

Görüntü Birleştirme Yöntemleri ile Çok-modlu Medikal Görüntülerin Kaynaştırılması

Fatma Çakıroğlu¹, Rifat Kurban^{*2}, Ali Durmuş³, Ercan Karaköse⁴

¹ Kayseri Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Kayseri, Türkiye

² Abdullah Gül Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Kayseri, Türkiye

³ Kayseri Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Mimarlık ve Tasarım Fakültesi, Kayseri, Türkiye

⁴ Kayseri Üniversitesi, Mühendislik Temel Bilimleri Bölümü, Mühendislik Mimarlık ve Tasarım Fakültesi, Kayseri, Türkiye

*(rifat.kurban@agu.edu.tr)

Özet –Çok-modlu medikal görüntü birleştirme, görüntü kalitesini artırmak için iki ya da daha fazla medikal görüntünün birleştirilmesidir. Tıbbi görüntüleme sağlık alanında teşhis, araştırma ve tedavide önemli bir rolü üstlenmektedir. Tanı ve tedavide daha doğru klinik bilgiler için farklı modlarda görüntüler kullanılır. Tıbbi görüntüleme kullanılan Tek Foton Emisyonlu Bilgisayarlı Tomografi (SPECT), Pozitron Emisyon Tomografisi (PET), Bilgisayarlı Tomografi (CT), Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRI), gibi görüntüleme teknikleri hekimlere hastaların vücudundaki sert ve yumuşak dokular hakkında bilgi sağlarlar. Her bir görüntüleme tekniği farklı özellikleri korur ve buna bağlı olarak aynı parçanın farklı görüntüleme bilgisini elde ederler. Farklı modlardaki görüntülerin birleştirilmesindeki amaç klinik tanının doğruluğunu artırmak için daha iyi bir kontrast ve füzyon kalitesi sağlamaktır. Bu doğrultuda farklı modaliteler birleştirilir ve bu sayede lezyonların anlaşılabilirliği artırılır. İyi bir füzyon görüntüsü, kaynak görüntülerdeki yararlı bilgileri korumalı ve herhangi bir yapay olgu içermemelidir. Bu çalışma da sekiz farklı CT ve MRI görüntü çifti üzerinde literatürde iyi bilinen klasik birleştirme yöntemleri kıyaslanmıştır. Birleştirme performansları görsel ve sayısal sonuçlara göre değerlendirilmiştir. Ayrıca buna ek olarak yöntemlerin CPU zaman tüketimleri arasında da karşılaştırma yapılmıştır.

Anahtar Kelimeler – Çok modlu görüntü birleştirme, MRI, CT, medikal görüntü kaynaştırma

I. GİRİŞ

Çok modlu görüntü füzyonu, birden fazla farklı modalitelerdeki medikal görüntülerin birleştirilmesidir. Buradaki amaç hekimlerin lezyonları daha iyi anlayabilmesidir. Tanı, tedavi ve sağlık alanındaki araştırmaların kalitesini artırmak için bu yöneme başvurulur. Örneğin CT ile sert ve yumuşak dokularda üç boyutlu bilgi sağlanırken, kemik bilgisini desteklemeyen MRI görüntüsü yumuşak doku bilgisi sağlar. Tek bir görüntü klinisyenlerin istediği bilgiyi tam olarak sağlamayabilir. Bu durumda çok modlu görüntü birleştirmeye ihtiyaç duyulur [1].

Tıbbi görüntüleme kullanılan Tek Foton Emisyonlu Bilgisayarlı Tomografi (SPECT), Bilgisayarlı Tomografi (CT), Pozitron Emisyon Tomografisi (PET), Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRI) yöntemlerinin görüntü elde etme sınırları farklıdır. MRI yumuşak doku görüntüleme kullanılır. CT dokuların üç boyutlu bilgisini verir. PET doku ve organlarda meydana gelen fonksiyonel değişikliği gösteren bir görüntüleme tekniğidir. SPECT ise farklı açılarda alınan iki boyutlu görüntüleri iç boyutlu tomografik görüntüye dönüştüren bir sistemdir. Genel olarak bakıldığında her bir görüntüleme sistemi farklı işlev için kullanılmaktadır. Farklı modalitelerde çekilmiş tıbbi görüntüler herhangi bir yapay olgu eklenmeden ve kaynak görüntülerdeki yararlı bilgiler kullanılarak birleştirilir [2].

Çok modlu tıbbi görüntü birleştirme genel olarak MRI-CT, MRI-PET ve MRI-SPECT görüntüleri arasında yapılmaktadır [3].

