

Hava Lidar Verisi Üzerinde K-Ortalamlar ve Bulanık C-Ortalama ile Bina Çıkarımı

Şeyma Akça ^{1*}

^{1*} Harran Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 63290, Şanlıurfa, Türkiye; (seymakca@harran.edu.tr)



*Sorumlu Yazar:
seymakca@harran.edu.tr

Araştırma Makalesi

Alıntı: Akça, Ş. (2023). Hava Lidar verisi üzerinde K-Ortalamlar ve Bulanık C-Ortalama ile Bina Çıkarımı. *Türkiye LiDAR Dergisi*, 5(2), 45-51.

Geliş : 13.09.2023
Revize : 11.10.2023
Kabul : 01.11.2023
Yayınlama : 31.12.2023

Özet

Otomatik bina çıkarımı, kentsel planlama, afet yönetimi, 3 boyutlu (3B) bina modelleme, arazi değerlendirme ve Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) veri tabanlarının güncellenmesi gibi birçok alanda önemli bir rol oynamaktadır. Bu uygulamalarda, özellikle şehirlerin büyümesi ve gelişmesi ile birlikte bina yerleşimleri giderek karmaşık hale gelmektedir. Bu karmaşıklık, geleneksel yöntemlerle bu verilerin elde edilmesini ve güncellenmesini zorlaştırmaktadır. Kümeleme, veri içindeki desenleri ve benzer yapıları bulmayı amaçlayan bir veri analizi yöntemidir. Bu yöntem, genellikle büyük veri kümelerinde bilgi çıkarmayı basitleştirmek için kullanılır. Özellikle makine öğrenimi, veri madenciliği ve görüntü analizi gibi alanlarda, veri analizi süreçlerinde büyük bir öneme sahiptir. Veri analizi, verilerdeki önemli bilgileri çıkarmak ve bu bilgileri anlamak için temel bir araçtır. Lidar, darbeli lazer kullanarak kendi konumundan Dünya'nın yüzeyine olan mesafeyi ölçen ve Dünya'nın şekli ve formu hakkında üç boyutlu bilgi sunan bir uzaktan algılama yöntemidir. Hava Lidar verileri, özellik çıkarma, arazi modelleme ve Sayısal Yüzey Modeli oluşturma gibi uygulamalar için birçok araştırmacı tarafından kullanılmaktadır. Lidar, geleneksel veri toplama yöntemlerinden farklı olarak daha az iş gücü ile üç boyutlu veri oluşturma imkanı sağlar. Ancak Lidar verileri üzerinden otomatik bina çıkarımı, verinin doğası gereği karmaşık bir konudur. Bu çalışmada, Lidar verilerinden otomatik bina çıkarımı, nokta bulutu işleme ve analizi için önerilen yöntemlerle gerçekleştirilmiştir. Özellikle, K-Ortalamlar ve Bulanık C-Ortalamlar kümeleme yöntemleri, farklı bina sayıları içeren veri setlerine uygulanmıştır. Sonuçlar, K-Ortalamlar ve Bulanık C-Ortalamlar yöntemlerinin benzer sonuçlar ürettiğini göstermektedir. Nokta verilerinin yakınlığı, düzeni ve geometrik yapısı, kümeleme yöntemlerinin daha doğru sonuçlar üretmesinde önemli bir etken olduğu gözlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Lidar, K-Ortalamlar, bulanık C-Ortalama, bina çıkarımı, nokta bulutu.

Building Extraction with K-Means and Fuzzy C-Means on Airborne Lidar Data

*Corresponding Author:
seymakca@harran.edu.tr

Research Article

Citation: Akça, Ş. (2023). Building Extraction with K-Means and Fuzzy C-Means on Airborne Lidar Data. *Turkish Journal of LiDAR*, 5(2), 45-51 (in Turkish).

Received : 13.09.2023
Revised : 11.10.2023
Accepted : 01.11.2023
Published : 31.12.2023

Abstract

Automatic building extraction plays a crucial role in many fields such as urban planning, disaster management, 3D building modeling, land evaluation, and updating GIS databases. Clustering is a data analysis method aimed at finding patterns and similar structures within the data. This method is often used to simplify information extraction in large datasets and holds significant importance, especially in fields like machine learning, data mining, and image analysis, serving as a fundamental tool in data analysis processes. Lidar is a remote sensing method that measures the distance from its location to the Earth's surface using pulsed laser and provides three-dimensional information about the shape and form of the Earth's surface. Lidar offers the advantage of obtaining three-dimensional data with less effort compared to traditional data sources. However, automatic building extraction from Lidar data remains a complex issue due to the inherent nature of the data. In this study, automatic building extraction from Lidar data was conducted using clustering-based approaches with the recommended methodology for point cloud processing and analysis. Specifically, the K-Means and Fuzzy C-Means clustering methods were applied to datasets containing different numbers of buildings. The results indicated that both K-Means and Fuzzy C-Means methods produced similar results. It was observed that the proximity, arrangement, and geometric structure of the point data played a significant role in the accuracy of the clustering methods.

