

Yüksek Alan Diz MR Görüntülerinde Voxel Sınıflandırmaya Dayalı Bölge Büyütme Algoritmasıyla Etkin Kıkırdak Bölütleme

Efficient Cartilage Segmentation in High-Field Knee MR Images with Voxel-Classification-Driven Region-Growing Algorithm

Ceyda Nur Öztürk, Songül Albayrak

Bilgisayar Mühendisliği Bölümü,
Yıldız Teknik Üniversitesi

{ceyda.nur.ozturk@std, songul@ce}.yildiz.edu.tr

Özetçe

Bu metinde diz eklemine yüksek alan manyetik rezonans (MR) görüntülerindeki femur, tibia ve patella kemiklerine ait kıkırdak dokuların tümünün otomatik olarak bölütlenmesi için bilhassa sınırlı kaynakları olan sistemler göz önüne alınarak vokal sınıflandırmaya dayalı bir bölge büyütme algoritması sunulmaktadır. Arka plan voksellerinin yoğunluğu ve vokal örneklerinin yüksek boyutluluğu sırasıyla çeşitli alt örnekleme teknikleriyle ve daha az sayıda önemli özelliğin seçilmesiyle azaltılmıştır. Osteoartrite Girişimi (Osteoarthritis Initiative-OAI) veritabanından elde edilen üç boyutlu (3-B) double echo in the steady state (DESS) standardındaki 33 MR görüntüsü üzerinde deneyler yapılmıştır. Eğitim amacıyla işlenen 10 MR görüntüsünden düzgün, Gauss, kıkırdak çevresi ilişkili (KÇİ) seyrek ve KÇİ sık alt örnekleme teknikleriyle dört eğitim modeli oluşturulmuştur. Bu modellerin kıkırdak bölgelerinin bölütleme kesinlikleri üzerindeki etkisi geri kalan 23 MR görüntüsünde araştırılmıştır. Sonuçta arka plan voksellerini sınır kıkırdak voksellerine olan mesafeleriyle zayıf orantıda azaltan KÇİ alt örnekleme tekniğine ait eğitim modelleri tüm bölgeler için ortalamada en iyi bölütleme kesinliklerini elde etmiştir.

Abstract

This paper presents a voxel-classification-driven region-growing algorithm for automatically segmenting the whole femoral, tibial, and patellar cartilage tissues in high-field magnetic resonance (MR) images of the knee joint by taking into consideration systems with limited resources in particular. An abundance of background voxels and high dimensionality of the voxel samples were alleviated via various subsampling techniques and selecting fewer significant features, respectively. Experiments were conducted on 33 MR images obtained from the Osteoarthritis Initiative (OAI) database in three-dimensional (3-D) double echo in the steady state standard (DESS). After processing 10 MR images for training, four training models were generated by Gaussian, uniform, cartilage vicinity correlated (CVC) sparse, and CVC dense subsampling techniques. Then, their effect on the final segmentation accuracies of the cartilaginous compartments of interest on the remaining 23 test MR images was investigated. As a result, the training models of the CVC sparse subsampling technique, which

reduced background voxels in weak proportion to their distances to the border cartilage voxels, produced the highest segmentation accuracies on average for all compartments.

1. Giriş

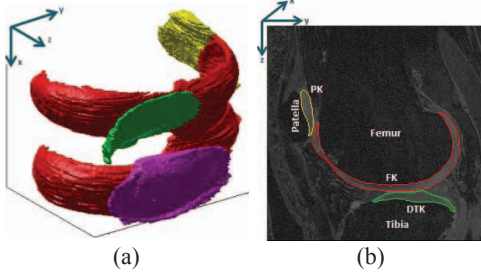
Osteoartrit (OA) genellikle diz eklemlerini etkileyen ve eklemlerde kemikler arası sürtünmeyi azaltarak eklem etkin bir şekilde hareket etmesini sağlayan kıkırdak anormal ölçüde yıpranması, yok olması veya bu eklemleri kayganlaştıran sinoviyal sıvının azalmasına bağlı olarak eklem ağrılarına ve eklem tutukluğuna yol açan bir hastalıktır. Dizlerde semptomatik OA rahatsızlığı 60 yaş ve üstü insanların yaklaşık %12'sinde görülür [1]. Bilhassa kıkırdak yıkımının OA ile güçlü bir bağıntısı olduğundan, kıkırdak dokuların görsellenmesi ve ölçülmesi bu hastalığın bulgusu ya da ilerlemesinin yanı sıra terapötik veya cerrahi uygulamaların etkinliğini ortaya koyabilir.

