

Yüksek Çözünürlüklü Ortofoto ve Lidar Verisinden Hough Dönüşümü ve Algısal Gruplama Kuralları ile Bina Sınırlarının Çıkarımı

Gizem KARAKAŞ^{1*}, Mustafa TÜRKER¹

¹ Hacettepe Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Geomatik Mühendisliği Bölümü, Ankara.

*Sorumlu yazar e-posta: gizem.karakas@hacettepe.edu.tr ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-2490-1519>
mturker@hacettepe.edu.tr ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-5604-0472>

Geliş Tarihi: 30.04.2019;

Kabul Tarihi: 29.09.2019

Öz

Son yıllarda uzaktan algılama teknolojisindeki gelişmelerle nesne belirleme çalışmalarında artış olmuştur. Özellikle LiDAR (Light Detection and Ranging) verisi ve yüksek konumsal çözünürlüklü görüntülerden bina tespiti en yaygın çalışmalar arasında yer almıştır. Bu çalışmada, yüksek çözünürlüklü renkli (Kırmızı, Yeşil, Mavi) ortofoto ve LiDAR verilerinden otomatik bina çıkarımı için Hough dönüşümü ve algısal gruplama tabanlı bir yaklaşım geliştirilmiştir. Yaklaşımın ön işlemleri, ortofoto ve LiDAR verilerinin referanslandırılması, LiDAR verisinden gürültünün temizlenmesi ve yer filtrelemesi işlemlerini içermektedir. LiDAR verisinden sayısal yüzey modeli (SYM), sayısal arazi modeli (SAM) ve normalize edilmiş SYM (nSYM), ortofotodan da VARI (Visible Atmospherically Resistant Index) bitki indeksi oluşturulur. Sadece bitki ve bina nesnelerini elde etmek için nSYM verisine bir eşik değeri uygulanır. Bitki indeksi bandı kullanılarak eşiklenmiş nSYM verisinden bitki alanları maskelenir ve yalnız bina alanlarının kalması sağlanır. Bundan sonra, DoG (Difference of Gaussian) filtresi ile ortofotodan kenarlar çıkarılır. Elde edilen kenar görüntüsünden Hough dönüşümü ile binaları oluşturan çizgi segmentleri çıkarılır ve bu çalışmada uygulanan algısal gruplama kuralları ile çizgi segmentlerinden bina sınırlarının çıkarımı yapılır. Yaklaşım, İzmir ili, Bergama ilçesinden seçilen farklı özelliklere sahip test alanları üzerinde uygulanmıştır. Sonuçların doğruluk analizlerinde piksel-tabanlı ve nesne-tabanlı iki farklı yöntem kullanılmıştır. Piksel tabanlı ve nesne tabanlı yöntemlere göre, ortalama BBBüt (Building Detection Completeness – Bina Belirleme Bütünlüğü) değeri sırasıyla %79.61- %90.76 ve BBDoğ (Bina Belirleme Doğruluğu – Building Detection Correctness) değeri %95.74- %100 olarak hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlar, uygulanan yaklaşımın ortofoto ve LiDAR verilerinden bina çıkarımında oldukça başarılı olduğunu göstermektedir. Elde edilen sonuçlar, uygulanan yaklaşımın ortofoto ve LiDAR verilerinden bina çıkarımında oldukça başarılı olduğunu göstermektedir.

Anahtar kelimeler

LiDAR; Yüksek Çözünürlüklü Ortofoto; DoG Filtresi; Hough Dönüşümü; Algısal Gruplama

Extraction of Building Boundaries Using Hough Transform and Perceptual Grouping Rules from High Resolution Orthophotos and LiDAR Data

Abstract

In recent years, with the development of remote sensing technology there has been an increase in object detection studies. Especially, building detection from LiDAR data and high resolution images has become one of the most common used studies. In this study, an approach based on Hough transform and perceptual grouping has been developed for automatic building extraction from high resolution orthophotos and LiDAR. Pre-processing of the approach, consists of the registration of LiDAR and orthophotos, noise removal and ground filtering of LiDAR data. Digital Surface- Terrain Model (DSM-DTM) and normalized Digital Surface Model (nDSM) are generated from LiDAR, and VARI index is generated from orthophoto. To obtain only the vegetation and the building objects a threshold is applied to nDSM. The vegetation areas are masked from the thresholded nDSM with the vegetation index band and the building areas remained. The edges are extracted from orthophoto using the DoG filter. Line segments that form buildings are extracted from the obtained edge image using Hough transform, and

Keywords

LiDAR; High Resolution Orthophoto; DoG Filter; Hough Transform; Perceptual Grouping

the building boundaries are constructed using these line segments through the developed perceptual grouping rules. The approach was tested on test fields with different characteristics selected from the city of Bergama/ Izmir province, Turkey. Two different methods, pixel and object-based, were used for the accuracy assessments. According to pixel- object-based methods, the average BDCor. rates were %79.61- %90.76 and and BDCor. rates were %95.74- %100, respectively. The results demonstrate that the developed approach is quite successful in the extraction of buildings from orthophotos and LiDAR.

