



Kahramanmaraş Sütçü İmam University Journal of Engineering Sciences



Geliş Tarihi : 23.01.2024
Kabul Tarihi : 28.08.2024

Received Date : 23.01.2024
Accepted Date : 28.08.2024

POROZİTE ANALİZİNE DERİN ÖĞRENME YAKLAŞIMI: U-NET İLE DİNAMİK EŞİKLEME

A DEEP LEARNING APPROACH TO POROSITY ANALYSIS: DYNAMIC THRESHOLDING WITH U-NET

Saim ERVURAL^{1*} (ORCID: 0000-0003-4104-1928)
Emre Burak ERTUŞ² (ORCID: 0000-0002-3897-2409)
Hüseyin Furkan CERAN³ (ORCID: 0009-0006-2169-4680)

¹⁻³ KTO Karatay Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Konya, Türkiye
² KTO Karatay Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, Makine Mühendisliği Bölümü, Konya, Türkiye

*Sorumlu Yazar / Corresponding Author: Saim Ervural, saim.ervural@karatay.edu.tr

ÖZET

Gözenekli malzemelerin porozite değerinin belirlenmesinde birçok fiziksel yöntem kullanılmaktadır ve bu yöntemler genellikle maliyetli cihazlar marifetiyle uygulanmaktadır. Ayrıca malzemelerde farklı seviyelerde (mikro, mezo ve makro) gözeneklilik bulunması kullanılacak yöntem seçimini de etkilemektedir. Bunun yanında görüntü işleme yöntemleri kullanılarak da porozite değeri hesaplanabilmekte, böylece hem zaman hem de maliyet tasarrufu sağlanabilmektedir. Bu çalışmada görüntü işleme tekniğindeki eşik belirleme aşamasında ImageJ programı kullanılarak sayısal porozitesi eşikli görüntü olarak görüntü verisine aktarılmıştır. Oluşturulan eşikli etiket verileri ile girdi SEM görüntüleri eşlenmiş ve oluşturulan veriseti veri artırma teknikleri kullanılarak genişletilmiştir. Çalışmada evrişimli sinir ağlarının özelleşmiş bir versiyonu olan U-Net mimarisi kullanılmış ve U-Net mimarisi, mikroskop görüntülerini segmentlere ayırarak gözenekli bölgeleri belirlemiş ve bu segmentlerin eşiklenmiş görüntülerine dayalı olarak gözeneklilik değerleri hesaplanmıştır. Uygulamada literatürden elde edilen gözenekli malzemelerin SEM görüntüleri kullanılmış, etiket görüntüleri olarak ise Arşimet prensibindeki porozite değerlerine göre gözenekli malzemenin ikili çıktıları manuel olarak eşiklenerek kaydedilmiştir. Çalışma sonucunda genel olarak fiziki ölçümlerle korelasyon sağlamış ve derin öğrenmeden faydalanan dinamik eşikleme sayesinde klasik görüntü işleme yöntemlerine göre daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Gözenekli malzemeler, porozite, derin öğrenme, görüntü işleme

ABSTRACT

Many physical methods are used to determine the porosity of materials and these methods are generally applied by employing high cost devices. Also, the existence of variable levels of porosity (micro, meso and macro) in the material affects the type of method to be used. The porosity value can also be calculated using image processing methods, thus saving both time and money. In this study, the numerical porosity value was transferred to the image data as a thresholded image by using ImageJ software during the threshold determination phase in the image processing technique. The generated thresholded label data and the input SEM images were mapped, and the generated dataset was enhanced using the data augmentation methods. The U-Net architecture, a specialised version of convolutional neural networks, was used in the study. The U-Net architecture segmented the microscope images to identify porous regions and calculated porosity values based on the thresholded images of these segments. SEM images of porous materials obtained from the literature were used in the application, and the binary outputs of the porous material according to the porosity values in Archimedes' principle were manually thresholded and recorded as label images. Results were generally correlated with physical measurements and more successful results were obtained than classical image processing methods, thanks to dynamic thresholding using deep learning.

Keywords: Porous materials, porosity, deep learning, image processing.

ToCite: ERVURAL, S., ERTUŞ, E.B., & CERAN, H.F., (2024). POROZİTE ANALİZİNE DERİN ÖĞRENME YAKLAŞIMI: U-NET İLE DİNAMİK EŞİKLEME. Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 27(3), 1069-1077.

GİRİŞ

Bilimin ve teknolojinin hızla gelişmesi ile birlikte gözenekli yapıların önemi artmakta ve kimya, biyoteknoloji ve atık giderimi gibi endüstriyel alanlarda kullanımları her zamankinden daha fazla hale gelmektedir. Gözenekli malzemelerin gözeneklilik, gözenek boyut dağılımı, toplam gözenek hacmi, geçirgenlik, toplam yüzey alanı gibi fiziksel özelliklerinin yüksek doğrulukta ve hızlı bir şekilde analiz edilmesi bu alanda çalışan bilim insanlarının üstesinden gelmeye çalıştıkları zorluklarından biri olarak karşımıza çıkmaktadır. Arşimet prensibine dayalı sıvı satürasyon yöntemleri, civalı porozimetre, gaz piknometre ve gaz adsorpsiyon yöntemleri geleneksel gözeneklilik ölçümlerinde sıklıkla başvurulan yöntemlerdir (Ishizaki et al., 2013). Son yıllarda gelişen görüntü işleme teknikleriyle birlikte gözenek yapısı ve gözenek geometrisi hakkında bilgi görüntü analizinden de elde edilebilir hale gelmiştir. Geleneksel yöntemlere harcanan zaman ve maliyeti ortadan kaldırma imkânı sunan dijital görüntü analiz teknikleri gözeneklilik özelliklerinin kendi aralarındaki ilişkiyi kavrama açısından da önemlidir (Arena et al., 2017; Buckman et al., 2017; Ogura et al., 2010).