Dizde bulunan eklem kıkırdak bölgeleri femur (uyluk) kemiğinin dize yakın uç kısmını çevreleyen femura ait kıkırdak (FK); tibia (kaval) kemiğinin yine dize yakın uç kısmında bulunan tibiya ait kıkırdak (TK); ve patella (diz kapağı) kemiğinin femur ile etkileştiği kısımda bulunan patellaya ait kıkırdaktır (PK). TK, dış tibia kıkırdığı (DTK) ve iç tibia kıkırdığı (İTK) olmak üzere iki bileşenden oluşur. Şekil 1 MR görüntüleri üzerinden kısmen elle bölütlenmiş bu kıkırdak yapıları göstermektedir. MR görüntüsünün 3-B bir hacmi ifade etmesi dolayısıyla görüntüyü oluşturan her bir görüntü elemanı vokal olarak adlandırılmaktadır.

MR görüntülerinin kıkırdak morfolojik olarak değerlendirilmesi ve ölçülmesindeki güvenilirliği çeşitli yöntemlerle geçirilmiş bir dizi bölütleme çalışmalarınca kanıtlanmıştır [2]. Özellikle manyetik manyetikleme yeteneği 1,5 Tesla'dan büyük olan yüksek alan tarayıcılarla çekilmiş sajjital MR görüntüleri ile yağ baskılanmış T1-ağırlıklı spoiled gradient eko (SPGR) veya su-seçici uyumlu 3-B DESS gibi görüntüleme standartlarının kıkırdak dokuların görüntülenmesinde etkin olduğu vurgulanmaktadır [3]. Dolayısıyla bu tür MR görüntüleri kıkırdak otomatik bölütlenmesi çalışmalarında sıklıkla kullanılmaktadır.

Bu çalışmada OAI veritabanından elde edilen yüksek alan 3-B DESS sajjital diz eklemi MR görüntülerindeki tüm kıkırdak doku bölgelerinin vokal sınıflandırmaya dayalı bölge büyütme algoritmasıyla üç boyutta tamamen otomatik olarak bölütlenmesi amaçlanmıştır. Çalışma, kullanılan

bölütleme yaklaşımı itibarıyla literatürdeki çalışmalara benzese de MR görüntü voksellerinin ele alınış biçimi itibarıyla bunlardan farklılık göstermektedir. Özellikle sınırlı kaynakları olan sistemler düşünüldüğünde yüksek boyutlu milyonlarca vokselden müteşekkil eğitim modellerine bağlı çalışan sınıflandırmanın imkânsızlığı, az sayıda önemli özelliğin özellik seçimi yoluyla belirlenmesiyle ve arka plan voksellerinin farklı tekniklerle alt örneklenmesiyle giderilmiştir.



Şekil 1 (a) 3-B model şeklinde, (b) sağıtal bir MR görüntüsü kesitinde kısmen elle bölütlenmiş diz eklemi kıkırdak bölgeleri. Kırmızı, yeşil, mor ve sarı sırasıyla FK, DTK, İTK ve PK bölgelerinin yüzey ve sınırlarını ifade eder.