© Afyon Kocatepe Üniversitesi

1. Giriş

Yüksek konumsal çözünürlüklü uydu görüntülerinden nesne belirleme çalışmaları son yıllarda önemli bir araştırma konusu haline gelmiştir. Nesne belirleme, kentsel değişim ve gelişimin izlenmesi, kartografik harita üretimi, şehir planlama, afet yönetimi ve taşınmaz değerlendirme gibi birçok alan için önem arz etmektedir. Kentsel alanlarda nesne belirleme çalışmalarında binalar en önemli nesnelere olarak ön plana çıkmaktadır (Chen et al. 2012). Güncel bina verisinin doğru ve hızlı bir şekilde otomatik olarak elde edilmesi şehir modellerinin oluşturulmasında da önem arz etmektedir (Awrangjeb et al. 2010).

Otomatik bina çıkarımı ile ilgili literatürde yapılan birçok çalışma mevcuttur. Bu çalışmalar incelendiğinde uydu görüntülerinden hatasız bir şekilde otomatik bina çıkarımının hala mümkün olmadığı görülmektedir. Arazi karmaşıklığı, eksik nesne çıkarımı ve tek bir algılayıcıya bağlı olma bu duruma neden olan etkenlerdendir (Awrangjeb et al. 2010, Sohn and Dowman 2007, Cheng et al. 2008). Oklüzyon, zayıf kontrast, gölge oluşumu, elverişsiz görüntü perspektifi gibi nedenlerden dolayı, nesnelere çıkarımında önemli kayıplar olabilmektedir. Ayrıca, bina çıkarımında kullanılan veriler farklı konumsal ve spektral çözünürlüklere sahip çeşitli kaynaklardan elde edilmektedir ve her kaynak kendine özgü avantaj ve dezavantajlara sahiptir (Awrangjeb et al. 2010). Bu durumlar göz önünde bulundurulduğunda, bina belirleme teknikleri üç gruba ayrılır (Hyuk et al. 2008). İlk grup çalışmalarda sadece optik veriler kullanılmaktadır (Yalçın 2008, Güdücü 2008, Shaker et al. 2011, Türker and Koc-San 2015). İkinci grup çalışmalarda, sadece LiDAR (Light Detection and Ranging) tekniği ile üretilen nokta bulutu verileri kullanılmaktadır

(Miliareisis and Kokkas 2007, Wang and Schenk 2010, Tsenga and Hungb 2016, Ramiya et al. 2017). Bina nesnelere belirlenmesi sürecinde her iki gruptaki verilerin kendi içerisinde avantaj ve dezavantajları olduğu için, bu iki gruptaki veriler birleştirilerek üçüncü grup çalışmaları oluşturulmuştur. Bu iki veri setinin entegrasyonu, optik ve LiDAR algılayıcıların kısıtlarını gidermektedir. Çünkü bu iki algılayıcı birbirlerini tamamlayıcı niteliklere sahiptir. Bina çıkarımı doğruluğunu artırmak için LiDAR verilerindeki yoğunluk ve yükseklik bilgisi, optik algılayıcılardan elde edilen görüntülerdeki doku ve bölge sınır bilgileri ile birlikte kullanılmaktadır (Awrangjeb et al. 2010). Bu bağlamda, Sohn and Dowman (2007) tarafından yapılan çalışmada, bina çıkarımı için pan-keskinleştirilmiş görüntü ve LiDAR nokta bulutu verisi kullanılarak yeni bir yaklaşım geliştirilmiştir. Yaklaşım bina belirleme ve bina tanımlama olmak üzere iki temel adımdan oluşmaktadır. Bina belirleme aşamasında, binalar bina olmayan kentsel nesnelere kaldırılarak belirlenmiştir. Bina tanımlama aşamasında, belirlenen binalar üzerine yoğunlaştırılmıştır. İkili uzay bölümlenme ağacı (binary space partitioning tree) algoritmasına dayanarak, bina sınırlarının yeniden yapılandırılması için bina birim şekli (building unit shape) metodu kullanılmıştır. Çalışmada bina belirleme doğruluk oranı %90 olarak hesaplanmıştır. Hyuk et al. (2008) tarafından yapılan çalışmada, LiDAR verisi ve fotogrametrik görüntü ile yönlü histogramlar, segmentleri ayırma-birleştirme ve çizgi segmentlerini eşleştirme ile üç adımdan oluşan yeni bir bina belirleme algoritması önerilmiştir. İlk adımda, yönlü histogramlar ve bu histogramların entropileri ile birlikte yerel maksimum tekniği uygulanarak LiDAR verisinden başlangıç bina bölgeleri çıkartılmıştır. İkinci adımda, fotogrametrik görüntüden elde edilen segmentasyon sonucu ile LiDAR sonuçları birleştirilerek genel bina sınırları