Keywords: Lidar, K-Means, fuzzy C-Means, building extraction, point clouds.

1. Giriş

Otomatik bina çıkarımı, kentsel planlama, afet yönetimi, 3 boyutlu (3B) bina modelleme ve Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) veri tabanlarının güncellenmesi, arazi değerlemesi ve afet yönetimi gibi birçok uygulamada önemli bir rol oynamaktadır (Akbulut vd., 2018; Awrangjeb ve Fraser, 2014; Adjiski vd., 2023).

Kümeleme, veri içerisindeki örüntü ve benzer yapıları bulmayı amaçlayan; makine öğrenimi, veri madenciliği, örüntü tanıma, görüntü analizi ve biyo-informatik gibi çeşitli alanlarda veri analizi için kullanılan bir veri tanımlama yöntemidir (Neeraj ve Maurya, 2020). Kümeleme yöntemleri, etiketli veri gerektirmeyen denetimsiz öğrenme yaklaşımıdır. Kümeleme yöntemleri olasılıksal, katı ve bulanık kümeleme yöntemleri olarak üç gruba ayrılır. Katı kümeleme yöntemlerinde bir veri yalnızca bir kümeye seçilirken; bulanık kümeleme yöntemlerinde, değer belirli bir üyelik derecesine sahip olup birden fazla kümeye ait olabilmektedir (Panda vd., 2012). Olasılıksal kümeleme yöntemleri ise kümelenecek noktanın bir oranlamaya bağlı olarak, söz konusu küme merkezine olan uzaklığıyla ters orantılı olacak şekilde atama yapılan yöntemlerdir (Ben-Israel ve Iyigun, 2008).

Lidar (*Light Detection and Ranging*), bulunduğu konumdan darbeli lazer ile Dünya'ya olan mesafeyi ölçüp Dünya yüzeyinin şekli ve formu hakkında 3B bilgi sunan bir uzaktan algılama yöntemidir (Polat ve Uysal, 2016). Lidar'ın avantajı, geleneksel veri toplama yöntemlerine nazaran daha az iş gücü ile 3B verilere sahip olma olanağı sunmasıdır. Hava Lidar sistemi genellikle bir uçak üzerine monte edilir ve Küresel Konumlama Sistemi (KKS) ve Ataletsel Navigasyon Sistemi (ANS) sistemleriyle desteklenir. Temel olarak bir verici tarafından lazer darbeleri gönderilir ve geri dönen lazer ışını alınarak hassas bir şekilde toplanan 3B yoğun nokta bulutu verisi oluşturulur. Sinyal gönderimi ve alımı arasındaki seyahat süresi kullanılarak 3B nokta bulutu verileri oluşturulur. Hava Lidar verileri, özellikle özellik çıkarma ve zemin modelleme ve Sayısal Yüzey Modeli (SYM) oluşturma uygulamaları için birçok araştırmacı tarafından kullanılmaktadır. Bina, ağaç vb. gibi özellikleri çıkarmak ve zemin modelleri oluşturmak için öncelikle zemin ve zemin olmayan arasındaki ayrımın yapılması gerekmektedir. Böylece çıkartılan zemin noktaları, arazi modellemesi ve Sayısal Yükseklik Modeli (DEM) oluşturulması için kullanılabilir (Sevgen ve Karsli, 2020).

Literatürde nokta bulutundan bina çıkarımı çalışmaları incelendiğinde; (Du vd. 2017) nokta ve grid tabanlı yaklaşımlar ile bina çıkarımı gerçekleştirmişlerdir. Bitkiler ile binaları birbirinden ayırmak için normal vektörün varyansına dayalı bir

yöntem önermişlerdir. Lidar ve ortofoto verilerine dayalı, NDVI ve entropi de bitki ve binaların ayrımında kullanılmıştır (Gilani vd., 2016). Bina çıkarımında morfolojik filtreleme tabanlı yaklaşımlar olduğu (Meng vd., 2009; Cheng vd., 2013; Mongus vd., 2014) gibi çok bilinen RANSAC algoritması ile de bina çıkarımı gerçekleştirilen çalışmalar mevcuttur (Verma vd., 2006; Tarsha-Kurdi vd., 2008; Chen vd., 2012). Bunun yanısıra denetimsiz öğrenme yöntemleriyle bina çıkarımı yapılmıştır (Yang vd., 2013; Miliarsis ve Kokkas, 2007). Belirtilen çalışmalar verinin kendi yapısına nazaran ayrıca bir donanım ve hesaplama maliyeti gerektirdiğinden bu makale kapsamında nokta bulutundan bina çıkarımı için hesaplama maliyeti daha düşük olan kümeleme tabanlı bir metodoloji önerilmiştir.