1.1. Literatür

Kıkırdakın tamamıyla otomatik olarak bölütlenmesini sınıflandırma temelli gerçekleştiren çalışmalardan biri Folkesson vd.'dir [4][5]. Bu çalışmada sağlıklı ve osteoartritli 114 düşük alan Turbo 3-B T1 diz MR görüntüsünde yalnız iç eklemel kıkırdak voksel sınıflandırmaya dayalı bölge büyüme algoritması kullanılarak bölütlenmiştir. Otomatik ve elle yapılan bölütlemeler arasındaki ortalama Dice benzerlik katsayısı (Dice similarity coefficient- DSC) konum hizalama iyileştirmesinden sonra yaklaşık %1 artarak iç FK ve İTK için sırasıyla %77±8 ve %81±6 olarak bulunmuştur. Çalışmada bahsedildiği gibi sınıflandırmaya eğitim örneklerindeki tüm arka plan voksellerinin dahil edilmesi algoritmanın tipik donanımlarda gerçekleştirilmesini imkansız hale getirebilmektedir. Kıkırdak voksellerinin çevre doku vokselleriyle karıştırılması dolayısıyla bölütlenmiş bölgelerin yüzeylerinde aşırı bölütlenmiş çıkıntılar görülmüştür. Fripp vd. [6] dört farklı bölütleme yaklaşımını sağlıklı katılımcılardan elde edilen 20 FS SPGR MR görüntüsünde eklemel kıkırdak bölütlemeye kullanmıştır. Deneysel sonuçlar en iyi sonuçların doku sınıflandırıcı ve hibrit değişebilir model yaklaşımlarıyla elde edildiğini ortaya koymuştur. Dam vd. [7], eğitim ve test görüntüleri arasındaki farklılıkların katı çoklu atlas çakıştırma ön işlemiyle giderilmesini sağlamıştır. Buna göre anatomik yapılar için belirlenen ilgi bölgelerinde Folkesson vd.'nin voksel sınıflandırma yönteminin bir benzeri uygulanmıştır. Yöntem her ne kadar anatomik bölgeler için belirlenmiş ilgi bölgelerinde çalışarak hesapsal karmaşıklığı azaltmış olsa da, yüzeylerde aşırı bölütlemeye dolaylı olarak çıkıntılar için tam olarak bir çözüm getirememiştir.

2. Materyal ve Yöntem

Bu çalışmada <http://www.oai.ucsf.edu/> adresinden erişime açık olan OAI veri tabanından elde edilmiş 3-B DESS standardındaki 33 sağıtal yüksek alan diz MR görüntüsü ve bunlara ilişkin yarı elle bölütlenmiş kıkırdak verisi kullanılmıştır. Klinik ve cerrahi pratikte yoğunlukla hastalıklı

kişilerin söz konusu olmasından ötürü Kellgren ve Lawrence derecesi 2'den büyük eşit olan hastalığı ilerlemiş alt gruba ait katılımcılar üzerinde çalışılmıştır [8]. Görüntülerin orijinal boyutları 384×384×160 olup eksen çözünürlükleri $r_z=0,36$, $r_y=0,36$ ve $r_x=0,7$ mm'dir.