Görüntü birleştirme yöntemleri uzamsal alan, dönüşüm alanı, hibrit ve derin öğrenmeye dayalı yöntemler olarak sınıflandırılır [4]. Uzamsal alan yöntemleri direkt kaynak görüntünün piksellerine uygulanır. Kendi içinde blok, bölge ve piksel tabanlı yöntemler olarak sınıflandırılır. Aslantaş ve arkadaşları çok odaklı görüntü birleştirme için bölge bazlı bulanık yöntem önermişlerdir [5]. Chen, beyin MRI ve PET görüntü füzyonu için log-Gabor yöntemine dayalı bir füzyon tekniği önermiştir [6]. Aslantaş ve arkadaşları çok odaklı ve çok sensörlü görüntü birleştirme için web tabanlı bir uygulama sunmuşlardır [7]. Dönüşüm alanı yöntemleri karşılık gelen dönüşüm katsayılarını birleştirir ve ters dönüşüm uygulayarak birleşik görüntüyü elde eder. Dönüşüm alanı tabanlı yöntemlerden ayrık dalgacık dönüşümü (DWT) [8], ayrık kosinüs dönüşümü (DCT) [9], alt örneklenmiş konturlet dönüşümü (NSCT) [10] yöntemleri çok modlu tıbbi görüntülerin birleştirilmesinde kullanılmaktadır. Ayrık dalgacık dönüşümü yöntemi genelde MRI - PET görüntü görüntüleri [11] ve CT - MRI görüntüleri için uygulanmıştır [12]. Cunha ve arkadaşları alt örneklenmiş konturlet yönteminden daha iyi performans gösteren çok ölçekli bir ayrıştırma yöntemi önermişlerdir [13]. Yin ve arkadaşları alt örneklenmemiş Shearlet Dönüşüm alanında parametre uyarlamalı darbe eşleşmiş sinir ağı ile tıbbi görüntü füzyonu önermiştir [14]. Derin öğrenmeye dayalı yöntemlerden evrişimli sinir ağı (CNN) yöntemi, çok modlu tıbbi görüntülerin birleştirilmesi için kullanılan derin öğrenme modelidir. Görüntü birleştirmede CNN modeli Liu ve arkadaşları tarafından uygulanmıştır [15]. Yu ve arkadaşları

CNN'e dayalı görüntü birleştirme yöntemi önermişlerdir [16]. Çok modlu görüntü füzyonu farklı modlarda çekilen tıbbi görüntülerin avantajlarını birleştirmeyi amaçlar. MRI vücutta yumuşak doku yapısı hakkında bilgi verir. Kemikte proton yoğunluğu az olduğu için MRI'da kemik görüntüsü net değildir. CT'de X-ışınları insan vücudunu taramak için kullanılır. X-ışınları yumuşak dokuda daha az geçirgenliğe sahiptir. Bu sebeple CT kemik doku hakkında daha fazla bilgi içermektedir. Na ve arkadaşları kılavuzlu filtrelemeye (GF) dayalı MRI ve CT görüntü füzyon yöntemi önermişlerdir [17].

II. MATERYAL VE METOD

A. Çalışmada Karşılaştırılan Görüntü Birleştirme Yöntemleri

DWT, düşük frekans ve yüksek frekans katsayılarını birleştirmek için farklı füzyon kuralları belirlenerek geliştirilmiştir [18]. Sabit dalgacık dönüşümü (SWT) yöntemi, DWT'ye benzer bir yöntemdir, tek alt örnekleme işlemi ile bastırılır [19]. Dönüşüm tabanlı yöntemlerden Ayrık kosinüs dönüşümü (DCT), görüntüler NxN boyutunda bloklara ayrılır ve her blok için ayrık kosinüs dönüşüm katsayıları hesaplanır. Füzyon kuralına uygun bloklar seçilir ve birleşik katsayı değerleri oluşturulur. Birleşik katsayı değerlerine ters ayrık kosinüs dönüşümü uygulanır [20]. Ayrık kosinüs harmonik dalgacık dönüşümü (DCHWT), azaltılmış hesaplamalarla birleştirilmiş görüntünün görsel kalitesini ve performansını korumak için geliştirilmiş bir yöntemdir [21]. CNN, eğitilebilir denetimli öğrenmeye sahip çok aşamalı ileri beslemeli bir yapay sinir ağıdır. Evrişim işlemi çok boyutludur. Evrişimli bir ağda, ilk parametreye genellikle giriş, ikinci parametreye çekirdek işlevi ve çıkışa da özellik haritası adı verilir [22].