Gerçekleştirilen çalışmada kümeleme tabanlı K-Ortalamlar ve Bulanık C-Ortalama (BCO) yöntemleri ile Harita Genel Müdürlüğü'nden temin edilen Bergama bölgesine ait Lidar verisi üzerinde bina çıkarımı gerçekleştirilmiştir (Kayı vd., 2015; Zeybek, 2022). BCO, K-Ortalamlar kümelemesine algoritmaları yakın sonuçlar üretmiştir.

2. Yöntem

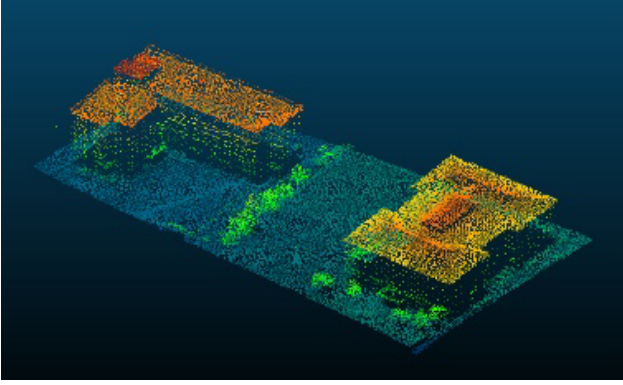
2.1. Çalışma Bölgesi ve Lidar Verisi

Çalışmada Harita Genel Müdürlüğü tarafından sağlanan Bergama Lidar verisi kullanılmıştır. Riegl LMS-Q1560 LiDAR sensörü kullanılarak ölçüm yapılan Lidar verisi için referans koordinat sistemi WGS 84 / UTM zone 35N olarak tanımlanmıştır. Uçuş yüksekliği 1200 m olup nokta yoğunluğu metrekareye minimum 8 nokta içerecek şekilde, 32 kolon ve %25 bindirmeli olarak uçulmuştur (Kayı vd., 2015; Sevgen, 2019; Zeybek, 2022). Şekil 1'de çalışma bölgesine ait görsel verilmiştir.



Şekil 1. Çalışma Bölgesi Bergama (Kayı vd., 2015'ten değiştirilerek).

Bergama Lidar verisinden farklı sayılarda bina içerecek şekilde 4 farklı veri seti oluşturulmuştur (Bkz. Tablo 1). Oluşturulan farklı sayıda bina içeren veri setlerinden 2 binaya ait veri seti 1 Şekil 2’de verilmiştir. Veri setlerinden zemine ait nokta bulutu, eşik değeri verilerek ayrılmıştır. Ardından K-Ortalamlar ve BCO ile bina çıkarımı gerçekleştirilmiştir. Çalışmaya ait uygulama MATLAB ortamında gerçekleştirilmiştir.



Şekil 2. Veri seti 1’e ait Lidar verisi.

Tablo 1. Veri setleri ve içerdiği bina ve referans nokta sayısı

Veri seti	1	2	3	4
Bina sayısı	2	3	4	5
Bina 1	15162	445	2595	642
Bina 2	10509	687	2772	646
Bina 3	-	742	1993	676
Bina 4	-	-	2146	762
Bina 5	-	-	-	651

2.2. K-Ortalamlar

K-Ortalamlar m adet verinin belirlenen mesafe fonksiyonuna bağlı olarak K adet kümeye ayrılması sağlayan bir yöntemdir. Kümedeki her bir nesnenin mümkün olduğu kadar birbirine yakın olması hedeflenirken, diğer kümelere oldukça uzak olması sağlanır. Her küme sahip olduğu bir küme merkezi (*centroid*) karakterize edilir. Küme merkezi, kümelerdeki verinin konum değerlerinin ortalamasıyla üretilir. K-Ortalamlar yönteminde rastgele belirlenen küme sayısı çoğunlukla arama uzayında küresel minimum çözümü için gerekli olan başlangıç noktasına bağlı olduğu gibi kullanıcı tarafından belirlenen küme sayısı ile de kümeleme ve küme merkezi üretilebilir. Süreç, verideki her bir değer bir kümeye atanana kadar ve küme merkezleri değişmeye kadar iteratif olarak devam eder (Ghosh ve Dubey, 2013; Ng, 2000). K-Ortalamlar yöntemi görüntü sınıflandırma (Lv vd., 2019) ve görüntü segmentasyonu (Dhanachandra vd., 2015), doğal dil işleme de semantik girdilerin kümelenmesi (Alhawarat ve Hegazi, 2018) gibi alanlarda uygulanmıştır. K-Ortalamlar denklemi J ile tanımlanırsa,