2.1. Önışlem ve Özellik Çıkarma

Görüntülerin sınıma yakın gürültülü voksellerin giderilmesi için tüm MR görüntüleri 280×280×143 boyutunda olacak şekilde kırılmış ve normalize edilmiştir. \mathbf{I} ile ifade edilebilecek MR görüntülerinin $\sigma_i=\{0,65, 1,1, 2,5\}$ mm olmak üzere 3 farklı ölçeği için her bir voksele ait toplamda 150 özellik hesaplanmıştır. Bunlar voksel koordinat bilgisi $\mathbf{c} = (c_x, c_y, c_z)$; denklem (1)'de verilen 3-B Gauss filtre \mathbf{G}^{σ_i} ile bulanıklaştırılmış görüntü yoğunlukları $\mathbf{I}_s^{\sigma_i}$; birinci dereceden türevler $\mathbf{I}_x^{\sigma_i}$, $\mathbf{I}_y^{\sigma_i}$, ve $\mathbf{I}_z^{\sigma_i}$; ikinci dereceden türevler $\mathbf{I}_{xx}^{\sigma_i}$, $\mathbf{I}_{xy}^{\sigma_i}$, $\mathbf{I}_{xz}^{\sigma_i}$, $\mathbf{I}_{yy}^{\sigma_i}$, $\mathbf{I}_{yz}^{\sigma_i}$, ve $\mathbf{I}_{zz}^{\sigma_i}$; üçüncü dereceden türevler $\mathbf{I}_{xxx}^{\sigma_i}$, $\mathbf{I}_{yyy}^{\sigma_i}$, and $\mathbf{I}_{zzz}^{\sigma_i}$; denklem (2)'de verilen Hessian matrisinin (\mathbf{H}^{σ_i}) özdeğer ve özvektörleri; ve denklem (3)'te verilen yapı gereği (structure tensor) matrisinin $\mathbf{ST}^{\sigma_i, \sigma_o}$ özdeğer ve özvektörleridir. Denklem (1)'de Σ köşegen değerleri ($\sigma_z = \sigma_i/r_z, \sigma_y = \sigma_i/r_y, \sigma_x = \sigma_i/r_x$) dijital standard sapmaların karesi olan 3×3 'lük kovaryans matrisi, \mathbf{v} ise filtre elemanlarının koordinatlarını ifade eden (v_z, v_y, v_x) vektörüdür. Türevler $\mathbf{I}_s^{\sigma_i}$ görüntülerinin x, y ve z eksenleri boyunca uzanan Prewitt filtrelerle konvolüsyonu sonucunda bulunmuştur. Denklem (3)'te \mathbf{G}^{σ_o} için kullanılan standard sapma değerleri $\sigma_o = \{1,1, 2,5\}$ mm olarak kullanılmıştır.

$$\mathbf{G}^{\sigma_i}(\mathbf{v}, \Sigma) = (\sqrt{(2\pi)^3 |\Sigma|})^{-1} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{v} \Sigma^{-1} \mathbf{v}^T\right) \quad (1)$$

$$\mathbf{H}^{\sigma_i} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{xx}^{\sigma_i} & \mathbf{I}_{xy}^{\sigma_i} & \mathbf{I}_{xz}^{\sigma_i} \\ \mathbf{I}_{xy}^{\sigma_i} & \mathbf{I}_{yy}^{\sigma_i} & \mathbf{I}_{yz}^{\sigma_i} \\ \mathbf{I}_{xz}^{\sigma_i} & \mathbf{I}_{yz}^{\sigma_i} & \mathbf{I}_{zz}^{\sigma_i} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{ST}^{\sigma_i, \sigma_o} = \mathbf{G}^{\sigma_o} * \begin{bmatrix} \mathbf{I}_x^{\sigma_i} \mathbf{I}_x^{\sigma_i} & \mathbf{I}_x^{\sigma_i} \mathbf{I}_y^{\sigma_i} & \mathbf{I}_x^{\sigma_i} \mathbf{I}_z^{\sigma_i} \\ \mathbf{I}_x^{\sigma_i} \mathbf{I}_y^{\sigma_i} & \mathbf{I}_y^{\sigma_i} \mathbf{I}_y^{\sigma_i} & \mathbf{I}_y^{\sigma_i} \mathbf{I}_z^{\sigma_i} \\ \mathbf{I}_x^{\sigma_i} \mathbf{I}_z^{\sigma_i} & \mathbf{I}_y^{\sigma_i} \mathbf{I}_z^{\sigma_i} & \mathbf{I}_z^{\sigma_i} \mathbf{I}_z^{\sigma_i} \end{bmatrix} \quad (3)$$