Bir malzemenin dijital görüntüsünü alabilmek için farklı görüntüleme teknikleri mevcuttur. Elektron mikroskobu (SEM), optik mikroskop, X-ışını bilgisayarlı tomografi (BT) taraması, dijital görüntülerin elde edilmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu teknikler arasında, X-ışını BT taraması, gözenek yapılarının 3 boyutlu dijital görüntülerini elde edilmesini sağlayan özel yöntemlerden biridir. BT cihazlarına erişim olanağının kısıtlı olması görüntüleme maliyetini artırmakta ve araştırmacıları alternatif tekniklere yöneltmektedir (Malik et al., 2022). Optik mikroskop aracılığı ile alınan görsellerde ise homojen olmayan gözenek dağılımı durumunda yeterli doğruluk sağlanamamaktadır (Kazup et al., 2022).

Araştırmacılar malzemelerin dijital görüntüleri ile dijital görüntü analiz tekniklerinden yararlanarak gözeneklilik tahmini yapma yoluna sıkça başvurmuşlardır. Sulem & Ouffroukh (2006) kumtaşındaki gözenekliliği değerlendirmek için görüntü işlemeyi kullanmışlardır. Benzer şekilde, Garfi vd. (2020), kayaçlardaki gözeneklilik tahminlerinin görüntü işleme yöntemlerine duyarlılığını vurgulamıştır. Leu vd. (2014) kumtaşında çok fazlı akış için görüntü işleme üzerine bir duyarlılık çalışması yaparak, gözeneklilik ve geçirgenliği laboratuvar ölçümleriyle karşılaştırmıştır. Ayrıca, görüntü işleme, kemik analizi (Aly et al., 2011), nanolif gözeneklilik ölçümü (Ghasemi-Mobarakeh et al., 2007) ve hatta geçirgen beton numunelerinde gözeneklilik tahmini (Ahn et al., 2014) gibi çeşitli alanlarda uygulanmıştır. Görüntü işlemenin gözeneklilik tahminindeki çok yönlülüğü, farklı disiplinlerde kullanımını ortaya koymakta ve çeşitli malzemelerin gözeneklilik özelliklerini anlamada önemini göstermektedir. Gözeneklilik tahminlerinin doğruluğu ve güvenilirliği, uygun görüntü işleme tekniklerinin uygulanmasına büyük ölçüde bağlıdır ve bu metodolojinin bilimsel araştırma ve endüstriyel uygulamalardaki önemini ortaya koymaktadır.

Malzemenin gözeneklilik analizinde görüntü işleme yöntemleri genellikle belirli bir eşikleme (thresholding) algoritması kullanarak gözenekleri renk üzerinden belirli alt ve üst sınırlara göre belirler. Belirlenen eşiklere göre gözeneklilik miktarı hesaplanır. Uygulamada kullanılan veriler ImageJ programı ile nümerik porozite değerine denk olacak şekilde eşiklenmiştir. ImageJ görüntülerin eşik değerlerini otomatik belirleyen nümerik bir algoritma kullanır (Schneider et al., 2012). Yapılan çalışmada anlamsal bölütleme ağlarından olan U-Net kullanılarak dinamik eşikleme yapılmış ve malzeme gözenekliliği tespit edilmiştir. Bu çalışmada, malzeme gözenekliliğini belirlemek için U-Net semantik segmentasyon modeli kullanılarak dinamik bir eşikleme yöntemi uygulanmıştır. Çalışmanın sonuçları Arşimet yöntemi kullanılarak elde edilen gözeneklilik değerleri, malzemede görüntü işleme ve otomatik yeniden yapılandırma arayüzü olan MIPAR (Materials Image Processing and Automated Reconstruction) (Sosa et al., 2014) yazılımından elde edilen sonuçlar ve K-Means Kümeleme (Cardoso et al., 2020) yöntemi kullanılarak elde edilen gözeneklilik değerleri ile karşılaştırılmıştır.

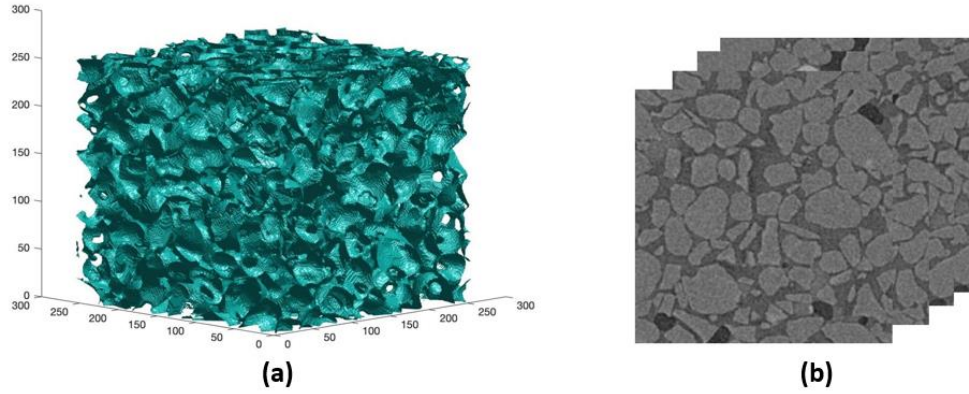
MATERYAL VE YÖNTEM

Bu bölümde kullanılan veri seti, veri artırımı teknikleri, U-Net mimarisi ve eşiklenmiş görüntülerden gözenekliliğin hesaplanması konularına değinilmiştir.