Burada, önceden de belirtildiği üzere k küme sayısını, m veri sayısını, c_j küme merkezini ve $x_i^{(j)}$ ’nin kümedeki i .ninci değeri ifade eder (Eşitlik 1).

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^m \|x_i^{(j)} - c_j\|^2 \quad (1)$$

2.3. Bulanık C-Ortalama (BCO)

1981 yılında Bezdek (Bezde vd., 1984) tarafından geliştirilen Bulanık C-Ortalama yöntemi, K-Ortalamlar gibi özellik çıkarımı, kümeleme ve sınıflandırıcı seçimi gibi çeşitli problemlerde uygulanan bir denetimsiz öğrenme yöntemidir. BCO ile veri setindeki her bir değer küme merkezine yakın veya uzak olmasına bağlı olarak $[0,1]$ arasında değişen bir üyelik değerine sahip olur ve buna bağlı olarak birden fazla kümeye atanabilir (Peker ve Kubat, 2021). Küme içi karesel hata toplamı minimum olacak şekilde, veri belirlenen k adet kümeye iteratif olarak ayrılır. BCO amaç fonksiyonu, $1 \leq n < \infty$ aralığına bağlı olarak minimize edilir (Ghosh ve Dubey, 2013; Kang vd., 2009; Suganya ve Shanthi, 2012). Eşitlik 2’deki m , bulanıklık değerini ifade etmektedir.

$$J = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^c u_{ij}^n \|x_i - v_j\|^2 \quad (2)$$

v_j ile ifade edilen küme merkezleri Eşitlik (3) ile hesaplanır.

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^m u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^m u_{ij}^m} \quad (3)$$

Üyelik değeri u_{ij} , öncelikle rasgele atanır ve Eşitlik (4)’e göre güncellenir.

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_{ik}\|}{\|x_i - v_{jk}\|} \right)^{2/(n-1)}} \quad (4)$$

3. Bulgular ve Tartışma

Veri setleri üzerinde K-Ortalamlar ve BCO ile yapılan kümeleme sonuçlarına ait bina çıkarımları aşağıda sunulmuştur.

Şekil 3’te verilen veri seti 1’e ait kümeleme sonuçları incelendiğinde, her iki yöntemle yapılan analiz sonucunda binalara ait noktalar başarılı bir şekilde kümelenmiştir. Her iki yöntem de mevcut verinin tamamını bir sınıfa dahil etme yaklaşımı ile çalıştığı için, yapısal olarak binaya ait olmayan bazı noktalarda yakın olduğu kümeye dahil edilmiştir. Yöntemlerin hesapladığı küme merkezleri X ve Y yönünde aynı değerde olmalarına karşın Z ekseninde

farklılık göstermektedir. Küme merkezlerindeki farklılığa rağmen elde edilen sonuçlar benzerdir. Her iki yöntem farklı bina şekillerine rağmen kümeleme işlemini gerçekleştirebilmiştir.

Veri seti 2’de farklı geometrik formda olan binalar arasında her iki yöntem arasında yalnızca 2 noktanın kümelenmesi farklılık göstermiş olup (bkz. Tablo 2) şekilde de görüldüğü üzere üretilen sonuçlar birbirine çok yakındır.

Şekil 5’te verilen veri seti 3’e ait sonuçlar incelendiğinde K-Ortalamlar ve BCO yöntemleri arasında 11 noktanın kümelenmesinin farklılık gösterdiği görülmüştür. Şekil 5’te verilen K-ortalamlar sonucunda daire içerisinde bu farklılık gözükmemektedir. Nokta sayısının fazla olduğu bu veri setinde binaların sıralanış yapısı da kümeleme algoritmalarının performansında etkili olmuştur. Binaların birbirine karşılıklı olarak yakın olması ortaya çıkan kümeleme farklılığının temel sebebidir.