2.2. Eğitim Modellerinin Üretimi

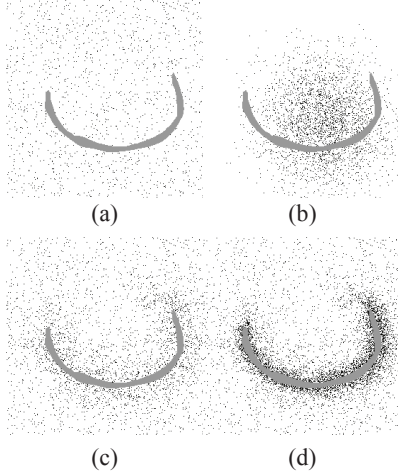
Her biri 150 özellikli 110 milyon vokselde oluşan 10 MR görüntüsü kullanılarak eğitim modellerinin üretilmesi, kısıtlı kaynaklar durumunda gerçekleştirilmesi mümkün olmayan bir sisteme yol açmaktadır. Dolayısıyla öncelikle sayıca yoğunlukta olan arka plan vokselleri her bir eğitim MR görüntüsünde düzgün, Gauss, KÇİ seyrek ve KÇİ sık alt örnekleme yöntemlerinin uygulanmasıyla azaltılmıştır. Daha sonrası voksel özelliklerinin boyutu her bir kıkırdak bölgesi için ileri özellik seçimi algoritmasıyla sınıflandırma sürecinin etkin bir şekilde çalışabilmesi için 150'den 18'e düşürülmüştür. Sayı ve boyutça indirgenen vokseller parametrik olmayan bire-tüm sınıflandırıcılar için direkt eğitim modellerinde kullanılmıştır. Şekil 2 bu tekniklerin alt örnekleme stratejilerini açıklamaktadır. Şekilde gri bölgeler ve siyah noktalar kesitte FK bölgesine ve arka plana ait voksellere işaret etmektedir.

2.3. Otomatik Bölütleme

23 test MR görüntüsünde bölütlenecek her bir kıkırdak bölgesi ve oluşturulan her bir eğitim modeli için şu adımlar

gerçekleştirilmiştir. Öncelikle merkez koordinatı, ilgili kıkırdak bölgesinin tüm eğitim görüntülerindeki merkez koordinatlarının ortalamasına çekilmiş 3-B bir Gauss görüntüsü voksellerin ağırlıklı olarak rastgele seçilmesinde kullanılmıştır. Seçilen voksellerden ilgili bire-tüm sınıflandırıcı tarafından bölütlenecek kıkırdak bölgesine ait olduğu belirlenen en az 100 kıkırdak vokseli tespit edilmiştir. Bu vokseller bölge büyütme algoritmasında tohum noktalar olarak kullanılmış ve 26-komşuluklarındaki tüm vokseller arka plan olarak sınıflandırılana değin büyütülmüştür. Bu algoritmaya göre ilgili bölgeye ait olduğu düşünülen birden fazla bağlı bileşen üretilebileceğinden, hacmi en büyük bağlı bileşen bölütleme sonucu olarak belirlenmiş ve genelde yanlış pozitif olan küçük bileşenlerin elenmesi sağlanmıştır.

Bölge voksellerinin sınıflandırılmasında konum özellikleri önemli bulunduğundan, test görüntüsündeki ilgi yapılarının eğitim görüntülerindeki muadilleriyle çıkarılacak biçimde dönüşümü sınıflandırma kesinliğini artırabilir. Dolayısıyla konum hizalama öncesi (KHÖ) elde edilen bölütleme sonucunun merkez koordinatı eğitim görüntülerinde ilgili anatomik yapı bölgesi için hesaplanan ortalama merkez koordinatına çekilerek hizalanmış test MR görüntüsünde, yeniden sınıflandırma temelli bölge büyütme algoritması uygulanmış, böylece konum hizalama sonrası (KHS) otomatik kıkırdak bölütleme sonucu elde edilmiştir.



Şekil 2 Bir eğitim MR görüntüsüne ait kesitte FK modellerinin (a) düzgün, (b) Gauss, (c) KÇİ seyrek ve (d) KÇİ sık teknikleriyle alt örneklenmiş vokselleri.