B. Performans Analizi İçin Kullanılan Kalite Metrikleri

B.1. Kenar Tabanlı Kalite Metriği (Edge Based Quality Metric - $Q_p^{AB/F}$)

Kenar Tabanlı Kalite metriği, kaynak görüntülerden birleşik görüntüyü oluşturmak için taşınan kenar bilgilerini kullanarak görüntü kalitesini ölçer [23].

$$Q_p^{AB/F} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M Q^{AF}(n,m)w^A(n,m) + Q^{BF}(n,m)w^B(n,m)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (w^A(i,j) + w^B(i,j))} \quad (1)$$

B.2. Chen-Blum Kalite Metriği (Chen-Blum metric- Q_{cb})

İnsan algısından ilham alarak geliştirilen referanssız görüntü kalite metriğidir [24]. Chen-Blum Kalite metriği değeri global kalite haritasının ortalama değeri hesaplanarak elde edilir:

$$Q_{cb}(x,y) = \lambda_A(x,y) Q_{AF}(x,y) + \lambda_B(x,y) Q_{BF}(x,y) \quad (2)$$

B.3. Uzamsal Frekans (Spatial Frequency- Q_{sf})

RF ve CF, bitişik piksellerin birinci dereceden türevleriyle hesaplanan birleşik görüntünün satır ve sütun frekanslarıdır [25].

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (3)$$

$$RF = \left[\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i,j) - F(i,j-1))^2 \right]^{1/2} \quad (4)$$

$$CF = \left[\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i,j) - F(i-1,j))^2 \right]^{1/2} \quad (5)$$

B.4. Standart Sapma (Standard Deviation - Q_{std})

Birleştirilmiş görüntünün boyutu M ve N, burada \bar{F} birleştirilmiş görüntünün ortalaması ve F birleştirilmiş görüntü olmak üzere standart sapma hesaplanır [26].

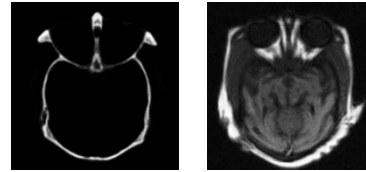
$$STD = \left[\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i,j) - \bar{F})^2 \right]^{1/2} \quad (6)$$

B.5. Uzamsal Alan Referanssız Görüntü Kalite Değerlendiricisi (Blind Referenceless Image Spatial Quality Evaluator, Q_{brq})

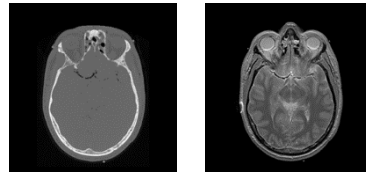
Uzamsal alan referanssız görüntü kalite değerlendiricisi (Blind Referenceless Image Spatial Quality Evaluator, BRISQUE), uzamsal alanda görüntü kalitesi değerlendirmek için kullanılan referanssız bir görüntü kalite metriğidir. Kıyaslamalarda sayısal değeri küçük olan birleşik görüntünün, birleştirme performansı daha iyi kabul edilir [27].

C. Deneylerde Kullanılan Çok Modlu Tıbbi Görüntü Çiftleri

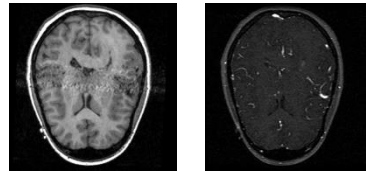
Deneylerde sekiz çift CT ve MRI görüntüsü kullanılmıştır [16]. Bu görüntüler www.med.harvard.edu/aanlib/home.html adresinden elde edilmiştir (erişim tarihi, Ekim 2023). Kullanılan görüntüler Şekil 1-8'de verilmiştir.



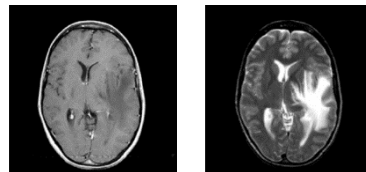
Şekil 1 Görüntü #1 CT ve MR görüntü çifti



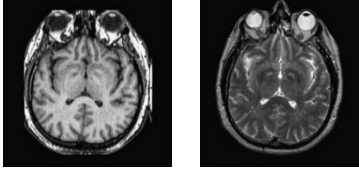
Şekil 2 Görüntü #2 CT ve MR görüntü çifti



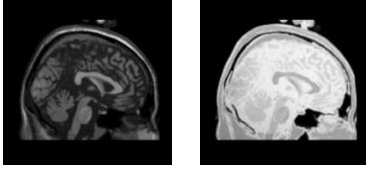
Şekil 3 Görüntü #3 CT ve MR görüntü çifti