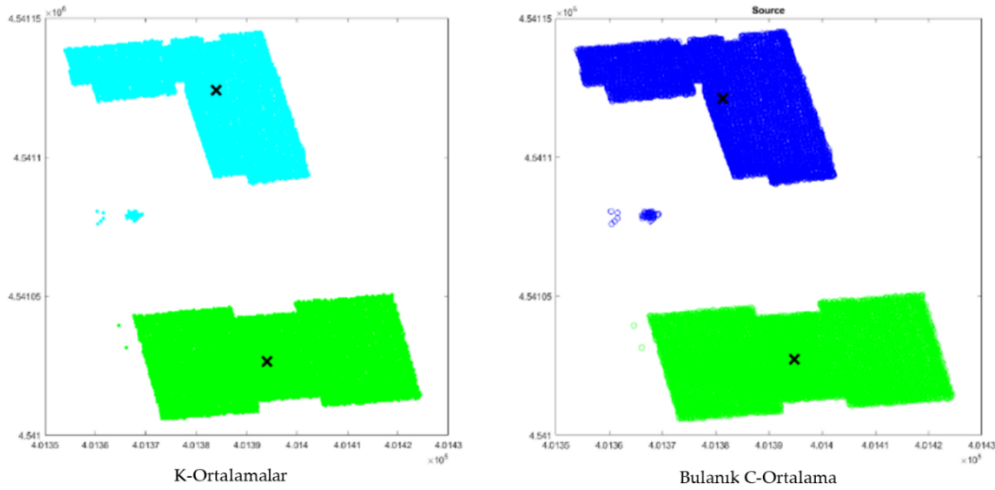
Şekil 6’da verilen veri seti 4’e ait sonuçlar incelendiğinde, her iki yöntem içinde kümelere atanan nokta sayısı ve buna bağlı bina çıkarımı birebir aynı olmuştur. Noktaların oluşturduğu binaların yan yana

konumlanması yöntemlerin iyi sonuç üretmesinde etkindir. Bina çıkarımı için kümeleme sonrası atanan nokta sayıları Tablo 2’de verilmiştir. Tablo 1’de verilen binalara ait referans nokta sayıları ile kümeleme sonrasında atanan noktalar arasındaki farklar yine Tablo 2’de belirtilmiştir.

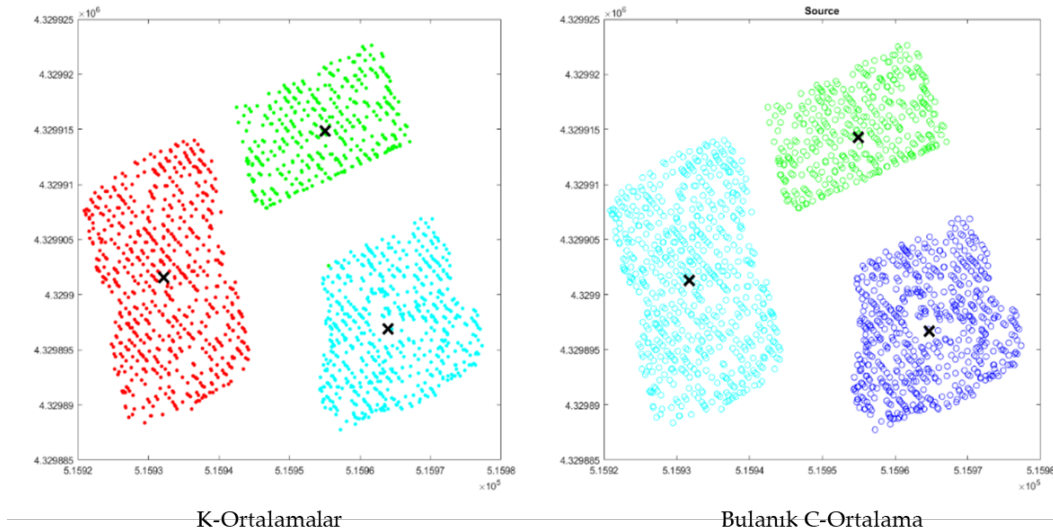
Tablo 2 incelediğinde, kümeleme işleminde binaları temsil eden noktaların geometrik şekilleri de noktaların doğru kümeye atanmasında etkili olduğu görülmüştür.

Veri seti 2’de olduğu gibi birbirine yakın farklı geometrik formdaki noktaların kümelenmesinde K-Ortalamlar ve BCO yöntemleri farklı sonuçlar üretmiştir. Veri seti 1 ve 4’te yan yana sıralanan belirli formdaki noktalar her iki yöntem içinde birebir aynı olarak sınıflanırken; veri seti 3’te binaların yakın olması nedeniyle yine yöntemler arasında farklı kümeleme sonucu üretilmiştir.

