sahip algoritmalar nispeten iyi görsel sonuçlar üretirken, başarısız olduğu sonucuna varılan algoritmalar kötü görsel sonuçlar vermekte, anatomik görüntüler ile *tCA* görüntüleri üzerinde elde edilen sonuçların büyük oranda örtüştüğünü göstermektedir.

Şekil 6.7.'de tüm testlerde elde edilen en düşük *MSE* değerlerinin yakalandığı 24 numaralı görüntü karesi ile yüksek *MSE* değerlerinin görüldüğü 20 numaralı görüntü karesi, farklı gürültü düzeylerinde elde edilen görsel sonuçlarla birlikte karşılaştırmalı olarak gösterilmektedir. Görüntüler en başarılı sonuçları verdiği belirlenen *ES3DRS* algoritması ile elde edilmiştir. Kullanılan algoritmanın aynı olması sayesinde tüm görüntü setlerinde aynı hareket vektörleri kullanılacak, böylece tek değişken olan *SNR*'nin sonuçlar üzerindeki etkisi değerlendirilebilecektir.

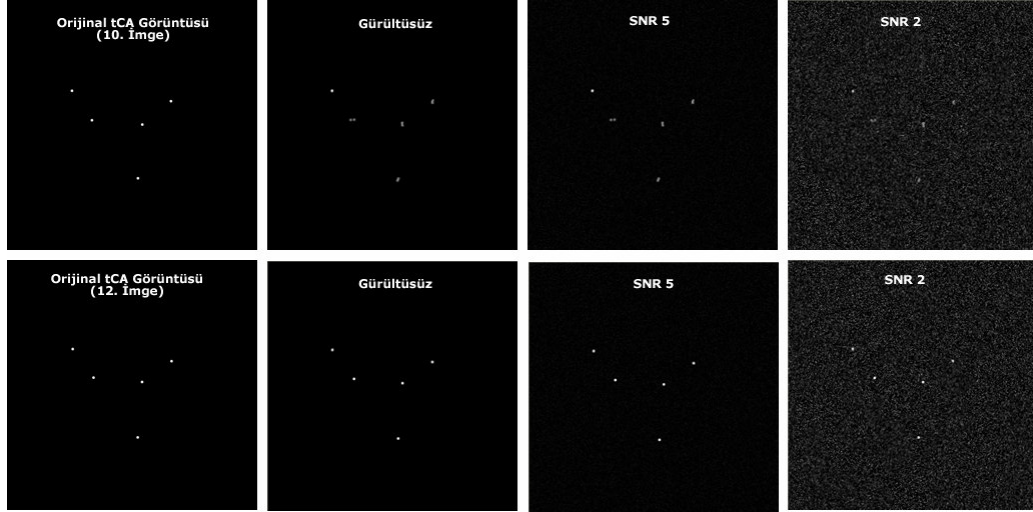
MSE değerlerinin gürültüyle birlikte katlanarak artıyor olmasına rağmen, görsel sonuçlar SNR 'si en düşük olan görüntü setinde bile oldukça başarılı bir kestirim gerçekleştirilebildiğini göstermektedir. Elde edilen görüntü kareleri üzerinde noktaların belirginliklerini kaybetmedikleri ve saçılmanın en az düzeyde gerçekleştiği görülmektedir. Bu durum MSE değerlerinde görülen büyük farkların görüntü sonuçlarını aynı oranda etkilemediğini göstermektedir.



Şekil 6.6., TCA_0 üzerinde elde edilen görsel sonuçlar

Gürültülü görüntülerde artan MSE 'ye rağmen ortalamada en başarısız algoritma olan $TES3DRS$ ile, SNR 'si en düşük görüntü setinde bile makul sonuçlar elde edilebilmektedir. Görüntülerde yer yer bulanıklaşma olmasında rağmen, noktalar gürültü içerisinde kaybolmayarak, tespit edilebilirliklerini korumaktadırlar.

Bu testte elde edilen sonuçlar, kullanılan algoritmaların anatomik görüntüler üzerinde hareket tespitinde ve hesaplanan hareket vektörlerinin *tCA* görüntülerine uygulanmasında çok da başarısız olmadıklarını, kabul edilebilir sonuçlar ürettiklerini göstermektedir.



Şekil 6.7., *tCA* sonuçlarının SNR'a göre karşılaştırılması

6.2 *tCA* Görüntülerinde Geriye Dönük ME

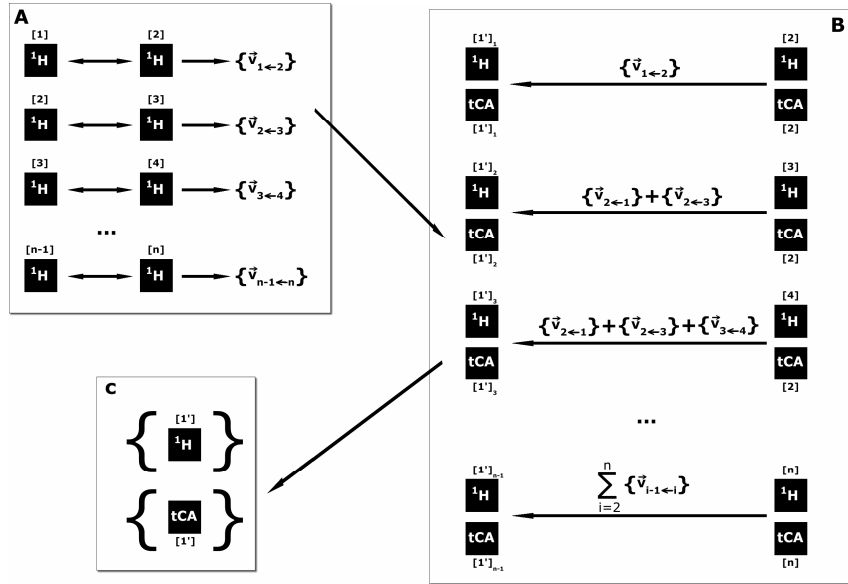
tCA uygulamalarında, ölçümlerin *SNR*'lerinin düşük olması beklenir. Normal *MR* uygulamalarında *SNR*, ölçümlerin tekrar edilmesi ve ortamlarının alınmasıyla yükseltilir. İstatiksel olarak bu yöntem ölçüm sayısının kare kökü ($\sqrt{N}$) kadar bir iyileştirme sağlar [Liang and Lauterbur, 1999].

Ancak, bağırsak kanseri gibi, yoğun hareket bölgelerinde yer alan hastalıklar için bu yöntem, elde edilecek her görüntünün farklı olmasından dolayı yarar sağlamaz.