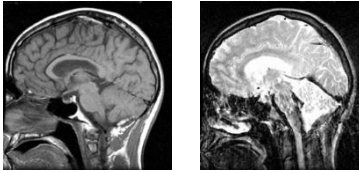
Şekil 4 Görüntü #4 CT ve MR görüntü çifti



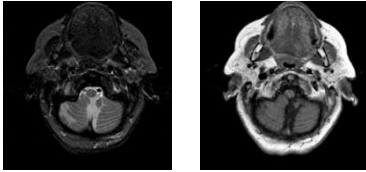
Şekil 5 Görüntü #5 CT ve MR görüntü çifti



Şekil 6 Görüntü #6 CT ve MR görüntü çifti



Şekil 7 Görüntü #7 CT ve MR görüntü çifti



Şekil 8 Görüntü #8 CT ve MR görüntü çifti

III. GÖRSEL VE SAYISAL SONUÇLAR

Sekiz farklı CT ve MRI görüntü çiftlerine ait sayısal sonuçlar Tablo 1-8 de verilmiştir. Tablolarda $Q_{P^{AB/F}}$, Q_{CB} , Q_{SF} ve Q_{STD} kalite metrikleri için büyük sayısal değere sahip olan yöntemler daha başarılı iken Q_{BRQ} kalite metriği için küçük sayısal değere sahip kalite metriğine sahip olan yöntem daha başarılıdır. Her bir metrik için en iyi yöntem koyu renk ile işaretlenmiştir.

Tablo 1. Görüntü #1'e ait sayısal sonuçlar

Görüntü #1	$Q_{P^{AB/F}}$	Q_{CB}	Q_{SF}	Q_{STD}	Q_{BRQ}	işlem süresi (sn)
DCHWT	0,0004	0,3862	13,3888	41,9861	42,5714	2,0788
DCT	0,0009	0,3575	13,5490	54,8413	42,2915	0,3258
DWT	0,0005	0,3550	19,1628	59,1874	39,6979	1,8532
SWT DCT	0,0005	0,3579	19,1268	59,0766	41,5344	5,0177
SWT	0,0005	0,3479	10,6821	34,0097	43,4581	0,3558
CNN	0,0005	0,3313	17,6211	60,0385	35,9498	32,4145

Tablo 1.'de DWT yöntemi Q_{SF} ve Q_{STD} kalite metrikleri için başarılı, DCT yöntemi ise $Q_{P^{AB/F}}$ kalite metriği için başarılı sonuç elde etmiştir. İşlem süresi açısından en hızlı DCT yöntemi olmuştur.

Tablo 2. incelendiğinde DWT ve DCT iki farklı kalite metriği için başarılı olurken işlem süresi açısından en hızlı yöntem SWT olmuştur.

Tablo 2. Görüntü #2' e ait sayısal sonuçlar

Görüntü #2	$Q_{P^{AB/F}}$	Q_{CB}	Q_{SF}	Q_{STD}	Q_{BRQ}	işlem süresi (sn)
DCHWT	0,0004	0,4866	16,4155	52,6410	22,9268	1,9428
DCT	0,0011	0,6401	19,8180	52,9173	29,7024	0,3012
DWT	0,0004	0,5024	23,6053	61,8818	23,7671	0,2786
SWT DCT	0,0004	0,4631	22,8848	61,3819	29,5032	4,0370
SWT	0,0004	0,3924	17,6492	52,1324	43,0848	0,1264
CNN	0,0005	0,3313	17,6211	60,0385	35,9498	32,4145

Tablo 3.'e göre DCT yöntemi, $Q_{P^{AB/F}}$ ve Q_{CB} kalite metrikleri için başarılı sonuç vermiştir. DWT yöntemi, Q_{SF} ve Q_{STD} kalite metrikleri için başarılı olmuştur. En hızlı işlem süresine sahip yöntem SWT olmuştur.

Tablo 3. Görüntü #3' e ait sayısal sonuçlar

Görüntü #3	$Q_{P^{AB/F}}$	Q_{CB}	Q_{SF}	Q_{STD}	Q_{BRQ}	işlem süresi (sn)
DCHWT	0,0004	0,5755	22,4970	52,9506	39,4254	2,2161
DCT	0,0005	0,7052	25,6398	69,0078	34,6733	0,2755
DWT	0,0004	0,6188	27,7428	69,2749	37,5969	0,2997
SWT DCT	0,0004	0,6418	27,5243	69,1737	31,7574	4,0414
SWT	0,0004	0,5796	21,0058	46,2265	42,5719	0,1124
CNN	0,0004	0,5464	26,7860	63,8331	12,4350	31,8322

Tablo 4. 'te DCT yöntemi, $Q_{P^{AB/F}}$ ve Q_{CB} kalite metrikleri için en başarılı sonuç vermiştir. En hızlı işlem süresine sahip yöntem SWT olmuştur.