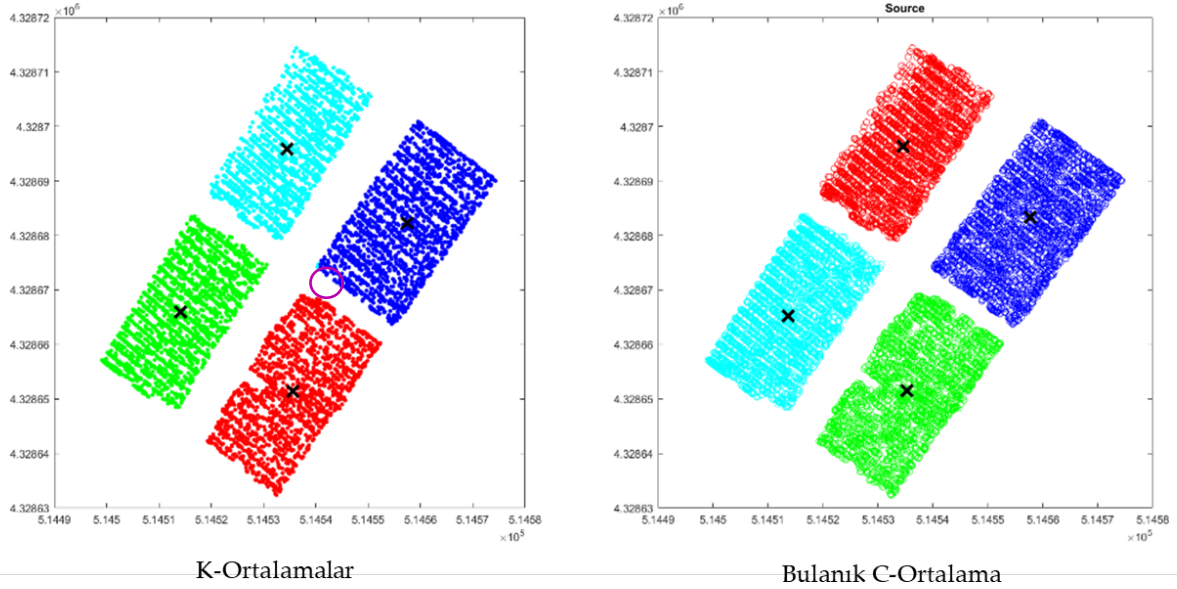
Bu noktada, binaların temsil eden nokta yığınlarının birbirine yakınlık, diziliş ve birlikte temsil ettiği geometrik şekil, algoritmaların küme merkezleri ve buna bağlı olarak noktaların kümelemesinde etkili olduğu görülmüştür.



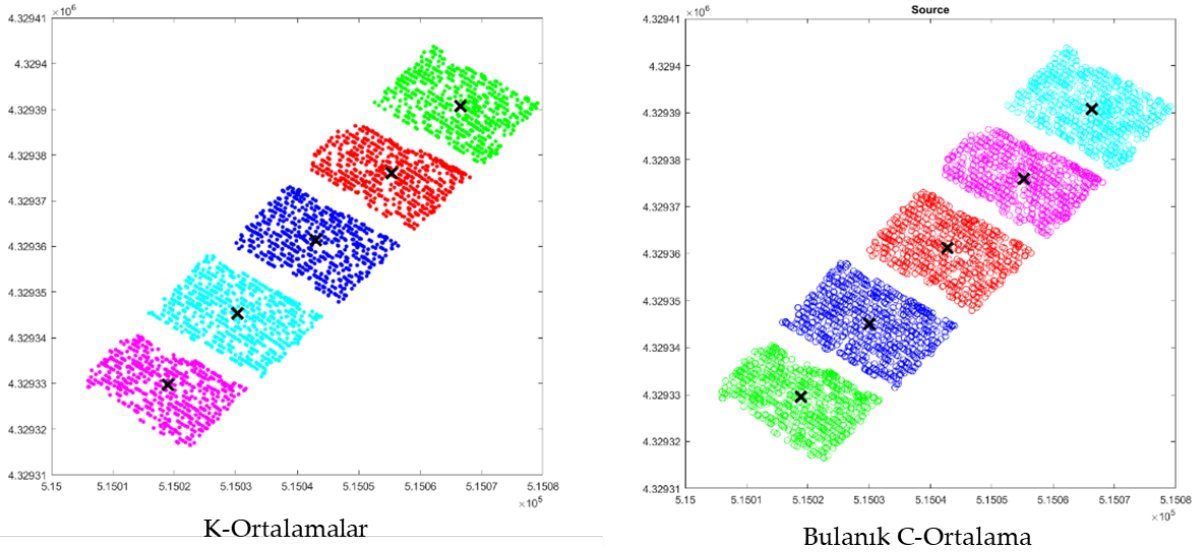
Şekil 3. Veri seti 1’e ait kümeleme sonuçları ('x' işareti küme merkezlerini ifade etmektedir).