Veriseti

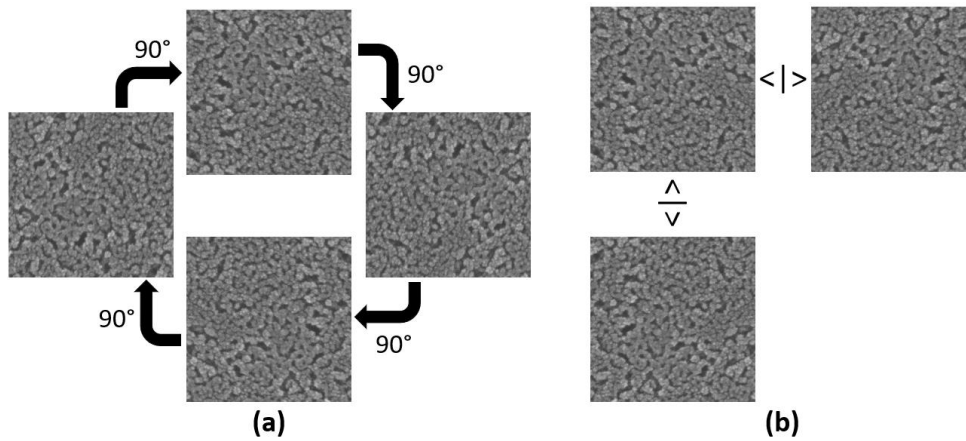
Bu çalışmada, gözenekli malzemelerin gözeneklilik değerlerini belirlemek için kullanılan veri seti, hem fiziksel yöntemlerle elde edilen SEM görüntülerinden hem de sentetik olarak üretilmiş BT görüntülerinden oluşturulmuştur. Veri setinin oluşturulmasında izlenen adımlar ve kullanılan teknikler veri toplama ve veri artırımı başlıkları altında incelenmiştir.

Veri Toplama: SEM görüntüleri, fiziksel yöntemler kullanılarak gözenekliliği belirlenmiş 50 adet gözenekli malzemeye ait elektron mikroskobu görüntüleri çeşitli makalelerden temin edilmiştir (F. Chen et al., 2023; Ertuş, 2020; Li et al., 2020; Lin et al., 2019; Xie et al., 2019; Lacerda et al., 2018; Mazón & Piedad, 2018; Peng et al., 2018; Wu et al., 2018; Gültekin et al., 2017; M. Chen et al., 2016; Zou & Malzbender, 2016; Castilho et al., 2015; Chinnam et al., 2015; Deng et al., 2014; Fukushima & Yoshizawa, 2014; Novais et al., 2014; Pinto et al., 2014; Zawrah et al., 2014; Yang et al., 2013; R. Zhang et al., 2012; Zuo et al., 2011; Fukushima et al., 2010; Y. Zhang et al., 2010; Barmala et al., 2009; Kim et al., 2009; E.-J. Lee et al., 2007; M. Lee & Sordelet, 2006; Barea et al., 2005; Díaz & Hampshire, 2004; Nakahira et al., 2002). Ek olarak gözenekliliği tanımlı sentetik olarak üretilmiş 44 adet BT kesik görüntüsü kullanılmıştır. Şekil 1'de 3 Boyutlu BT tarama verisinden 2 boyutlu görüntü dizisi çıkarımı örneği gösterilmektedir.



Şekil 1. 3 Boyutlu BT Tarama Verisinden 2 Boyutlu Görüntü Dizisi Çıkarımı. **a)** BT Görüntüsü, **b)** Katman Taramasından Elde Edilen 2 Boyutlu Görüntü Dizisi

Veri artırımı: Eğitim için tercih edilen U-Net mimarisi kısıtlı veri kümeleri için uygun olsa bile bu mimari içinde kullanılan görsel verilerinin sayısı böyle karmaşık bir sınıflandırma eğitimi için yetersiz kalmaktadır. Az sayıda veri kümesi ile yapılan derin öğrenme eğitimlerinde verilerin ezberlenmesi ve sınıflandırmanın başarı ile yapılamaması söz konusudur. Bu sorunun çözülmesi amacıyla çeşitli geometrik ve morfolojik işlemler (aynalamaya, döndürme, keskinleştirme vs.) kullanarak veri kümesinde artırma gidilebilmektedir (Ervural, 2021).

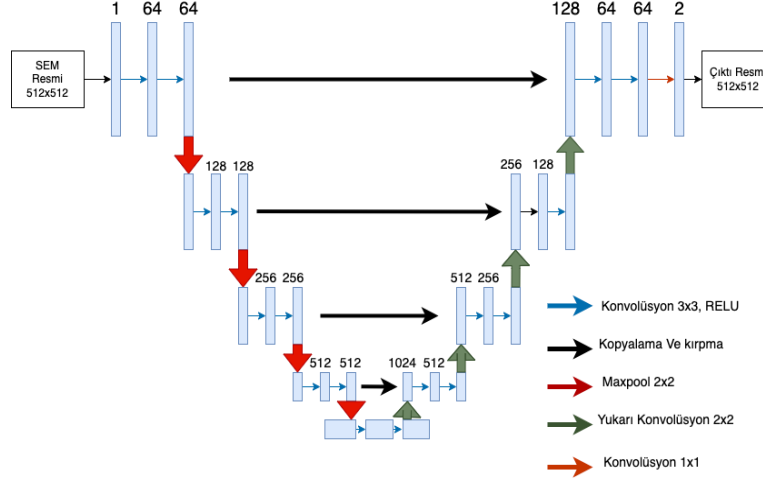


Şekil 2. Verisetinin Artırılması; **a)** Görüntü Döndürme, **b)** Görüntü Yansıtma

Bu amaçla eldeki veri kümesindeki her görüntüye önce aynalamadan sonra 90, 180 ve 270 derecelik döndürme uygulanarak çoğaltılır ve bu sayede toplamda 94 adet olan veri sayısı 9 katına çıkarılarak 846 adet görüntü elde edilmiştir. Görüntü verisini döndürmek porozite oranında değişim oluşturmamaktadır. Kullanılan geometrik dönüşümler Şekil 2'de gösterilmiştir. Veri artırımı ile birlikte toplamda 846 görüntüye ulaşan veri seti, eğitim ve test aşamaları için ayrılmıştır. Eğitim aşamasında kullanılan veri seti 635 görüntüden oluşurken, test aşamasında kullanılan veri seti ise 211 görüntüden oluşmaktadır.