Tablo 4. Görüntü #4' e ait sayısal sonuçlar

Görüntü #4	$Q_{P^{AB/F}}$	Q_{CB}	Q_{SF}	Q_{STD}	Q_{BRQ}	işlem süresi (sn)
DCHWT	0,0004	0,4916	19,8221	62,8558	24,2284	1,9874
DCT	0,0028	0,8456	17,9592	66,2654	40,0569	0,3142
DWT	0,0005	0,6647	26,4666	78,7427	34,2581	0,2045
SWT DCT	0,0004	0,6997	25,8905	79,4042	39,3654	4,2407
SWT	0,0004	0,6493	18,6744	61,2511	35,6527	0,0906
CNN	0,0004	0,6102	24,9930	74,1028	35,1284	30,6786

Tablo 5. Görüntü #5' e ait sayısal sonuçlar

Görüntü #5	$Q_{P^{AB/F}}$	Q_{CB}	Q_{SF}	Q_{STD}	Q_{BRQ}	işlem süresi (sn)
DCHWT	0,0003	0,4458	20,3290	57,5140	25,8195	1,9753
DCT	0,0005	0,7302	24,1391	72,3602	42,2672	0,2930
DWT	0,0003	0,5477	28,0096	75,5129	34,9107	0,2362
SWT DCT	0,0004	0,6076	27,8448	75,3431	33,9876	4,0332
SWT	0,0003	0,5247	19,5655	54,4592	25,1008	0,0965
CNN	0,0004	0,5415	25,8329	72,4638	27,9231	30,9938

Tablo 5.'te DWT ve DCT iki farklı kalite metriği için en başarılı sonucu verirken SWT en hızlı işlem süresine sahiptir.

Tablo 6.'da DCT yöntemi $Q_{P^{AB/F}}$, Q_{CB} ve Q_{SF} kalite metrikleri için en iyi birleştirme başarımına sahip yöntemdir. İşlem süresi en hızlı olan ise SWT yöntemidir.

Tablo 6. Görüntü #6' ya ait sayısal sonuçlar

Görüntü #6	$Q_{P^{AB/F}}$	Q_{CB}	Q_{SF}	Q_{STD}	Q_{BRQ}	işlem süresi (sn)
DCHWT	0,0004	0,4409	16,1007	68,4648	43,0123	1,9521
DCT	0,0006	0,7546	23,7577	70,6008	36,9336	0,2923
DWT	0,0004	0,5538	20,5701	101,1589	34,3804	0,2000
SWT DCT	0,0004	0,6083	19,9187	100,8640	40,8541	4,0733
SWT	0,0004	0,5686	14,3743	65,6337	34,6288	0,0879
CNN	0,0005	0,4074	19,4666	101,1240	33,9150	30,7666

Tablo 7. Ve Tablo 8. 'de DCT ve DWT en başarılı olurken SWT en hızlı işlem süresine sahiptir.

Tablo 7. Görüntü #7' ye ait sayısal sonuçlar

Görüntü #7	$Q_{P^{AB/F}}$	Q_{CB}	Q_{SF}	Q_{STD}	Q_{BRQ}	işlem süresi (sn)
DCHWT	0,0004	0,5241	27,5323	70,9792	28,2884	1,9463
DCT	0,0005	0,6816	31,8021	80,2959	33,8509	0,2773
DWT	0,0004	0,5495	37,0844	87,6538	43,4484	0,1955
SWT DCT	0,0003	0,5438	36,0506	85,7006	23,0151	3,9645
SWT	0,0004	0,5015	28,0768	68,3895	33,9516	0,1015
CNN	0,0004	0,5778	34,5152	85,6531	43,4460	33,3111

Tablo 8. Görüntü #8' e ait sayısal sonuçlar

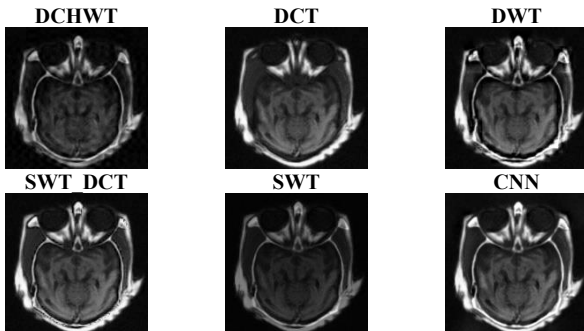
Görüntü #8	$Q_{P^{AB/F}}$	Q_{CB}	Q_{SF}	Q_{STD}	Q_{BRQ}	işlem süresi (sn)
DCHWT	0,0003	0,4842	17,0117	52,9441	28,7967	1,9455
DCT	0,0005	0,6407	21,5286	73,5822	33,3386	0,2838
DWT	0,0004	0,5917	24,0640	74,0694	37,4125	0,1972
SWT DCT	0,0004	0,6314	23,2530	73,8481	35,3368	4,0427
SWT	0,0004	0,5687	16,8453	47,7518	32,0470	0,0851
CNN	0,0004	0,5236	22,3081	69,5713	33,9963	31,6908

Şekil 9-16 arasında çalışmada kullanılan yöntemlere ait görsel birleştirme sonuçları verilmiştir.