2.3.1. Bire-tüm Sınıflandırma

Bölge büyütme esnasındaki sınıflandırma işlemi, kıkırdak bölgelerinin eş görününümüleri ve birbirlerine oldukça benzeyen şekilleri dolayısıyla hataya daha az açık olabileceği düşünülen bire-tüm sınıflandırıcılarca gerçekleştirilmiştir. Dört kıkırdak bölgesi ve dört farklı alt örnekleme tekniği için ayrı ayrı oluşturulan sınıflandırıcılar ilgili kıkırdak bölgesi için seçilen önemli özellikleri kullanarak çalıştırılmıştır. Sınıflandırıcılar yüz binlerce örnek ve 20'ye yakın boyut için etkin bir şekilde çalışabilen yaklaşık k en yakın komşu algoritmasını [9], eğitim modelleri bazında paralelleştirerek ve en yakın gerçek 100 komşuya olan hata sınırı $\epsilon=3$ olacak şekilde en yakın yaklaşık 100 komşuyu bularak kullanmıştır. Bu komşulardan en az %90'ının ilgili kıkırdak bölgesinden olması durumunda test vokseli de o bölgenin kıkırdak olarak

etiketlenmiştir. Diğer durumdaysa arka plan olarak etiketlenmiştir.

3. Deneyle

Test görüntülerinde elde edilen otomatik FK, DTK, İTK ve PK bölütleme sonuçları yarı elle bölütlenmiş sonuçlarla karşılaştırılmıştır. Bunun için bölütleme başarısının önemli bir göstergesi olan DSC, **A** ve **B** sırasıyla otomatik ve yarı elle bölütlenmiş kıkırdak bölgelerini ifade etmek üzere denklem (4)'teki gibi hesaplanmıştır.

$$DSC(A, B) = 2 \frac{|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (4)$$

Tablo 1 test MR görüntüleri için her bir kıkırdak bölgesine ait ortalama DSC ölçümlerini ve bunların standard sapmasını vermektedir. Bu sonuçlara göre en iyi DSC değerleri özellikle KHS için KÇİ seyrek alt örnekleme eğitim modelleriyle elde edilmiştir. Bunun sebebi kıkırdak ve arka plan vokselleri arasındaki sınıflandırma yarışında bu teknikte üretilen eğitim modellerinin örneklerin dengeli bir temsili oluşturarak başarılı olmasıdır. Düzgün örneklemede eğitim modelleri için arka plan örnekleri çok dağınık bir şekilde seçildiğinden, kıkırdak çevresindeki arka plan örneklerinin temsili daha zayıftır. Böylece bölütleme esnasında kıkırdak bölgeleri diğer benzer ve yakın yapılarla karıştırılarak aşırı bölütlenmiştir. Bu durum, KÇİ sık alt örnekleme için tam tersine dönüşmüş, kıkırdak çevresindeki arka plan örneklerinin yüksek oranda seçilmesiyle kıkırdak bölgeleri olması gerekenin altında yetersiz bölütlenmiştir. Konum hizalama adımı en büyük iyileşme PK için olmak üzere genellikle tüm kıkırdak bölgelerinde bölütleme kesinliğini arttırmıştır. PK için bulunan düşük DSC ortalamaları ve yüksek standard sapmalar bu bölge için oluşturulan sınıflandırıcının görece yetersizliğine işaret etmektedir. Bunun sebebi bu bölgedeki OA ile ilişkili aşırı bozulmalar ve PK'a ait önemli özelliklerin sinovyal sıvı gibi çevre anatomik yapılarınciyle benzerlik göstermesi olabilir.