Bir önceki bölümde, anatomik *MR* görüntüleri üzerinde ileriye dönük hareket kestirimi yapılarak ara görüntülerin başarıyla oluşturulduğu görülmüştür. Aynı

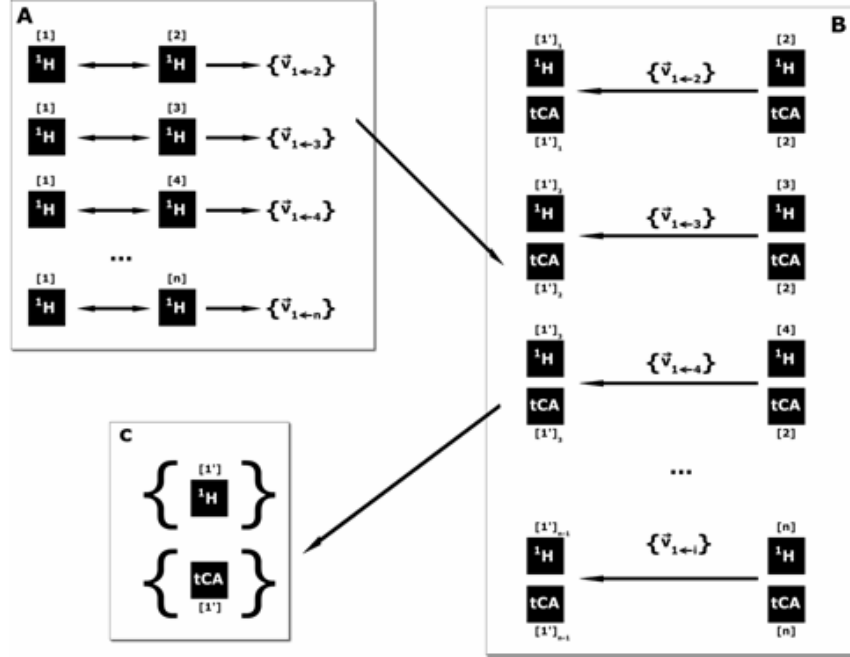
başarının *tCA* görüntülerinde de elde edilmesi, tespit edilen hareket vektörlerinin tersine çevirilerek geriye dönük hareket telafisi yapılabileceği fikrini vermektedir. Böylelikle bütün görüntü kareleri, örneğin, ilk kareye geri dönüştürülerek, statik bir görüntü seti elde edilmiş olacaktır. Hesaplanan görüntülerin doğruluk derecelerinin yeterli düzeyde olması halinde, *SNR* yükseltilerek, *tCA* noktalarının tespit edilebilirliği arttırılacaktır.

Bu amaca dönük iki ayrı yöntem geliştirilmiş ve uygulanmıştır. Birinci yöntem, aşamalı olup, geriye dönük hareket telafisi için ardışık kareler arasında elde edilen vektörlerin toplamını kullanır (Bkz. Şekil 6.8.). Örneğin, 4 numaralı kareden 1 numaralı kareye dönüş yapılırken, 4 ile 3, 3 ile 2 ve 2 ile 1 arasında elde edilen hareket vektörleri toplanıp, tersi alınarak 4 numaralı kareye uygulanır. Bu şekilde kareler arasındaki hareketlerin hesaba dahil edilmesi öngörülmüştür.



Şekil 6.8., Aşamalı geriye dönük hareket telafisi

İkinci yöntem ise doğrudan geriye dönük hesaplama yapmaktadır (Bkz. Şekil 6.9.). Burada, anatomik görüntülerde gözlemlenen hareketler baz alınmış ve, ardışık olmamalarına rağmen, iki görüntü karesi arasında çok büyük ve sıradışı yer değiştirmeler olmadığı varsayımı yapılmıştır. Böylelikle, iki kare arasında doğrudan vektörler oluşturularak, sonra gelen kareden, önce gelen kareye geri dönüşüm yapılabilmektedir.



Şekil 6.9., Doğrudan geriye dönük hareket telafisi

Bir önceki bölümde de olduğu gibi, her iki geri dönüşüm yönteminde kullanılan vektörler anatomik görüntüler (^1H) üzerinde hesaplanmıştır. Daha sonra bu vektörler hem anatomik görüntülere hem de tCA görüntülerine uygulanmıştır.

6.2.1 Aşamalı Geri Dönüşüm Deneyleri

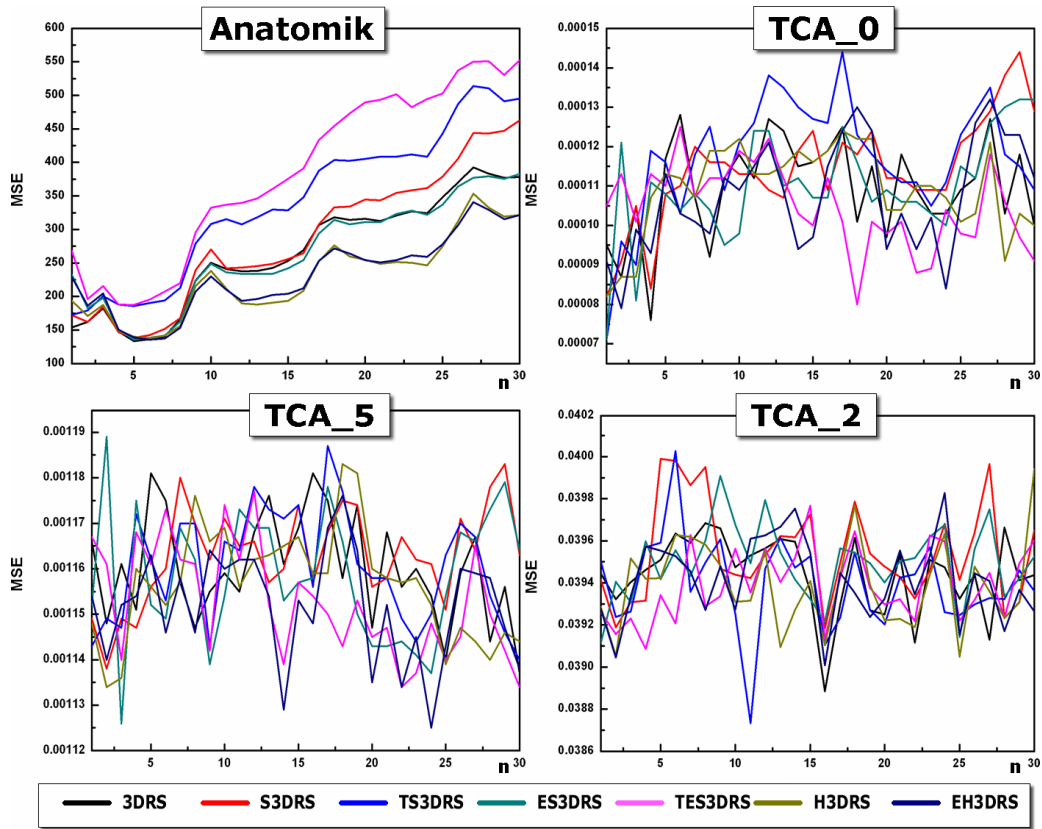
Deneylerde, $3DRS$ algoritmaları standart parametre değerleri kullanılarak uygulanmıştır. Elde edilen görüntülerin hata değerlerinin büyük olması beklendiğinden, sonuçlar, MSE ile birlikte, daha çok görsel olarak değerlendirilmiştir.