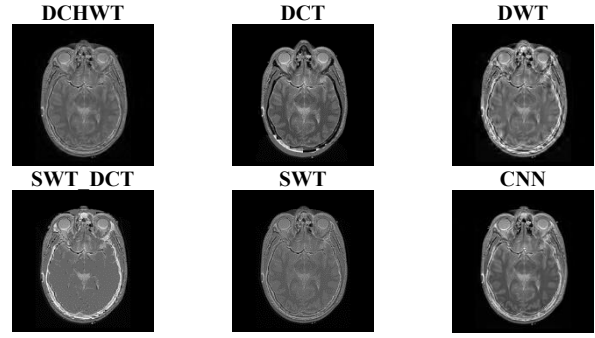
Birleştirme başarısını değerlendirmek için sayısal sonuçlara ek olarak görsel sonuçlar da değerlendirilmiştir. Görsel sonuçlar Şekil 9-16 arasında gösterilmektedir.

DWT ve DCT yöntemlerinin görsel sonuçlarında kaynak görüntülerden birleşik görüntüye daha fazla bilgi aktarıldığı görülmektedir.

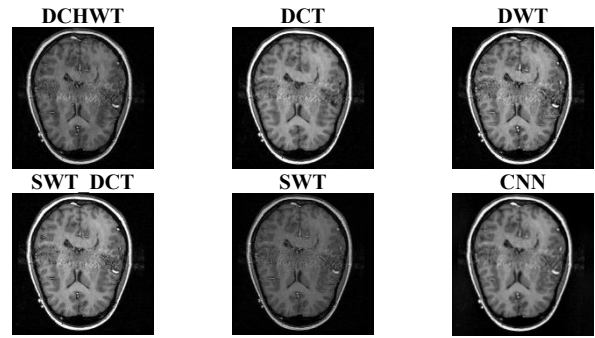
Şekil 9. Görüntü #1' e ait görsel sonuçlar



Şekil 10. Görüntü #2' e ait görsel sonuçlar

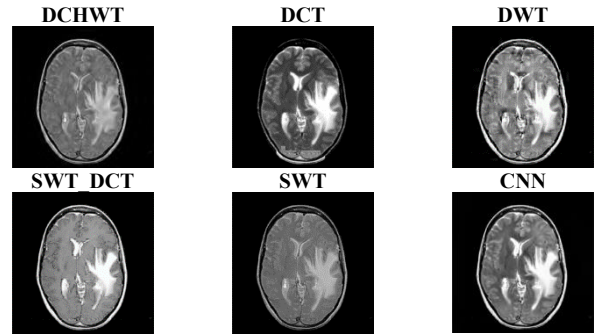


Şekil 11. Görüntü #3' e ait görsel sonuçlar



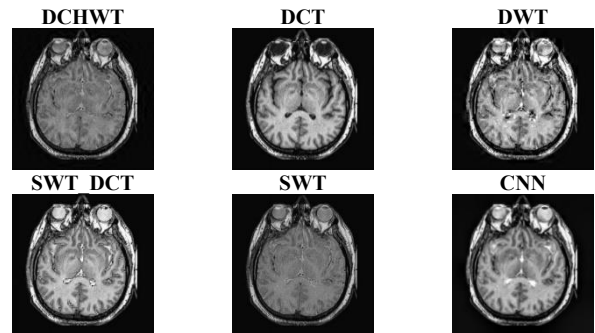
Şekil 10-11 de DWT yöntemi görsel olarak daha net ve anlaşılır sonuç elde etmiştir.

Şekil 12. Görüntü #4' e ait görsel sonuçlar



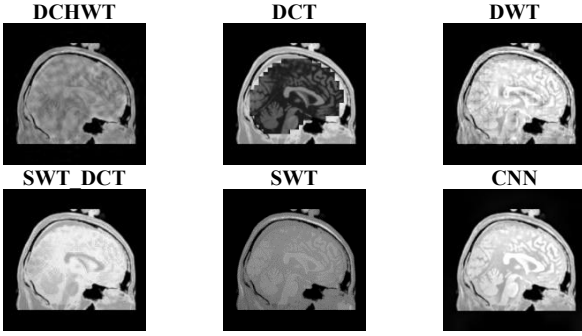
Şekil 12'de DCT yönteminin elde ettiği görsel sonuç daha anlaşılır görüntüye sahiptir.