U-Net Mimarisi

U-Net, görüntü bölütleme için tasarlanmış simetrik yapıya sahip bir evrişimli sinir ağı mimarisidir (Koç & Akgün, 2021). Diğer bölütleme ağlarına kıyasla daha az eğitim verisi ile öğrenilmesi nedeniyle sınırlı veri içeren uygulamalarda kullanımı yaygınlaşmıştır. Bir daralan alt örnekleme yolundan (sol taraf) ve genişleyen üst örnekleme yolundan (sağ taraf) oluşmaktadır. U-Net mimarisi şematik olarak Şekil 3'te görülmektedir. U-Net mimarisinin sağladığı avantajlar ise ağı eğitmek için az sayıda girdi gereksinimi, çok ölçekli bir tanıma ve füzyon ile görüntü özelliklerinin farkına varabilme kabiliyeti, basit bir ağ yapısına sahip olması sebebiyle GPU ile çok hızlı sonuçlar verebilmesi ve yüksek kalitede piksel düzeyinde bölütleme sonuçları sunabilmesidir.



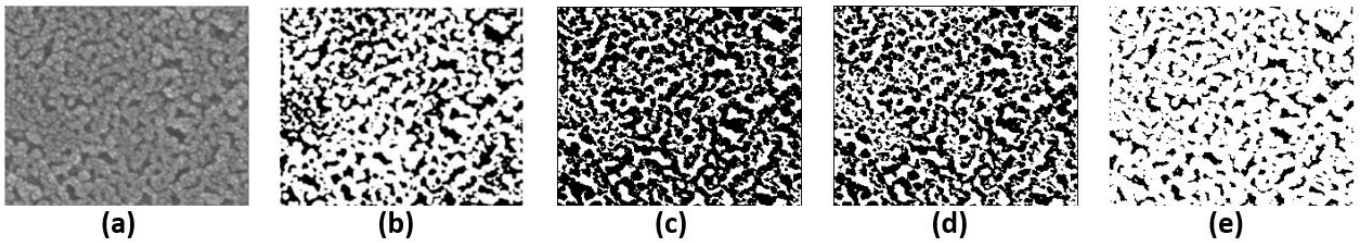
Şekil 3. Uygulamada Kullanılan U-Net Mimarisi (Koç & Akgün, 2021)

Segmentasyon için uygun eşik değerleri şekilde gösterilen, konvolüsyon, havuzlama, kopyalama ve kırpma, katmanları içeren 9 katmanlı U-Net modeli kullanılarak gerçekleştirilmiştir. U-Net modelinin son katmanında algoritma tarafından üretilen eşik değerine göre segmente edilmiş 512x512 boyutundaki çıkış görüntüsü üretilmektedir. Bu görüntü hesaplama aşamasına aktarılarak gözeneklilik değeri belirlenmektedir.

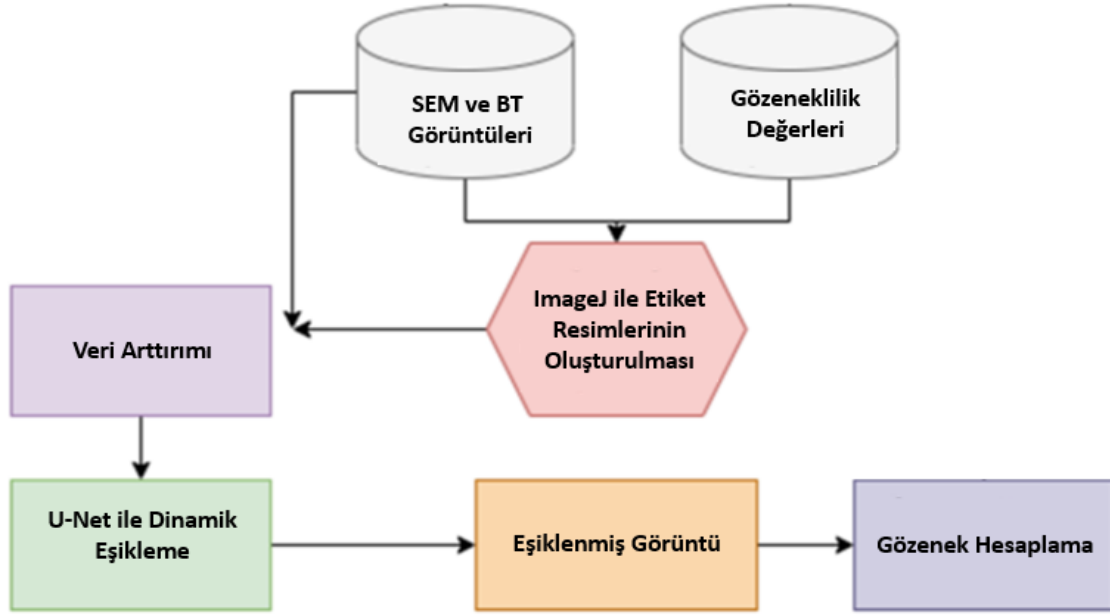
Eşiklenmiş Görüntülerden Gözenekliliğin Hesaplanması