İlk olarak anatomik görüntüler üzerinde geriye dönük ME gerçekleştirilmiş, ve bu sayede elde edilen vektörlerin tutarlılığı sınanmıştır.

Şekil 6.10.'da, elde edilen MSE değerleri gösterilmiştir. Görüldüğü üzere, anatomik MR görüntülerinin MSE değerlerinde düzgün bir artış söz konusudur. Geri döndürülen görüntünün numarası arttıkça algoritmaların MSE hataları da artmaktadır. Algoritmaların başarımlarının karşılaştırılmasıyla, en iyi MSE değerlerinin HSF

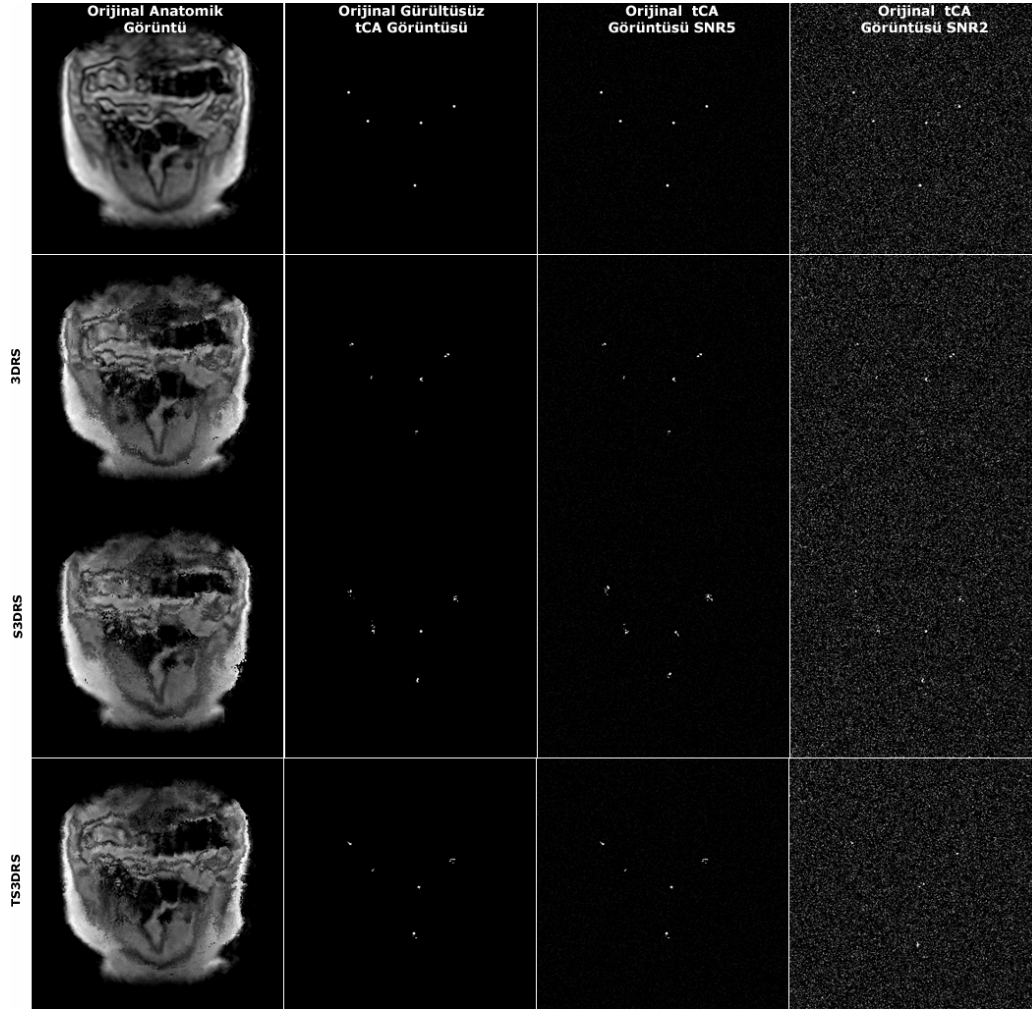
tabanlı *H3DRS* ve *EH3DRS*, en kötü değerlerin ise *TES3DRS* ile elde edildiği sonucuna varılmıştır.

tCA görüntülerinin *MSE* değerleri incelendiğinde, algoritmaların *TCA_0* seti üzerinde, farklılıklar arz etmelerine rağmen, hemen hemen aynı yarı periyodik eğriyi takip ettikleri görülmektedir. Ancak, gürültülü görüntü setlerinde bu düzen neredeyse kaybolmakta, gürültü baskın çıkmaktadır.