Şekil 13. Görüntü #5' e ait görsel sonuçlar

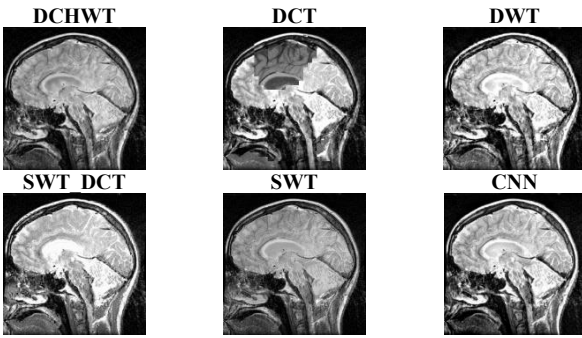


Şekil 13,14 ve 15 de DCT yönteminin görsel sonuçları daha başarılıdır.

Şekil 14. Görüntü #6' ya ait görsel sonuçlar

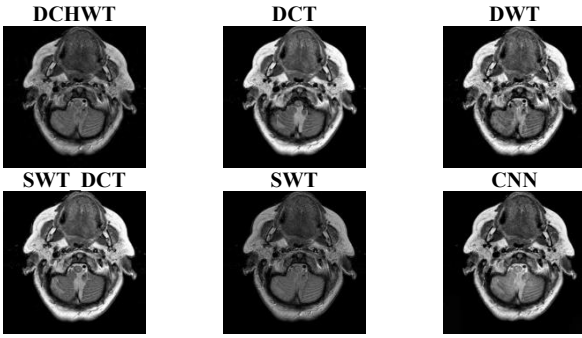


Şekil 15. Görüntü #7' e ait görsel sonuçlar



Şekil 16.'da DCT, DWT ve SWT_DCT yöntemlerinden elde edilen görsel sonuçlar daha başarılıdır.

Şekil 16. Görüntü #8' e ait görsel sonuçlar



IV. SONUÇ

Çok modlu tıbbi görüntü birleştirme uzamsal alan yöntemlerinden dönüşüm alanı yöntemlerine ve derin öğrenmeye kadar dayanır. Bilgisayar destekli klinik tanıya olan ihtiyacın fazla olmasından dolayı, çok modlu görüntü birleştirme çalışmaları da artmaktadır. Farklı araştırmacılar, farklı yöntemlerin avantajlarını ön plana çıkaran çalışmalar yapmaya devam etmektedir. Bu çalışmada DCHWT, DCT, DWT, SWT_DCT, SWT ve CNN yöntemlerinin birleştirme performansları arasında sayısal ve görsel sonuçlara dayanarak karşılaştırma yapılmıştır. Birleşik görüntülerin performans analizi $Q_P^{AB/F}$, Q_{CB} , Q_{SF} , Q_{STD} ve Q_{BRQ} kalite metrikleri ile yapılmıştır. Q_{BRQ} kalite metriği için sayısal olarak düşük değer daha başarılı olduğunu ifade etmektedir. Diğer dört kalite metriği için yüksek değer daha başarılıdır. Elde edilen sayısal ve görsel sonuçlar doğrultusunda en başarılı iki birleştirme

yöntemi DCT ve DWT yöntemleri olmuştur. İşlem süresi açısından en hızlı SWT yöntemidir.