Eğitilen yapay sinir ağı modeli girdi olarak aldığı SEM görüntüsünü eşikleyerek çıktı katmanında döndürmektedir. Bu çıktı görüntüsünde siyah pikseller boşluğu, beyaz pikseller ise malzemeyi temsil etmektedir. Porozite ise siyah piksellerin toplam piksellere oranlanması ile bulunmuştur ve bu hesaplama için formül Eşitlik 1'de verilmiştir. Şekil 4'te hesaplama aşamasında kullanılan eşiklenmiş görsellere ait örnek bir görsel görülmektedir. Şekil 5'te ise sistemin genel blok gösterimi verilmiştir.

$$\text{Gözeneklilik} = \left(\frac{V_{\text{boşluk}}}{V_{\text{toplam}}} \right) \times 100 \quad (1)$$



Şekil 4. Eşiklenmiş Görselde Gözenek Yapıları; a) Ham SEM Görüntüsü (Ertuş, 2020), b) U-Net, c) Imagej, d) MIPAR e) K-Means Kümeleme



Şekil 5. U-Net Yöntemiyle Dinamik Eşikleme ve Gözeneklilik Hesaplama Yaklaşımına İlişkin Genel Blok Gösterim

Önerilen yöntemde ham SEM görüntüleri ve bu görüntülere uygulanan dönüşümler sonucu üretilen artırılmış verisetinden ImageJ yöntemi ile etiket görüntüleri oluşturulmuştur. Fiziksel olarak ölçülmüş gözeneklilik değerleri ile görüntüler eşleştirilmesi ile oluşturulan etiket görüntüleri gözetimli öğrenme prensibi gereği ağı eğitimi ve test sürecinde gözeneklilik değerini temsil etmektedir. Daha sonra U-Net mimarisi ile her girdi görüntüsü değişken eşik değerleri olarak segmente edilmiştir. Eşitlik 1’de verilen $V_{boşluk}$ segmentasyon sonrası elde edilen görüntüdeki boşlukların hacmini, V_{toplam} ise görüntünün toplam hacmini temsil eder. Bu hesaplama sonucunda her bir segmentasyon sonucu elde edilen görüntü için bir gözeneklilik değeri elde edilir, böylece malzemenin gözeneklilik durumu görsel veriler üzerinden hesaplanmış olur.

BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada sınırlı veri ile başarılı sonuçlar veren derin öğrenme yöntemlerinden biri olan U-Net mimarisi ile görüntü segmentasyonu gerçekleştirilmiştir. U-Net mimarisinin hızlı olması ve hafif veriler üzerinde ideal başarı göstermesi nedeniyle materyal üzerinde yapılan testlerde U-Net modeli tercih edilmiştir. Bu sayede modelin çok daha verimli ve hızlı segmentasyon yaptığı gözlemlenmiştir. Eğitime ait kayıp değerleri Şekil 6’da gösterilmiştir.



Şekil 6. Eğitim Sürecine Ait Yitim Değeri Grafiği

Bu çalışmada kullanılan 846 görüntü içeren veri setinin ~%75’lik bölümü olan 635 görüntü ağı eğitimi için kullanılmış kalan 211 görüntü ise test aşamasına aktarılmıştır. İncelenen test verilerine ait Arşimet metodu sonuçları referans alınarak önerilen derin öğrenme tabanlı dinamik eşikleme metodunun ürettiği gözeneklilik değerleri ve diğer yöntemler tarafından hesaplanan gözeneklilik değerleri karşılaştırılmıştır. Elde edilen tüm sonuçlar Tablo 1’de

özetlenmiştir. İncelenen görsellerde U-Net ile dinamik eşikleme tekniği kullanılarak elde edilen ölçümler deneysel verilere kıyasla ortalama 89.6 ± 5.3 benzerlik göstermektedir.

Tablo 1. Farklı Yöntemler İçin Gözeneklilik Ölçüm Sonuçları

Yöntem	U-NET	ImageJ	K-Means	MIPAR
Ortalama % Doğruluk	89.6 ± 5.3	89.5 ± 4.1	41.6 ± 1.6	86.1 ± 2.1

Yaygın olarak kullanılan ImageJ (Otsu algoritması) ve MIPAR algoritması ile hesaplanan gözeneklilik değerleri incelendiğinde doğruluk oranı sırasıyla ortalama 89.5 ± 4.1 ve 86.1 ± 2.1 değerine ulaşmaktadır. Bu sonuçlar, bu iki yöntemin porozite oranlarını doğru bir şekilde belirlenmesinde U-NET'e yaklaştığını göstermektedir. Diğer taraftan K-Means ile yapılan hesaplamalarda 41.6 ± 1.6 gibi düşük bir doğruluk oranı elde edilmiştir. Bu sonuçlar, U-NET'in malzemelerin porozite oranlarını doğru bir şekilde belirlemede etkili bir araç olduğunu göstermektedir. U-NET derin öğrenme prensiplerine dayanarak karmaşık ilişkileri öğrenme kapasitesine sahiptir. Bunun, mikroskop görüntülerindeki ince detayları daha iyi kavramasına yardımcı olduğu düşünülmektedir. U-Net, çeşitli özellik haritalarını kullanarak bilgi kayıplarını minimize etmektedir. Böylece gözenek segmentasyonunda daha kesin sonuçlar elde edilmesine katkı sağlamıştır. U-Net, genellikle veri artırımı ve seyrekleştirme gibi tekniklerle eğitilerek daha genelleştirilebilir ve aşırı uyuma karşı daha dirençli bir modeldir. Dinamik eşik değeri belirleme yöntemi, farklı SEM görüntüleri için esnek bir şekilde eşik değerinin ayarlamasını sağlar.