Şekil 4. Veri seti 2’e ait kümeleme sonuçları.



Şekil 5. Veri seti 3'e ait kümeleme sonuçları.



Şekil 6. Veri seti 4'e ait kümeleme sonuçları.

Tablo 2. Kümelenen nokta sayısı ve farklar

	Veriseti 1	Referans Nokta ile Kümelenen Nokta Farkları		
		BCO	Δ_{K-Ort}	Δ_{BCO}
	K-Ortalamlar	BCO	Δ_{K-Ort}	Δ_{BCO}
1.Bina	15162	15162	0	0
2.Bina	10509	10509	0	0
	Veriseti 2	BCO	Δ_{K-Ort}	Δ_{BCO}
1.Bina	445	444	0	-1
2.Bina	687	688	0	+1
3.Bina	742	742	0	0
	Veriseti 3	BCO	Δ_{K-Ort}	Δ_{BCO}
1.Bina	2595	2595	0	0
2.Bina	2776	2772	+4	0
3.Bina	1993	1993	0	0
4.Bina	2139	2146	-7	0
	Veriseti 4	BCO	Δ_{K-Ort}	Δ_{BCO}
1.Bina	642	642	0	0
2.Bina	646	646	0	0
3.Bina	676	676	0	0
4.Bina	762	762	0	0
5.Bina	651	651	0	0

4. Sonuçlar

Bu çalışmada Bergama bölgesine ait Lidar verisi üzerinde oluşturulan farklı veri setleri üzerinde bina çıkarımı kümeleme tabanlı K-Ortalamlar ve Bulanık C-Ortalama yöntemleriyle otomatik olarak gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde, veri seti 1 ve 4'de noktalar her iki yöntemde de birebir aynı olarak kümelendiği görülmüştür. Veri seti 2 ve 3 binaya ait verilerse ise; Veri seti 2 için toplamda 2 farklı bina olarak kümelendiği; Veri seti 3'de binada bu fark 11'dir. Veri seti 1 ve 3'de benzer kümeleme sonuçları üretmiş olup küme merkezleri farklılık göstermiştir. Sonuç olarak incelendiğinde iki yöntem arasında ciddi bir farklılık görülmemiştir ancak binaları temsil eden nokta verilerinin yakınlığı, dizilişi ve oluşturduğu geometrik form kümeleme yöntemlerinin doğru sonuç üretmesinde etken bir faktör olduğu görülmüştür.

Yazarların Katkısı

Çalışma tek yazarlıdır.

Çıkar Çatışması Beyanı

Yazarlar arasında herhangi bir çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Yapılan çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur.

Kaynaklar

- Adjiski V., Kaplan, G., & Mijalkovski, S. (2023). Assessment of the solar energy potential of rooftops using LiDAR datasets and GIS based approach. *International Journal of Engineering and Geosciences*, 8(2), 188-199.
- Akbulut, Z., Özdemir, S., Acar, H., & Karsli, F. (2018). Automatic building extraction from image and LiDAR data with active contour segmentation. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 46, 2057-2068.
- Alhawarat, M., & Hegazi, M. (2018). Revisiting k-means and topic modeling, a comparison study to cluster arabic documents. *IEEE Access*, 6, 42740-42749.
- Awrangjeb, M., & Fraser, C. S. (2014). An automatic and threshold-free performance evaluation system for building extraction techniques from airborne LIDAR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(10), 4184-4198.
- Ben-Israel, A., & Iyigun, C. (2008). Probabilistic d-clustering. *Journal of Classification*, 25, 5-26.
- Bezdek, J. C., Ehrlich, R., & Full, W. (1984). FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. *Computers & geosciences*, 10(2-3), 191-203.