KAYNAKLAR

- [1] A. P. James and B. V. Dasarathy, "Medical image fusion: A survey of the state of the art," *Information fusion* vol. 19, pp. 4-19, 2014.
- [2] B. Meher, S. Agrawal, R. Panda, and A. Abraham, "A survey on region based image fusion methods," *Information Fusion* vol. 48, pp. 119-132, 2019.
- [3] J. Du, W. Li, K. Lu, and B. Xiao, "An overview of multi-modal medical image fusion," *Neurocomputing* vol. 215, pp. 3-20, 2016.
- [4] S. Bhat and D. Koundal, "Multi-focus image fusion techniques: a survey," *Artificial Intelligence Review* vol. 54, pp. 5735-5787, 2021.
- [5] V. Aslantaş, A. Bulatov, and R. Kurban, "Multi-focus image fusion using a fuzzy criterion function." 6th International Symposium on Intelligent And Manufacturing Systems, IMS 2008, Sakarya, Turkey, 2008, ss.1-5
- [6] C.-I. Chen, "Fusion of PET and MR brain images based on IHS and log-Gabor transforms," *IEEE Sensors Journal* vol. 17, no. 21, pp. 6995-7010, 2017.
- [7] V. Aslantas, R. Kurban, A.N. Toprak, E. Bendes, "A Novel Web Application for Image Fusion." ICIT 2015 The 7th International Conference on Information Technology , Amman, Jordan, 15 May 2015, ss.397-401s
- [8] S. Madanala and K. J. Rani, "PCA-DWT based medical image fusion using non sub-sampled contourlet transform," in *2016 International Conference on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System (SCOPEs)*, 2016, pp. 1089-1094: IEEE.
- [9] M. Amin-Naji and A. Aghagolzadeh, "Multi-focus image fusion in DCT domain using variance and energy of Laplacian and correlation coefficient for visual sensor networks," *Journal of AI Data Mining* vol. 6, no. 2, pp. 233-250, 2018.
- [10] M. N. Do and M. Vetterli, "The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation," *IEEE Transactions on image processing* vol. 14, no. 12, pp. 2091-2106, 2005.
- [11] M. Haribabu, C. H. Bindu, and K. S. Prasad, "Multimodal medical image fusion of MRI-PET using wavelet transform," in *2012 International Conference on Advances in Mobile Network, Communication and Its Applications*, 2012, pp. 127-130: IEEE.
- [12] A. Wang, H. Sun, and Y. Guan, "The application of wavelet transform to multi-modality medical image fusion," in *2006 IEEE International Conference on*

- networking, sensing and control*, 2006, pp. 270-274: IEEE.
- [13] A. L. Da Cunha, J. Zhou, and M. N. Do, "The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications," *IEEE transactions on image processing* vol. 15, no. 10, pp. 3089-3101, 2006.
- [14] M. Yin, X. Liu, Y. Liu, and X. Chen, "Medical image fusion with parameter-adaptive pulse coupled neural network in nonsubsampling shearlet transform domain," *IEEE Transactions on Instrumentation Measurement* vol. 68, no. 1, pp. 49-64, 2018.
- [15] Y. Liu, X. Chen, H. Peng, and Z. Wang, "Multi-focus image fusion with a deep convolutional neural network," *Information Fusion* vol. 36, pp. 191-207, 2017.
- [16] Y. Liu, X. Chen, J. Cheng, and H. Peng, "A medical image fusion method based on convolutional neural networks," in *2017 20th international conference on information fusion (Fusion)*, 2017, pp. 1-7: IEEE.
- [17] Y. Na, L. Zhao, Y. Yang, and M. Ren, "Guided filter-based images fusion algorithm for CT and MRI medical images," *IET Image Processing* vol. 12, no. 1, pp. 138-148, 2018.
- [18] Y. Yang, "A novel DWT based multi-focus image fusion method," *Procedia engineering* vol. 24, pp. 177-181, 2011.
- [19] K. Kannan, S. A. Perumal, and K. Arulmozhi, "Area level fusion of multi-focused images using multi-stationary wavelet packet transform," *International Journal of Computer Applications* vol. 2, no. 1, pp. 88-95, 2010.
- [20] R. P. Desale and S. V. Verma, "Study and analysis of PCA, DCT & DWT based image fusion techniques," in *2013 international conference on signal processing, image processing & pattern recognition*, 2013, pp. 66-69: IEEE.
- [21] B. Shreyamsha Kumar, "Multifocus and multispectral image fusion based on pixel significance using discrete cosine harmonic wavelet transform," *Signal, Image Video Processing* vol. 7, pp. 1125-1143, 2013.
- [22] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," *Advances in neural information processing systems*, vol. 25, 2012.
- [23] C. S. Xydeas and V. Petrovic, "Objective image fusion performance measure," *Electronics letters* vol. 36, no. 4, pp. 308-309, 2000.
- [24] Y. Chen and R. S. Blum, "A new automated quality assessment algorithm for image fusion," *Image vision computing* vol. 27, no. 10, pp. 1421-1432, 2009.
- [25] A. M. Eskicioglu and P. S. Fisher, "Image quality measures and their performance," *IEEE Transactions on communications* vol. 43, no. 12, pp. 2959-2965, 1995.
- [26] Y. Liu, S. Liu, and Z. Wang, "A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation," *Information fusion* vol. 24, pp. 147-164, 2015.
- [27] A. Mittal, A. K. Moorthy, and A. C. Bovik, "No-reference image quality assessment in the spatial domain," *IEEE Transactions on image processing* vol. 21, no. 12, pp. 4695-4708, 2012.