Literatürde yer alan porozite hesaplamasında görüntü işleme tekniklerinin kullanıldığı bazı çalışmalar incelendiğinde; Rezaei vd. tarafından gerçekleştirilen çalışmada, İki eşikli Otsu algoritması, en doğru sonuçları vermiştir. Bu yöntem, helyum porozimetri ile uyumlu sonuçlar elde etmiştir ve genellikle yüksek doğruluk sağlamıştır. Ancak, yöntem mikroporozite varlığında zorlanmıştır. Çalışmada doğruluk metriği hesaplanmamış ortalama kare hatanın karekökü olarak tanımlanan ve bir modelin tahminlerinin gerçek değerlerden ne kadar sapma gösterdiğini ölçmek için kullanılan RMSE değerleri hesaplanmıştır (Rezaei et al., 2019). Elia vd.'nin yürüttüğü araştırmaya göre görüntü işleme yöntemleri, doğrudan ölçümler ve fiziksel yöntemlerle elde edilen sonuçlarla iyi bir uyum göstermiştir. Porozite doğruluğunun, kullanılan geleneksel yöntemlere göre genellikle iyi performans gösterdiği ifade edilmiş ancak sapma veya doğruluk miktarları hesaplanmamıştır (Elia et al., 2016). Haines vd. gerçekleştirdikleri çalışmada çeşitli karbonat litofasiyelerinde poroziteyi nicelendirmek için görüntü analizinin kullanımını araştırmaktadır. Toplam porozite, gözenek faz alanının toplam görüntü alanına oranı olarak hesaplanmıştır. Bu görüntü tabanlı porozite, doğruluğu değerlendirmek için He-porozimetresi ve sıvalı porozimetre ile elde edilen değerlerle karşılaştırılmıştır. Doğruluk litofasiyelerin dokusuna göre değişkenlik göstermiştir; mikroporozite içeren litofasiyelerde doğruluk %10'dan fazla sapma göstermiştir (Haines et al., 2015).

SONUÇ

Bu çalışmada gözeneklilik değerlerinin belirlenmesinde U-Net mimarisini esas alan derin öğrenme tabanlı dinamik eşikleme yöntemi kullanılmış ve bu yöntemin başarımı diğer yöntemlerle karşılaştırılmıştır. Böylece derin öğrenme modeli tarafından her gözenekli malzeme görseline ait eşik değerleri ayrı ayrı belirlenmiş ve 8 bit (256 renk) SEM görüntüsü 1 bit (2 renk) siyah-beyaz görüntüye dönüştürülerek bölütlenmiştir. Görsellerdeki siyah piksellerin sayısının, tüm piksel sayısına oranı hesaplanarak gözeneklilik tespiti gerçekleştirilmiştir.

Elde edilen sonuçlar, U-Net tabanlı dinamik eşikleme yönteminin, manuel eşikleme ve diğer geleneksel görüntü işleme yöntemlerine kıyasla daha yüksek bir doğrulukla gözeneklilik tespit ettiğini ortaya koymuştur. Test veri setinde ortalama doğruluk oranı $\%89.6 \pm 5.3$ olarak hesaplanmıştır. Deneysel sonuçlar, önerilen yöntemin gözeneklilik tespiti konusunda yüksek doğruluk ve güvenilirlik sağladığını göstermiştir.

Literatürde, gözeneklilik tespitinde kullanılan geleneksel yöntemler genellikle manuel eşikleme ve görüntü işleme tekniklerine dayanmaktadır. Bu yöntemler, genellikle düşük doğruluk ve kullanıcıdan kullanıcıya değişen sonuçlar üretmektedir. Kullanılan veri seti, mikroskop görüntülerinden elde edilen çeşitli gözenekli malzemeleri içermektedir.

Veri setinin homojenliğini ve çeşitliliğini artırmak amacıyla çeşitli veri artırma teknikleri uygulanmıştır. Bu teknikler arasında döndürme ve yansıtma işlemleri yer almakta olup, bu işlemler modelin farklı varyasyonlardaki görüntüleri öğrenmesini sağlamıştır. Sonuçlar, veri artırma tekniklerinin modelin genelleme yeteneğini artırdığını ve performansını iyileştirdiğini göstermiştir.

Bu çalışmanın sonuçları, endüstriyel uygulamalar için de büyük bir potansiyele sahiptir. Özellikle malzeme bilimi ve mühendisliği alanında, gözeneklilik tespiti önemli bir rol oynamaktadır. Önerilen yöntem, hızlı ve doğru bir şekilde gözeneklilik tespiti yapılabilmesi sayesinde, malzeme kalitesinin kontrolü ve üretim süreçlerinin iyileştirilmesi için kullanılabilir. Ayrıca, bu yöntemin diğer mikroskop görüntüleme ve malzeme analiz uygulamalarına da uyarlanabilir olması, geniş bir kullanım alanı sunmaktadır. Gelecekteki çalışmalar, yöntemimizin farklı malzeme türlerine ve farklı görüntüleme tekniklerine uyarlanabilirliğini araştırmayı hedeflemelidir. Ayrıca, daha büyük ve çeşitli veri setleri kullanılarak yöntemin genelleme yeteneği ve performansı daha da artırılabilir. Bunun yanı sıra, yöntemimizin gerçek zamanlı uygulamalar için optimize edilmesi, endüstriyel süreçlerde daha etkin kullanılmasını sağlayacaktır.

Çalışmanın devamında porozite oranının yanında gözenek sayısı ve boyut dağılımı vs. gibi özelliklerinde hesaplamaya dahil edilmesiyle geliştirilebilir bir yapıya evrilebileceği ve veri sayısının daha fazla olduğu uygulamalarda daha iyi sonuçlar verebileceği öngörülmektedir.