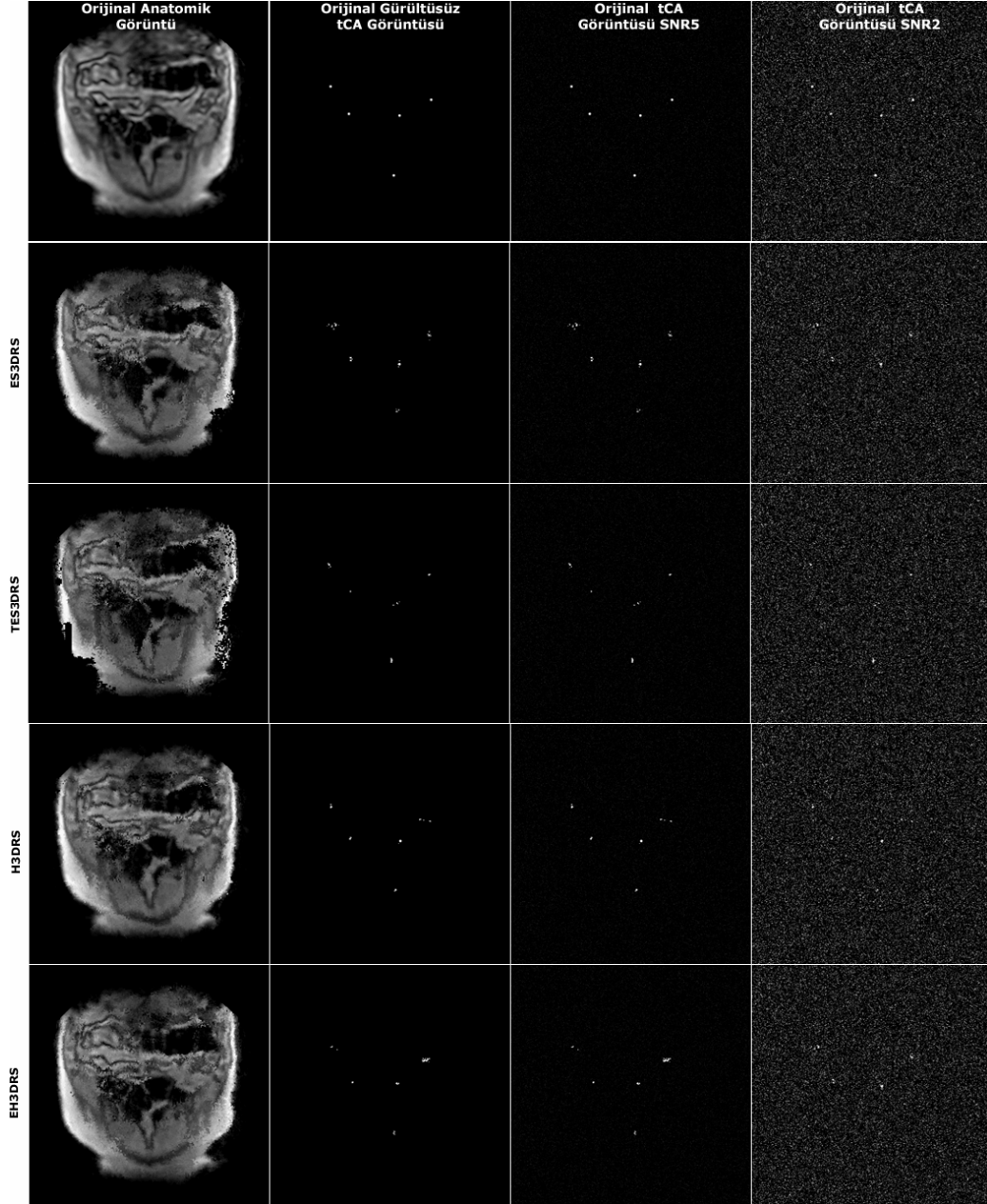
Şekil 6.10., Aşamalı geri dönüşüm MSE değerleri

Bu durum, *MSE* kriterinin algoritma performanslarının değerlendirilmesinde yetersiz kalabileceğinin bir göstergesidir. Bu nedenle algoritmaların performansları, anatomik görüntü ve *tCA* görüntülerinden en yüksek hata değerlerine ulaşacakları tahmin edilen 30. görüntü karesi alınarak görsel açıdan, *MSE* sonuçlarıyla da paralellik kurularak değerlendirilmiştir. Şekil 6.11. ve Şekil 6.12.'de, kullanılan algoritmaların 30. görüntü karesinden 1. kareye geri dönüşüm sonuçları görülmektedir.



Şekil 6.11., 30'dan 1'e aşamalı geri dönüşüm sonuçları - I

Anatomik görüntülerde MSE değerleri en yüksek olan *TES3DRS* algoritmasının, görsel olarak da başarısız olduğu dikkat çekmektedir. *TES3DRS* görüntülerindeki kayma ve bozulmalar diğer algoritmalarla elde edilen görüntülerden oldukça fazladır. En iyi MSE sonuçları veren *H3DRS* ve *EH3DRS* algoritmalarının görüntülerinde ise bağırsağın belirgin olarak görüldüğü sol üst kısmının başarıyla geri dönüştürülebildiği görülmektedir.



Şekil 6.12., 30'dan 1'e aşamalı geri dönüşüm sonuçları – II

Gürültünün düşük ya da hiç olmadığı *tCA* görüntülerinde parlak noktalar belirginliklerini koruyabilmektedirler. Ancak, aşamalı geri dönüşüm yönteminde, vektörlerle birlikte, her aşamada elde edilen hata değerleri de toplandığı için, noktaların pozisyonlarında kaymalar olduğu görülmektedir. Bu durum *3DRS* algoritmasının ayırık vektör değerleri kullanmasının bir sonucudur.

Ayrıca algoritmaların hemen hemen hepsinde noktaların saçıldığı görülmektedir. Bu saçılmalar, noktaların bulunduğu bölgelerdeki piksel yoğunluklarının azalmasına sebep olarak belirginliklerini azaltmakta, hatta *SNR* değeri daha düşük olan görüntülerde tamamen kaybolmalarına neden olmaktadır. Örneğin, *H3DRS* algoritması kullanılarak elde edilen geri dönüşüm karelerinde 5 numaralı nokta pozisyon kayması ve saçılmaya uğramasına rağmen, gürültüsüz ve nispeten az gürültülü görüntü setlerinde görülebilirken, gürültüsü yüksek olan görüntü setinde, gürültü içerisinde kaybolmaktadır.

6.2.2 Doğrudan Geri Dönüşüm Deneyleri

tCA görüntülerinin tespit edilebilirlik oranını arttırmak amacıyla gerçekleştirilen doğrudan geri dönüşüm testleri, abdominal MR görüntülerinde gözlemlenen bölgesel hareketlerin küçük ölçekli ve doğrusal olmayan yapıda olduğu varsayımına dayanmaktadır. Bu yöntemde, herhangi bir görüntü karesi ile ilk kare arasındaki vektör alanı hesaplanarak, ilk kareye geri dönüşüm yapılmaktadır. Elde edilen sonuçlar, aşamalı geri dönüşüm sonuçlarıyla da karşılaştırılarak değerlendirilmiştir.

Algoritmaların doğrudan karşılaştırma tekniğindeki başarımları, hem aşamalı testlerle uyumluluk sağlamak amacıyla hem de birinci kareye en uzak kare olmasından dolayı, 30. kare üzerinde ölçülmüştür.