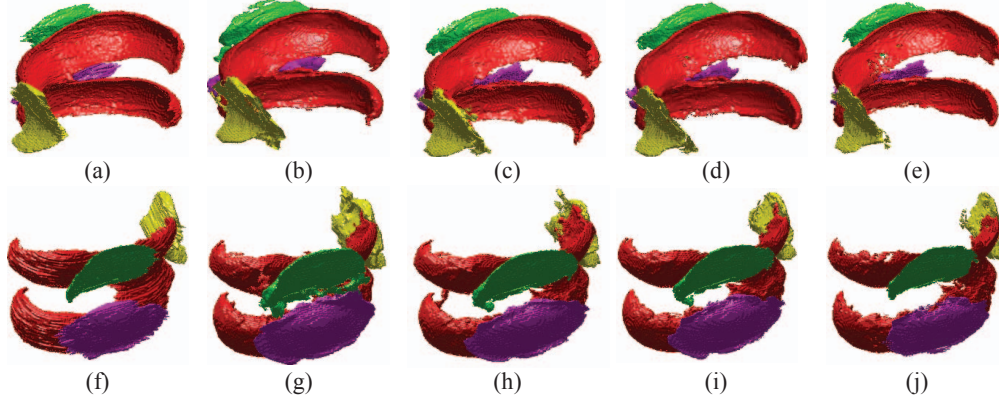
Geliştirilen sistem 2,8 GHz'lik 4 çekirdeği, 6 GB RAM'i ve 500 GB sabit diski olan bir diz üstü bilgisayarda çalıştırılmıştır. Bölütleme süreleri en büyük bölge olan FK için 10 dk, diğer bölgeler için ise 2 dk düzeyindedir. KHS bölütleme süreleri, hizalamada yöntemin ilk çalıştırılması sonucu elde edilen bölütleme sonucunun merkez koordinatları kullandığından KHÖ bölütleme sürelerinin takribi iki katıdır. Şekil 3 ise bir test MR görüntüsü için kısmen elle ve otomatik bölütlenmiş bölgelerin 3-B görünümünü sunmaktadır. Sistem bu görüntü için en yüksek DSC değerlerini KÇİ seyrek alt örnekleme eğitim modelleri kullanıldığında elde etmiştir. Bu değerler sırasıyla FK, DTK, İTK ve PK için %85, %82, %83 ve %82 olarak bulunmuştur.

4. Sonuçlar

Bu çalışmada, arka plan voksellerinin büyük çoğunluğunun azaltılmasına, daha az sayıda önemli özellik kullanılmasına ve tamamen OA bulgulu katılımcılara ait MR görüntülerinin kullanılmasına rağmen, yüksek alan MR görüntülerinde voksel sınıflandırma tabanlı bölge büyütme algoritmasının en az literatürdeki çalışmalar kadar başarılı olduğu kanıtlanmıştır. DSC ölçümünü en iyileyen çevre ilişkili seyrek alt örnekleme tekniği, benzer bölütleme problemleri için hem MR görüntülerinin hesapsal karmaşıklığını azaltmak hem de ilgi bölgesini güvenilir bir şekilde ayırt edebilmek için etkin bir yol olarak görülmüştür.

Tablo 1 Farklı alt örnekleme teknikleriyle üretilen eğitim modelleri için konum hizalama iyileştirmesi öncesi ve sonrasında elde edilen otomatik kırık doku bölütleme sonuçlarına ait DSC ölçümlerinin ortalamaları ve standard (Stand.) sapmaları.

Kırık doku Bölgesi		FK		TK		DTK		İTK		PK		Toplam	
Örnekleme	DSC (%)	KHÖ	KHS	KHÖ	KHS	KHÖ	KHS	KHÖ	KHS	KHÖ	KHS	KHÖ	KHS
Düzgün	Ortalama.	79.51	80.59	69.10	66.49	69.02	65.89	69.25	67.00	56.72	57.31	74.70	74.76
	Stand. sapma	4.00	2.90	3.91	4.93	6.43	7.02	4.71	5.26	13.33	13.24	3.14	4.01
Gauss	Ortalama.	79.28	80.50	80.48	82.04	80.75	83.17	79.89	80.65	66.16	71.03	79.10	81.03
	Stand. sapma	3.67	3.07	3.82	3.23	6.38	4.72	3.49	2.72	12.41	8.93	3.61	2.63
KÇİ Seyrek	Ortalama.	79.37	82.60	80.71	83.08	81.37	84.57	79.69	81.28	66.01	72.60	78.71	81.93
	Stand. sapma	5.79	3.55	4.46	2.96	6.55	3.71	4.33	3.33	13.85	8.53	5.35	2.88
KÇİ Sık	Ortalama.	74.24	76.87	72.50	76.55	74.26	79.43	70.26	73.17	59.20	66.48	72.41	75.75
	Stand. sapma	5.82	4.80	5.57	3.94	7.48	3.98	6.09	5.44	14.58	8.68	5.44	3.84



Şekil 3 Bir test MR görüntüsü için kısmen elle bölütlenmiş (a, f) ve düzgün (b, g), Gauss (c, h), KÇİ seyrek (d, i) ve KÇİ sık (e, j) alt örnekleme tekniklerinin eğitim modellerine göre otomatik bölütlenmiş kırık doku bölgelerinin üstten (ilk satır) ve alttan (ikinci satır) 3-B görünümü.