- Chen, D., Zhang, L., Li, J., & Liu, R. (2012). Urban building roof segmentation from airborne lidar point clouds. *International journal of remote sensing*, 33(20), 6497-6515.
- Cheng, L., Zhao, W., Han, P., Zhang, W., Shan, J., Liu, Y., & Li, M. (2013). Building region derivation from LiDAR data using a reversed iterative mathematic morphological algorithm. *Optics Communications*, 286, 244-250.
- Gilani, S. A. N., Awrangjeb, M., & Lu, G. (2016). An automatic building extraction and regularisation technique using lidar point cloud data and orthoimage. *Remote Sensing*, 8(3), 258.
- Ghosh, S., & Dubey, S. K. (2013). Comparative analysis of k-means and fuzzy c-means algorithms. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 4(4).
- Dhanachandra, N., Manglem, K., & Chanu, Y. J. (2015). Image segmentation using K-means clustering algorithm and subtractive clustering algorithm. *Procedia Computer Science*, 54, 764-771.
- Du, S., Zhang, Y., Zou, Z., Xu, S., He, X., & Chen, S. (2017). Automatic building extraction from LiDAR data fusion of point and grid-based features. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 130, 294-307.
- Kang, J., Min, L., Luan, Q., Li, X., & Liu, J. (2009). Novel modified fuzzy c-means algorithm with applications. *Digital signal processing*, 19(2), 309-319.
- Kayi, A., Erdoğan, M., & Eker, O. (2015). Optech Ha-500 Ve Riegl Lms-Q1560 ile gerçekleştirilen LİDAR test sonuçları. *Harita dergisi*, 153(2), 42-46.
- Lv, Z., Liu, T., Shi, C., Benediktsson, J. A., & Du, H. (2019). Novel land cover change detection method based on K-means clustering and adaptive majority voting using bitemporal remote sensing images. *Ieee Access*, 7, 34425-34437.
- Meng, X., Wang, L., & Currit, N. (2009). Morphology-based building detection from airborne LIDAR data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 75(4), 437-442.
- Miliaresis, G., & Kokkas, N. (2007). Segmentation and object-based classification for the extraction of the building class from LIDAR DEMs. *Computers & geosciences*, 33(8), 1076-1087.
- Mongus, D., Lukač, N., & Žalik, B. (2014). Ground and building extraction from LiDAR data based on differential morphological profiles and locally fitted surfaces. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 93, 145-156.
- Neeraj, K. N., & Maurya, V. (2020). A review on machine learning (feature selection, classification and clustering) approaches of big data mining in different area of research. *Journal of Critical Reviews*, 7(19), 2610-2626.
- Ng, M. K. (2000). A note on constrained k-means algorithms. *Pattern Recognition*, 33(3), 515-519.

- Ozdemir, E., Karsli, F., Kavzoglu, T., Bahadir, M., & Yagmahan, A. (2022). A novel algorithm for regularization of building footprints using raw LiDAR point clouds. *Geocarto International*, 37(25), 7358-7380.
- Panda, S., Sahu, S., Jena, P., & Chattopadhyay, S. (2012). Comparing fuzzy-C means and K-means clustering techniques: a comprehensive study. In *Advances in Computer Science, Engineering & Applications: Proceedings of the Second International Conference on Computer Science, Engineering and Applications (ICCSEA 2012)*, May 25-27, 2012, New Delhi, India, 1, 451-460.
- Peker, N., & Kubat, C. (2021). Boyut Azaltmanın Bulanık C-Ortalama Kümeleme Teknikleri Üzerindeki Etkisi. *Veri Bilimi*, 4(1), 1-7.
- Polat, N., & Uysal, M. (2016). Hava lazer tarama sistemi, uygulama alanları ve kullanılan yazılımlara genel bir bakış. *Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 16(3), 679-692.
- Sevgen, S. C. (2019). Airborne lidar data classification in complex urban area using random forest: a case study of Bergama, Turkey. *International Journal of Engineering and Geosciences*, 4(1), 45-51.
- Sevgen, S. C., & Karsli, F. (2020). Automatic ground extraction for urban areas from airborne lidar data. *Turkish Journal of Engineering*, 4(3), 113-122.
- Suganya, R., & Shanthi, R. (2012). Fuzzy c-means algorithm-a review. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 2(11), 1.
- Tarsha-Kurdi, F., Landes, T., & Grussenmeyer, P. (2008). Extended RANSAC algorithm for automatic detection of building roof planes from LiDAR data. *The photogrammetric journal of Finland*, 21(1), 97-109.
- Verma, V., Kumar, R., & Hsu, S. (2006, Haziarn). 3D building detection and modeling from aerial LIDAR data. In 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06), 2, 2213-2220.
- Yang, B., Xu, W., & Dong, Z. (2013). Automated extraction of building outlines from airborne laser scanning point clouds. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 10(6), 1399-1403.
- Zeybek, M. (2022). Havasal LiDAR Nokta Bulutlarından Kentsel Yol Ağlarının Çıkarımı, Bergama Test Alanı. *Türkiye Lidar Dergisi*, 4(2), 53-59.



© Author(s) 2023.

This work is distributed under <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>