Doğrudan karşılaştırma ile elde edilen görüntülerde noktaların oldukça belirgin olduğu görülmektedir. *ES3DRS* algoritması kullanılarak elde edilen ilk görüntü karesindeki noktalarda diğerlerine göre biraz daha fazla saçılma görülse de algoritmaların genel olarak performansları birbirine çok yakındır. Algoritmalar tarafından elde edilen vektörler sadece bir kez hesaplandığından ayırıklaştırma işleminin ve risk faktörlerinin etkileri küçük olmaktadır. Bu sayede noktalarda görülen saçılmalar büyük oranda azalmıştır.

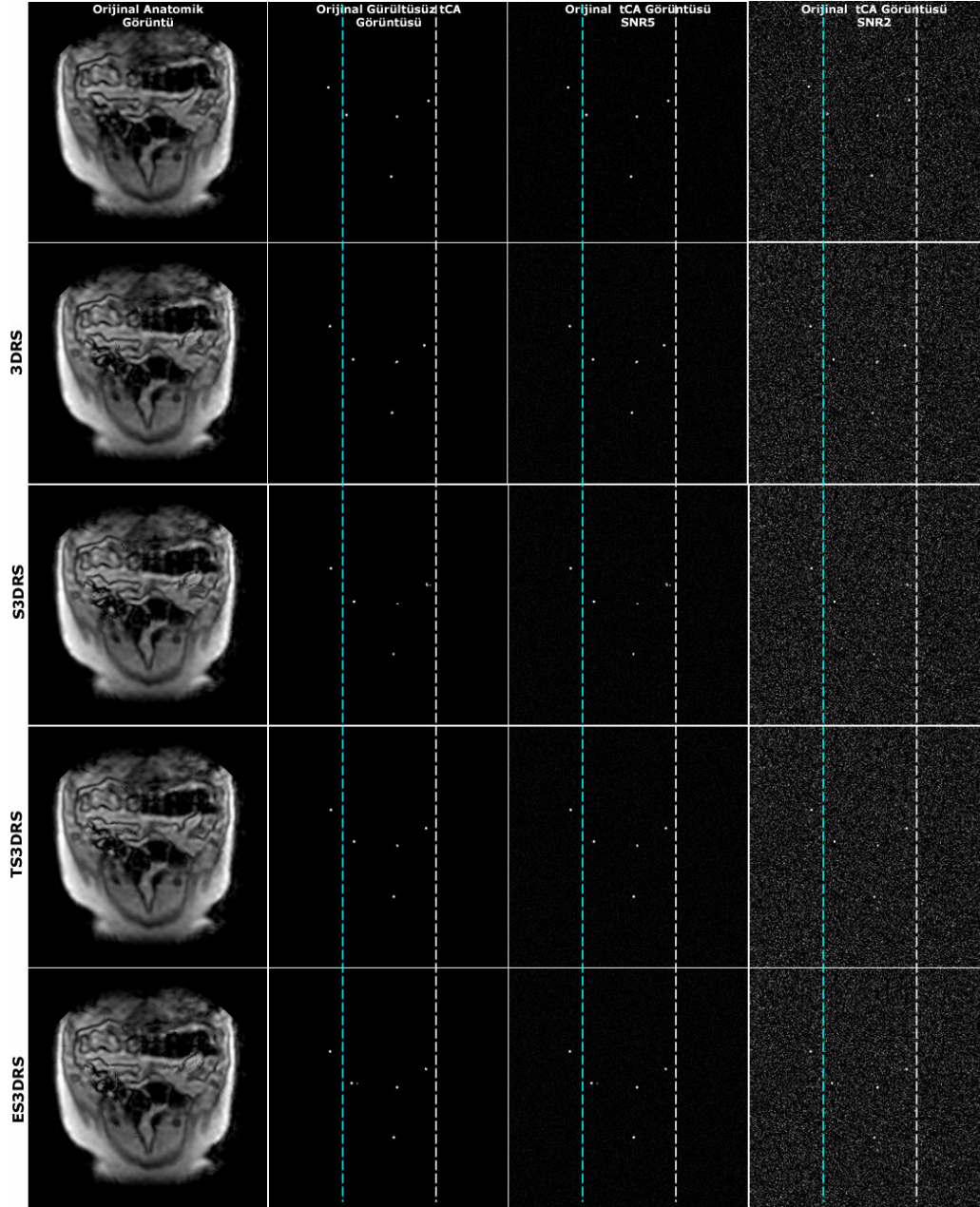
Ayrıca, SNR değeri küçük olan görüntü incelendiğinde noktaların gürültü içinde kaybolmadığı görülmektedir. Bu durum bu tekniğin aşamalı yonteme göre daha iyi sonuçlar üretebileceğinin bir göstergesidir.

Doğrudan karşılaştırma yöntemiyle elde edilen görüntülerde dikkat çeken en büyük sorun pozisyon kaymalardır. Bu konuda tüm algoritmalar benzer ölçülerde başarısız olmuşlardır. Şekil 6.13. ve Şekil 6.14.'teki bu kaymalar referans çizgiler yardımıyla belirginleştirilerek gösterilmiştir.