Gelecek çalışmalar, kırık doku bozulabilir doğasına uygun bir yaklaşım olan sınıflandırma tabanlı bölge büyütme algoritmasının bazı eksikliklerinin kırık doku bölgelerinin konum ve şekil bilgileri ile birleştirilmesiyle giderilmesi ve bölütlenen bölgelerin ölçülmesi yönünde olacaktır.

Teşekkür

OAI, National Institutes of Health (NIH) sermayesiyle beş sözleşmeden (N01-AR-2-2258; N01-AR-2-2259; N01-AR-2-2260; N01-AR-2-2261; N01-AR-2-2262) oluşan bir kamu-özel ortaklığıdır ve OAI Çalışması Araştırmacıları'nca yürütülmektedir. Özel sermaye ortakları arasında Merck Araştırma Laboratuvarları, Novartis Farmasötik Şirketi, GlaxoSmithKline ve Pfizer A.Ş. bulunmaktadır. OAI'nin kamu kullanımına açık veri setini kullanarak hazırlanan bu metin muhakkak OAI araştırmacılarının, NIH'in veya özel sermaye ortaklarının fikir ya da görüşlerini yansıtmamaktadır.

Kaynaklar

- [1] D. T. Felson, "Developments in the clinical understanding of osteoarthritis", *Arthritis Res. Ther.*, vol.11, no. 1, s. 203, 2009.
- [2] F. Eckstein, F. Cicuttini, J. P. Raynauld, J. C. Waterton, ve C. Peterfy, "Magnetic resonance imaging (MRI) of articular cartilage in knee osteoarthritis (OA): morphological assessment", *Osteoarthritis and Cartilage*, vol.14, s. 46-75, 2006.
- [3] M. D. Crema, F. W. Roemer, M. D. Marra, D. Burstein, G. E. Gold, F. Eckstein, T. Baum, T. J. Mosher, J. A. Carrino, ve A. Guermazi, "Articular cartilage in the knee:

current MR imaging techniques and applications in clinical practice and research", *Radiographics*, vol. 31, no. 1, 37-61, 2011.

- [4] J. Folkesson, O. F. Olsen, P. Pettersen, E. Dam, ve C. Christiansen, "Combining binary classifiers for automatic cartilage segmentation in knee MRI", *Computer Vision for Biomedical Image Applications*, s. 230-239, Berlin, 2005.
- [5] J. Folkesson, E. B. Dam, O. F. Olsen, P. C. Pettersen, ve C. Christiansen, "Segmenting articular cartilage automatically using a voxel classification approach", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 26, no.1, s. 106-115, 2007.
- [6] J. Frupp, S. Crozier, S. K. Warfield, ve S. Ourselin, "Automatic segmentation and quantitative analysis of the articular cartilages from magnetic resonance images of the knee", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 29, no. 1, s. 55-64, 2010.
- [7] E. B. Dam, M. Lillholm, J. Marques, ve M. Nielsen, "Automatic segmentation of high-and low-field knee mris using knee image quantification with data from the osteoarthritis initiative", *Journal of Medical Imaging*, vol. 2, no. 2, s. 024001-024001, 2015.
- [8] M. Nevitt, D. Felson, ve G. Lester, "The osteoarthritis initiative: protocol for the cohort study", URL: <http://oai.epiucsf.org/datarelease/docs/StudyDesignProtocol.pdf>, s. 10-13, 2006.
- [9] D. M. Mount, ve S. Arya, "Ann: A library for approximate nearest neighbor searching", Jun. 2010. URL: <http://www.cs.umd.edu/mount/ANN/>