KAYNAKLAR

- Ahn, J., Jung, J., Kim, S., & Han, S.-I. (2014). X-ray image analysis of porosity of pervious concretes. *GEOMATE Journal*, 6(11), 796-799.
- Aly, A. F., Agameia, A., Eldesouky, A. S., & Sharaf, M. A. (2011). Scaffold development and characterization using CAD system. *Am. J. Biomed. Sci*, 3(4), 268-277.
- Arena, E., Rueden, C., Hiner, M., Wang, S., Yuan, M., & Eliceiri, K. (2017). Quantitating the cell: turning images into numbers with ImageJ, Wiley Interdiscip. *Rev. Dev. Biol.*, 6.
- Barea, R., Osendi, M. I., Ferreira, J. M., & Miranzo, P. (2005). Thermal conductivity of highly porous mullite material. *Acta materialia*, 53(11), 3313-3318.
- Barmala, M., Moheb, A., & Emadi, R. (2009). Applying Taguchi method for optimization of the synthesis condition of nano-porous alumina membrane by slip casting method. *Journal of Alloys and Compounds*, 485(1-2), 778-782.
- Buckman, J., Bankole, S. A., Zihms, S., Lewis, H., Couples, G., & Corbett, P. W. (2017). Quantifying porosity through automated image collection and batch image processing: case study of three carbonates and an aragonite cemented sandstone. *Geosciences*, 7(3), 70.
- Cardoso, V. G., da Silva Barros, E. N., & Barbosa, J. A. (2020). Porosity features extraction based on image segmentation technique applying k-means clustering algorithm. *Rio Oil & Gas*.
- Castilho, M., Gouveia, B., Pires, I., Rodrigues, J., & Pereira, M. (2015). The role of shell/core saturation level on the accuracy and mechanical characteristics of porous calcium phosphate models produced by 3Dprinting. *Rapid Prototyping Journal*, 21(1), 43-55.
- Chen, F., Zhao, J., Wang, H., Li, H., Yin, G., Cai, M., . . . Shen, Q. (2023). Oil-Retention and Oil-Bearing Tribological Properties of Nanoporous Copper Prepared Using a Chemical Dealloying Method. *Metals*, 13(7), 1232.
- Chen, M., Zhu, L., Dong, Y., Li, L., & Liu, J. (2016). Waste-to-resource strategy to fabricate highly porous whisker-structured mullite ceramic membrane for simulated oil-in-water emulsion wastewater treatment. *ACS Sustainable Chemistry & Engineering*, 4(4), 2098-2106.
- Chinnam, R., Bernardo, E., Will, J., & Boccaccini, A. (2015). Processing of porous glass ceramics from highly crystallisable industrial wastes. *Advances in Applied Ceramics*, 114(sup1), S11-S16.
- Deng, W., Yu, X., Sahimi, M., & Tsotsis, T. T. (2014). Highly permeable porous silicon carbide support tubes for the preparation of nanoporous inorganic membranes. *Journal of Membrane Science*, 451, 192-204.
- Díaz, A., & Hampshire, S. (2004). Characterisation of porous silicon nitride materials produced with starch. *Journal of the European Ceramic Society*, 24(2), 413-419.
- Elia, P., Nativ-Roth, E., Zeiri, Y., & Porat, Z. e. (2016). Determination of the average pore-size and total porosity in porous silicon layers by image processing of SEM micrographs. *Microporous and Mesoporous Materials*, 225, 465-471.
- Ertuş, E. B. (2020). Production and characterization of hierarchically porous transparent glasses.

- Ervural, S. (2021). Sınırlı veri setiyle sınıflama uygulamalarına yeni bir yaklaşım.
- Fukushima, M., Nakata, M., Zhou, Y., Ohji, T., & Yoshizawa, Y.-i. (2010). Fabrication and properties of ultra highly porous silicon carbide by the gelation–freezing method. *Journal of the European Ceramic Society*, 30(14), 2889-2896.
- Fukushima, M., & Yoshizawa, Y. i. (2014). Fabrication of highly porous silica thermal insulators prepared by gelation–freezing route. *Journal of the American Ceramic Society*, 97(3), 713-717.
- Garfi, G., John, C. M., Berg, S., & Krevor, S. (2020). The sensitivity of estimates of multiphase fluid and solid properties of porous rocks to image processing. *Transport in Porous Media*, 131(3), 985-1005.
- Ghasemi-Mobarakeh, L., Semnani, D., & Morshed, M. (2007). A novel method for porosity measurement of various surface layers of nanofibers mat using image analysis for tissue engineering applications. *Journal of applied polymer science*, 106(4), 2536-2542.
- Gültekin, E. E., Topateş, G., & Kurama, S. (2017). The effects of sintering temperature on phase and pore evolution in porcelain tiles. *Ceramics International*, 43(14), 11511-11515.
- Haines, T. J., Neilson, J. E., Healy, D., Michie, E. A., & Aplin, A. C. (2015). The impact of carbonate texture on the quantification of total porosity by image analysis. *Computers & geosciences*, 85, 112-125.
- Ishizaki, K., Komarneni, S., & Nanko, M. (2013). *Porous Materials: Process technology and applications* (Vol. 4): Springer science & business media.
- Kazup, Á., Fegyverneki, G., & Gács, Z. (2022). Evaluation of the Applicability of Computer-Aided Porosity Testing Methods for Different Pore Structures. *Metallography, Microstructure, and Analysis*, 11(5), 774-789.
- Kim, C. E., Yoon, J. S., & Hwang, H. J. (2009). Synthesis of nanoporous silica aerogel by ambient pressure drying. *Journal of sol-gel science and technology*, 49, 47-52.
- Koç, A. B., & Akgün, D. (2021). U-net mimarileri ile glioma tümör segmentasyonu üzerine bir literatür çalışması. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*(26), 407-414.
- Lacerda, L. D., Souza, D. F., Nunes, E. H., & Houmard, M. (2018). Macroporous alumina structures tailored by freeze-casting using naphthalene–camphor as freezing vehicle. *Ceramics International*, 44(13), 16010-16016.
- Lee, E.-J., Koh, Y.-H., Yoon, B.-H., Kim, H.-E., & Kim, H.-W. (2007). Highly porous hydroxyapatite bioceramics with interconnected pore channels using camphene-based freeze casting. *Materials Letters*, 61(11-12), 2270-2273.
- Lee, M., & Sordelet, D. (2006). Nanoporous metallic glass with high surface area. *Scripta materialia*, 55(10), 947-950.
- Leu, L., Berg, S., Enzmann, F., Armstrong, R. T., & Kersten, M. (2014). Fast X-ray micro-tomography of multiphase flow in berea sandstone: A sensitivity study on image processing. *Transport in Porous Media*, 105(2), 451-469.
- Li, Z., Zhang, Z., Zhao, W., Li, X., Han, G., & Zhang, J. (2020). A simple method to control the pore structure and shape of freeze-cast porous SiC ceramics. *Ceramics International*, 46(16), 26078-26084.
- Lin, X., Gong, H., Zhang, Y., Bi, J., Feng, Y., Liu, Y., & Wang, S. (2019). Dielectric properties of porous SiC/Si₃N₄ ceramics by polysilazane immersion-pyrolysis. *Progress in Natural Science: Materials International*, 29(2), 184-189.
- Malik, J., Kiranyaz, S., Al-Raoush, R. I., Monga, O., Garnier, P., Fofou, S., . . . Baveye, P. C. (2022). 3D Quantum Cuts for automatic segmentation of porous media in tomography images. *Computers & Geosciences*, 159, 105017.
- Mazón, P., & Piedad, N. (2018). Porous scaffold prepared from α' L-Dicalcium silicate doped with phosphorus for bone grafts. *Ceramics International*, 44(1), 537-545.
- Nakahira, A., Tamai, M., Miki, S., & Pezzotti, G. (2002). Fracture behavior and biocompatibility evaluation of nylon-infiltrated porous hydroxyapatite. *Journal of materials science*, 37, 4425-4430.
- Novais, R. M., Seabra, M., & Labrincha, J. (2014). Ceramic tiles with controlled porosity and low thermal conductivity by using pore-forming agents. *Ceramics International*, 40(8), 11637-11648.
- Ogura, K., Yamada, M., Hirahara, O., Mita, M., Erdman, N., & Nielsen, C. (2010). Gigantic montages with a fully automated FE-SEM (serial sections of a mouse brain tissue). *Microscopy and Microanalysis*, 16(S2), 52-53.