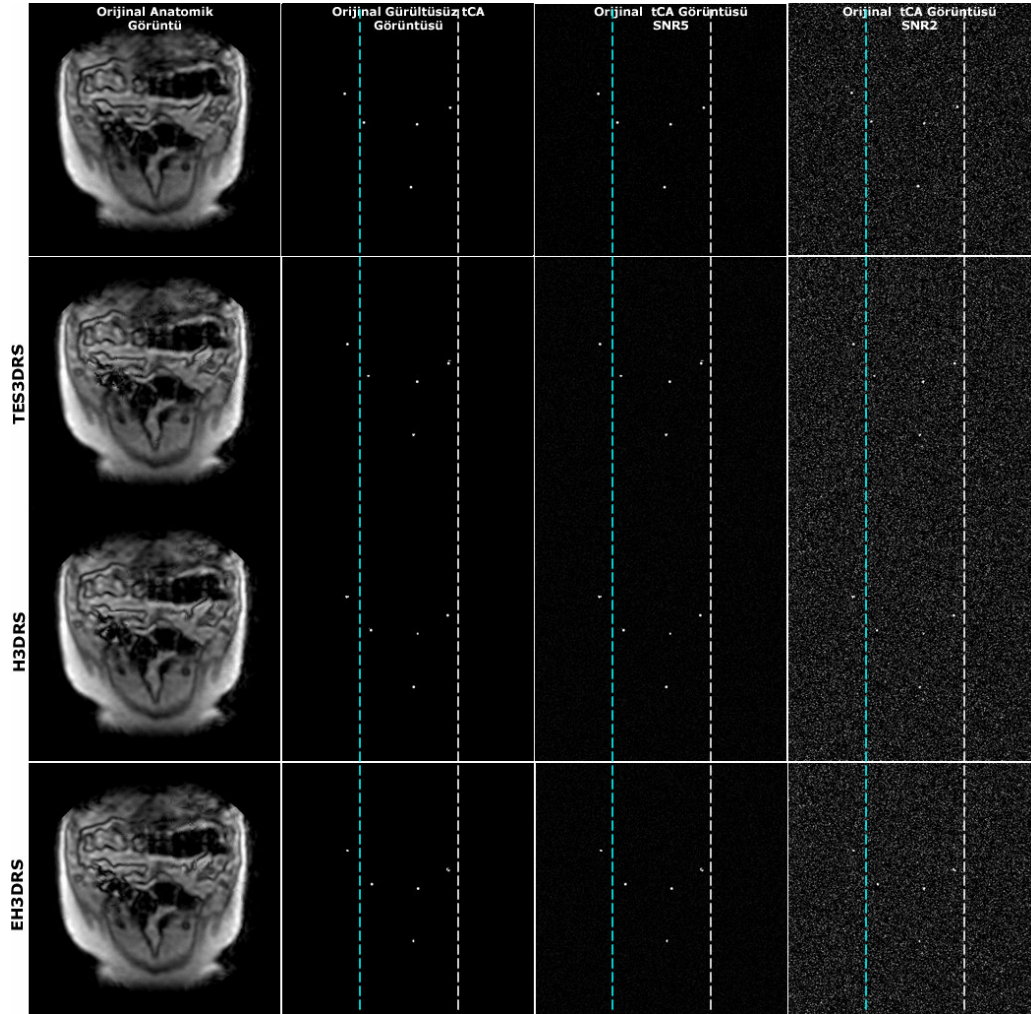
Aşamalı olarak geri dönüşüm yönteminin en önemli sorunlarından biri sürekli artan vektör hatasıdır. Bu durum özellikle pozisyonların tam olarak geri döndürülememesine ve SNR yükseltmek için yapılacak toplama işlemlerinde tCA noktalarının gürültü içerisinde kaybolmasına neden olmaktadır. Ayrıca, test amaçlı olarak üretilen görüntülerin gürültü yapıları ile gerçek dataların gürültü değerleri uyumsuzdur. Bu sebeple, dönüştürülmüş görüntülerin ortalamalarının, pozisyonların uygunluğu arttırılmaksızın ve gerçek gürültü değerleri içermeyen görüntü kareleri kullanarak hesaplanması doğru bir değerlendirme sağlamayacaktır. Bu çalışmada bu sebeplerden dolayı, sadece geri dönüşüm ile elde edilen görüntülerin başarıları değerlendirilmiştir.

Abdominal MR görüntülerinde bağırsak ve çevre hareketleri herhangi bir görüntü karesi ile farklı zaman dilimlerinde elde edilen kareler arasında çok büyük farklılıklar göstermemektedir. Görüntülerdeki bölgelerin hareketleri zamana bağlı olarak birbirini takip eder nitelikte olmadığı ve hareketler dar bir bölge içerisinde küçük küçük olduğu için her bir görüntü karesi ile dönüştürülmek istenen görüntü arasında hareket tahmini yapılarak, tekrarlı görüntüler elde edilirken eklenerek artan vektör hataları ortadan kaldırılmaktadır. Bu nedenle doğrudan karşılaştırmaya dayalı görüntü hesaplaması ile elde edilen sonuçlar ara vektör toplamaları kullanılarak elde edilen görüntülere göre çok daha düzgündür.

Pozisyon kaymaları her iki tekniğin de en büyük sorunu olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu durum ortalama değer filtresi ile SNR yükseltilmesini zorlaştırmaktadır.



Şekil 6.13., 30'dan 1'e doğrudan geri dönüşüm sonuçları – I



Şekil 6.14., 30'dan 1'e doğrudan geri dönüşüm sonuçları – II

7 SONUÇLAR

Kanser vakalarındaki artışlar, hastalıkların erken teşhis edilebilmesi için yeni teknikler geliştirme çalışmalarının önem kazanmasına yol açmıştır. Kanserli bölgenin vücutta tamiri zor hasarlara neden olacak safhaya gelmeden önce fark edilebilmesi ve konumunun belirlenmesi için kullanılan yöntemlerin başında moleküler görüntüleme gelmektedir. *MRG* ile moleküler görüntüleme hem zararsız olduğu hemde oldukça başarılı sonuçlar elde ettiği için tercih edilmektedir.

Kanser türleri arasında en yaygın olanı bağırsak kanseridir. Bu hastalığın teşhisi ve görüntülenebilmesi için karın bölgesi üzerinde MR ölçümlerinin yapılması gerekmektedir. Bu tip abdominal MR görüntülerinin karşı karşıya kaldıkları en büyük sorun karın boşluğunda gerçekleşen yoğun hareket ve sıvı akışıdır. Bu durum anatomik görüntü elde etmek için gerçekleştirilen ^1H ölçümlerinin kalitesini olumsuz yönde etkilemenin yanında, moleküler görüntülemeye kullanılan kontrast maddelerinden elde edilmesi beklenen sinyalin gürültü içerisinde kaybolmasına yol açmaktadır.

Bu tez çalışmasında, abdomen bölgesindeki hareketten kaynaklanan problemleri en aza indirebilmek için video görüntülerinde kullanılan ve başarısı kanıtlanmış hareket kestirim ve telafi algoritmalarından biri olan *3DRS* algoritması ve bu algoritmanın *MR* görüntüleri üzerindeki performansını arttırmak amacıyla araştırma alanında değişiklikler yapılarak elde edilen *3DRS* türevleri anatomik abdominal *MR* görüntüleri üzerinde kullanılarak hareketler kestirilmeye çalışılmıştır.

MRG tekniğinin görüntüleme hızı düşük olduğu için bazı ani hareketleri yakalayamamaktadır. Bu durum algoritmaların bu görüntü karelerinde başarısız olmasına neden olmaktadır. Aynı zamanda *3DRS* algoritması TV ve video uygulamalarında kullanılmak üzere ve görüntü güzelleştirme amacıyla optimize edildiği için [deHaan et al., 1993] *MR* görüntülerindeki hareketlerin tamamını yakalayamamaktadır. Bu olumsuzluklara rağmen bu çalışmada neredeyse tüm algoritmaların oldukça tatmin edici sonuçlar elde ettiği görülmüştür.

MRG görüntülerinin *SNR* değerlerini arttırmak amacıyla birden fazla ölçüm sonucunun ortalaması alınmaktadır [Haacke, 1999]. Ancak, hareket içeren görüntülerde her ölçümde farklı görüntü elde edileceği için bu teknik kullanılamamaktadır. Amaç, kontrast maddesi içeren abdomen görüntüsünde oluşan parlak noktaların tespit edilebilirliğini arttırmak olduğu için, zamanda geriye doğru hareket telafisi yaparak tekrarlı ölçüme eşdeğer durgun görüntüler elde edilmeye çalışılmıştır. Bu amaçla, anatomik abdomen görüntüsünden elde edilen hareket bilgisi iki farklı şekilde kullanılmıştır.

Tüm ardışık görüntü kareleri arasındaki hareket vektörleri tahmin edilerek, toplamalarının uygulanmasına dayanan teknikte geri döndürülen görüntü indisi, zamanı, arttıkça kalitenin azaldığı, moleküler görüntüleme ile elde edilen parlama noktalarında saçılmalar, kaymalar ve dolayısıyla piksel yoğunluklarında azalmalar olduğu görülmüştür. Bu durum özellikle gürültü miktarının fazla olduğu görüntülerde veri kayıplarına yol açmaktadır.

Her bir görüntü karesinin referans görüntü ile doğrudan karşılaştırılmasıyla durgun görüntü seti oluşturma tekniği ile elde edilen görüntülerin daha belirgin, saçılmaların da az olduğu görülmüştür. Ayrıca düşük *SNR* değerlerinde bile veri kaybının yaşanmadığı dikkat çekmiştir. Bu nedenle bu tekniğin ilk yöntemden çok daha başarılı olduğu söylenebilir. Her iki yönteminde ortak problemi pozisyonlarda meydana gelen kaymalardır. Bu kaymalar doğrudan karşılaştırmada biraz daha fazla olmaktadır.

Elde edilen sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde, algoritmaların hem anatomik *MR* görüntülerinde hemde test setinde umut vaadeden sonuçlar elde ettiği görülmüştür.

Bu tez çalışması, henüz çok yeni bir “alan” olan moleküler görüntüleme konusunda, eş zamanlı görüntüleme ile elde edilen *MR* verilerinde gerçekleştirilen ilk çalışmalardan olması özelliğiyle gelecekteki çalışmalar için fikir vererek yol gösterici olacaktır. Bu bağlamda ele alındığında, elde edilen sonuçların oldukça önemli ve değerli olduğu bir gerçektir.

8 ÖNERİLER

Bu tez çalışması esnasında karşılaşılan sorunların başında 3DRS tabanlı algoritmaların performansını değerlendirmek için kullanılan kriterlerin ve yöntemlerin *MRG* görüntüleriyle uyumlu olmaması gelmektedir. *3DRS* algoritmasının temel hedefi video görüntülerindeki hareketleri gözü yormayacak hale getirerek görüntüleri güzelleştirmektir. Kullanılan parametreler bu amaç doğrultusunda iyileştirilmiştir. Bununla birlikte, görüntülerin hareket kestirim işlemi esnasında bir takım filtrelerden geçirilmesi de bilgi kaybına neden olmaktadır [deHaan et al., 1993]. Algoritmanın MR görüntülerinde istenilen başarıyı yakalayabilmesi için öncelikle bu bilgi kayıplarının en aza indirilmesi ve standart parametrelerin uygulanan *MRG* tekniğini göz önüne alacak şekilde iyileştirilmesi gerekmektedir. Bu iyileştirmelere ek olarak kullanılan maliyet fonksiyonu ve ortalama karesel hata değerlendirmesi gibi kriterlerin de MR görüntülerinin içerikleri ve piksel yoğunluğu dağılımlarıyla daha uygun alternatiflerle değiştirilerek yöntemin pekiştirilmesi özellikle Abdominal MR görüntülerinde blok tabanlı hareket kestirimi uygulamaları için yararlı bir alt yapı sağlayacaktır.

Kontrast maddesi kullanılarak elde edilen hareketli görüntülerin durgun forma dönüştürülmesi sırasında karşılaşılan en önemli problem parlama pozisyonlarında meydana gelen kaymalardır. Kayma içeren hesaplanmış görüntülere *SNR* yükseltmesi amacıyla ortalama değer filtresi uygulandığında bu kaymaların yoğun görüldüğü bölgelerdeki kontrast maddesi sinyali gürültü içine gömülerek bilgi kaybının yaşanmasına yol açacaktır. Kaymalara neden olan en büyük etkenin, *3DRS*'te kullanılan maliyet fonksiyonunun uygun olmayışı olarak görülmektedir. Bu nedenle algoritmaların doğru pozisyon değişimlerini tanımlayan vektörleri hesaplamasını sağlayacak görüntü entropisi ya da bloklar arası korelasyon gibi alternatif maliyet fonksiyonlarının tercih edilerek genişletilmesinin daha güvenilir sonuçlar üreteceği düşünülmektedir. Böylelikle parlak noktaların yerlerinin tespitinin hem kolaylaşması ve daha yüksek kesinliklerin yakalanabilmesi söz konusu olabilecektir.

Bu çalışmada kullanılan test datalarında çeper bilgisi özel bir teknikle, görüntülenen yağ ve su işaretinin girişerek birbirlerini sönümlemeleri sonucu, elde edilmiştir. Bu görüntüler, herhangi bir kontrast maddesi kullanılmaksızın, her hasta için her MRG siteminde ve her radyoloğun elde edebileceği standart görüntülerden farklıdır. Ancak, çeşitli kontrast maddeleri kullanılarak organların işlevsel bilgilerin daha belirginleştirildiği, yada özel parametrelerle çeperlerin net olarak görüntülenebildiği özel abdominal MR görüntülerinde *Spline* eğrileriyle modelleme [F. Chen and D. Suter, 1997][Thevenaz et al., 1993] çalışmaları yapılabilir.

Eş zamanlı abdomen MR görüntüleri elde edilirken hastaya mutlak kontrast sağlayan kimyasallarla birlikte, tCA sinyallerini ekilemeden bağırsak çeperlerini belirginleştirecek farklı kontrast maddelerinin de enjekte edilmesi durumunda da *Spline* modelleme tekniklerinin kullanıldığı hareket kestirim algoritmalarının kullanımının araştırılması ilerki çalışmaların konusu olabilir.