- Peng, Y., Chen, J., Song, A. Y., Catrysse, P. B., Hsu, P.-C., Cai, L., . . . Wu, D. S. (2018). Nanoporous polyethylene microfibrils for large-scale radiative cooling fabric. *Nature sustainability*, 1(2), 105-112.
- Pinto, J., Dumon, M., Rodriguez-Perez, M. A., Garcia, R., & Dietz, C. (2014). Block copolymers self-assembly allows obtaining tunable micro or nanoporous membranes or depth filters based on PMMA; fabrication method and nanostructures. *The Journal of Physical Chemistry C*, 118(9), 4656-4663.
- Rezaei, F., Izadi, H., Memarian, H., & Baniassadi, M. (2019). The effectiveness of different thresholding techniques in segmenting micro CT images of porous carbonates to estimate porosity. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 177, 518-527. doi:<https://doi.org/10.1016/j.petrol.2018.12.063>
- Schneider, C. A., Rasband, W. S., & Eliceiri, K. W. (2012). NIH Image to ImageJ: 25 years of image analysis. *Nature methods*, 9(7), 671-675.
- Sosa, J. M., Huber, D. E., Welk, B., & Fraser, H. L. (2014). Development and application of MIPAR™: a novel software package for two-and three-dimensional microstructural characterization. *Integrating materials and manufacturing innovation*, 3, 123-140.
- Sulem, J., & Ouffroukh, H. (2006). Shear banding in drained and undrained triaxial tests on a saturated sandstone: Porosity and permeability evolution. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 43(2), 292-310.
- Wu, Z., Sun, L., Pan, J., & Wang, J. (2018). Highly porous Y2SiO5 ceramic with extremely low thermal conductivity prepared by foam-gelcasting-freeze drying method. *Journal of the American Ceramic Society*, 101(3), 1042-1047.
- Xie, B., Zhao, H., Long, H., Peng, J., & Liu, R. (2019). 3D characteristics of pores in SiC particle preforms with different starch contents by X-ray micro-computed tomography. *Ceramics International*, 45(18), 23924-23933.
- Yang, H., Li, J., Zhou, Z., & Ruan, J. (2013). Structural preparation and biocompatibility evaluation of highly porous Tantalum scaffolds. *Materials Letters*, 100, 152-155.
- Zawrah, M., Khattab, R., Girgis, L. G., El Shereefy, E., & Sawan, S. A. (2014). Effect of CTAB as a foaming agent on the properties of alumina ceramic membranes. *Ceramics International*, 40(4), 5299-5305.
- Zhang, R., Fang, D., Pei, Y., & Zhou, L. (2012). Microstructure, mechanical and dielectric properties of highly porous silicon nitride ceramics produced by a new water-based freeze casting. *Ceramics International*, 38(5), 4373-4377.
- Zhang, Y., Yokogawa, Y., Feng, X., Tao, Y., & Li, Y. (2010). Preparation and properties of bimodal porous apatite ceramics through slip casting using different hydroxyapatite powders. *Ceramics International*, 36(1), 107-113.
- Zou, Y., & Malzbender, J. (2016). Development and optimization of porosity measurement techniques. *Ceramics International*, 42(2), 2861-2870.
- Zuo, K. H., Zhang, Y., Zeng, Y.-P., & Jiang, D. (2011). Pore-forming agent induced microstructure evolution of freeze casted hydroxyapatite. *Ceramics International*, 37(1), 407-410.