Bu tez çalışmasında tüm hareketler tek bir algoritma ile modellenmeye çalışılmıştır. Bağırsak hareketi bozukluklarının tespiti için yapılan çalışmada [Glocker et al., 2007] olduğu gibi global ve lokal hareketlerin modellenmesi için farklı algoritmaların kullanılması da ilerki çalışmalar için ilgi çekici olabilir. Örneğin, *OF* algoritmalarıyla *3DRS*'in beraber kullanıldığı teknikler geliştirilmesi daha başarılı sonuçlar elde edilmesini sağlayabilir.

Zaman kısıtı ve çalışmanın odağının çok dağılmaması amacıyla yalnızca arama yönü ve vektör adayı sayısının incelenmesini içeren bu çalışmanın en önemli sonucu, *3DRS*'in sahip olduğu diğer parametreleri sistematik olarak inceleyecek çalışmaların gerekliliğidir. Uygun optimizasyonla oldukça başarılı sonuçlar elde edilebileceği tahmin edilmektedir.

9 KAYNAKLAR

- [1] R. Lamerichs, T. Schäffter, Y. Hämişch and J. Powers, “Molecular Imaging: the road to better healthcare”, *MEDICAMUNDI* 47/1, April 2003
- [2] J.W.M. Bulte, “Hot Spot MRI Emerges from the Background”, *Nat. Biotech.*, 23, 945-946, 2005
- [3] S. Flacke, S. Fischer, M. J. Scott, R. W. Fuhrhop, J. S. Allen, M. McLean, P. Winter, G. A. Sicard, P. J. Gaffney, S. A. Wickline, G. M. Lanza, “A novel MRI contrast agent for molecular imaging of fibrin: Implications for detecting vulnerable plaques”, *Circulation* 104, 1280 (2001)
- [4] J. Keupp, “Motion Correction for 19F Radial MRI Based on a Simultaneous Proton Signal”, *Proc. Intl. Soc. Mag. Reson. Med.* 15, p. 874, 2007
- [5] G. de Haan and H. Huijgen, “Motion Estimation for TV Picture Enhancement”, *Signal Processing of HDTV, III*, H. Yasuda and L. Chiariglione, eds. Elseviers Science Publishers B.V., 1992, pp. 241-248
- [6] Haacke, E. M., “Magnetic Resonance Imaging: Physical Principles and Sequence Design”, Wiley-Liss, 1999
- [7] Liang, Z.-P. and Lauterbur, P., “Principles of Magnetic Resonance Imaging: A Signal Processing Perspective”, Wiley-IEEE, 1999
- [8] Mansfield, P., “NMR Imaging in Biomedicine”, Academic Press, 1982
- [9] P. Börnert, D. G. Norris, H. Koch, W. Dreher, H. Reichelt, D. Leibfritz, “Fast perfluorocarbon imaging using 19F U-FLARE”, *Magn. Reson. Med.* 29, 226 (1993)

- [10] P. C. Mazurkewitz, C. Leussler, J. Keupp, T. Schaeffter, "A Double-Resonant 19F/1H Transmit/Receive Solenoid Coil for MRI", Proc. Intl. Soc. Mag. Reson. Med. 14, p. 2596, 2006
- [11] M. Yıldırım, J. Keupp, K. Nicolay and R. Lamerichs, "Chemical shift independent imaging of 19F contrast agents using ultrafast MRSI", Proc. Intl. Soc. Mag. Reson. Med. 15, p. 1147, 2007
- [12] L. G. Brown, "A survey of image registration techniques," ACM Comput. Surv., vol. 24, pp. 325–376, Dec. 1992
- [13] J. Maintz, M. Viergever, "A survey of medical image registration", Medical Image Analysis, vol. 2, no. 1, 1998, pp. 1–36
- [14] F. Chen and D. Suter, "Elastic spline models for human cardiac motion estimation," IEEE Nonrigid and Articulated Motion Workshop, Puerto Rico, 1997, pp. 120-127
- [15] P. Thevenaz , Urs E. Ruttimann, M. Unser, "A Pyramid Approach to Subpixel Registration Based on Intensity," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 7, no.1, January 1998, pp. 27-41
- [16] O. Saldoğan, B. Büyüksaraç, E. Yüksel, A. Tunacı, C. Öztürk, "MRG böbrek perfüzyon analizi," Biyomedikal Mühendisliği Ulusal Toplantısı, BİYOMUT 2004, İstanbul – TÜRKİYE
- [17] Horn, B.K.P. and Schunk, B.G., "Determining Optical Flow", Artificial Intelligence, Vol. 17, pp. 185-201, 1981
- [18] Barron, J.L., Fleet, D.J. and Beauchemin, S.S., "Performance of Optical Flow Techniques", Internation Journal of Computer Vision, 12:1, pp. 43-77, 1994

- [19] B. Glocker, S. Buhmann, C. Kirchhoff, T. Mussack, M. Reiser, N. Navab, "Towards a Computer Aided Diagnosis System for Colon Motility Dysfunctions," SPIE Medical Imaging, San Diego, California, USA, 17-22 February 2007
- [20] J.-Y. Bouguet, "Pyramidal Implementation of the Lucas-Kanade Feature Tracker," OpenCV Documentation, Microprocessor Research Labs, Intel Corporation, 1999
- [21] G. de Haan, P.W.A.C. Biezen, H. Huijgen, and O.A. Ojo, "True Motion Estimation with 3-D Recursive Search Block-Matching", IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 3, 1993, pp. 368-379
- [22] Nelson Max, "Visualizing Hilbert Curves", Proceedings of IEEE Visualization '98, 1998
- [23] G. de Haan and P. Biezen, "Sub-pixel motion estimation with 3-D recursive search block-matching", Signal Processing: Image Communications 6, 1994, pages 229-239

10 ÖZGEÇMİŞ

Münibe ŞİMŞEK YILDIRIM

1981 yılında Ankara'da doğdu. İlk öğrenimini Ankara Abdi İpekçi ilköğretim okulunda tamamladıktan sonra, orta ve lise eğitimine Bursa Anadolu İ.H.L' de devam etti. Lisans eğitiminin ilk senesini Bahçeşehir Üniversitesi'nde, geri kalanını ise yatay geçiş yoluyla başladığı Kayseri Erciyes Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği bölümünde geçirerek 2004 yılında mezun oldu. Halen Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Bölümünde yüksekisans öğrencisidir.