elde edilmiştir. Son adımda, çizgi segmentleri eşleştirme ve algısal gruplama kullanılarak genel bina sınırlarına dayanan kesin bina sınırları çıkarılmıştır. İki farklı test alanı için %95.05 ve %90.74 doğruluk oranlarına ulaşılmıştır. Awrangjeb et al. (2010) tarafından yapılan çalışmada, 0.5 m nokta aralıklı LiDAR nokta bulutu verisi, 0.15 m çözünürlüklü renkli ortofoto ve Sayısal Yükseklik Modeli (SYM) kullanılmıştır. LiDAR verisinden birincil bina maskesi ve ikincil bina maskesi elde edilmiştir. Birincil bina maskesinden Canny algoritması ile çizgi segmentleri çıkarılmış ve normalize edilmiş fark bitki indeksi (NDVI) kullanılarak ağaçlara ait çizgi segmentleri kaldırılmıştır. Kalan çizgi segmentleri ilk bina konumlarını oluşturmaktadır. Sonuç binalar YIQ-yoğunluk, renk tonu ve doygunluk renk sisteminde orto görüntü ve iki maske kullanılarak ilk bina konumlarından elde edilmiştir. Doğruluk analizleri nesne-tabanlı, piksel-tabanlı ve geometrik olarak üç yöntemle yapılmıştır. Nesne-tabanlı bütünlük (completeness) doğruluk oranı %97, piksel-tabanlı bütünlük doğruluk oranı %78 ve geometrik doğruluk 13 piksel olarak hesaplanmıştır. Grigillo and Kanjir (2012) tarafından yapılan çalışmada, bina alanlarını ve bitki örtüsünü tespit etmek için LiDAR verisi ve çoklu spektral görüntü kullanılmıştır. Bina çıkarımı için SAM, SYM ve nSYM üretilmiştir. nSYM' den ilk bina alanları elde edilmiş, görüntüden de bitki alanları elimine edilmiştir. Sonuç bina alanları morfolojik işlemler ile elde edilmiş ve bina sınırları Hough dönüşümü ile çıkarılmıştır. Bitki örtüsü alanları elde etmek için görüntü tekrarlamalı nesne tabanlı sınıflandırma yöntemiyle sınıflandırılmıştır. İlk iterasyonda gölgesiz alanlardaki kentsel nesnelere, ikinci iterasyonda ise gölgedeki nesnelere çıkarılmıştır. Ortalama bütünlük doğruluk oranı %90 olarak bulunmuştur. Siddiqui et al. (2016) tarafından yapılan çalışmada, yeni bir gradyan tabanlı bina çıkarımı yöntemi önerilmiştir. Yöntemde ilk olarak LiDAR yükseklik verisi yoğunluk görüntüsüne dönüştürülmüş ve görüntüdeki gradyan bilgisi analiz edilmiştir. Ağaçları ortadan kaldırmak için, gradyan bilgisi analizi işleminden sonra yerel renk eşleştirme yaklaşımı kullanılmıştır. Yerel renk eşleştirme analizi işleminin yanı sıra varyans, nokta yoğunluğu ve gölge eliminasyonu işlemleri de yapılmıştır. Elde

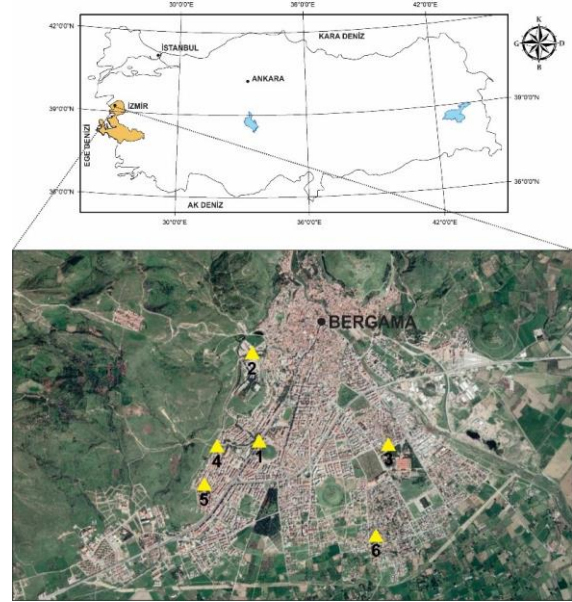
edilen sonuçlar, her büyüklükte ve şeffaf çatılara sahip binaların başarılı bir şekilde çıkarıldığını göstermiştir. Sun et al. (2018) tarafından yapılan çalışmada, bina sınırlarının çıkarımı için evrimsel sinir ağları (convolutional neural networks-CNN) ve aktif kontur model (ACM) iki farklı yöntem kullanılmıştır. Birinci yöntemde ACM, CNN yapı işlemine dahil edilirken, ikinci yöntemde önce CNN ile bina ayak izleri belirlenmiş ve son işlem için ACM kullanılmıştır. Akbulut vd. (2018) tarafından yapılan çalışmada, bina sınırlarının LiDAR nokta bulutu verisi ve görüntüden çıkarımı için aktif kontur algoritması kullanılmıştır. Başlangıç kontur konumları, bir dizi görüntü iyileştirme, bant oranı ve morfolojik işlemler ile tespit edilmiştir. Bitki örtüsü alanları ve gölgeler, segmentasyon kalitesini artırmak için bant oranlama ile kaldırılmıştır. LiDAR nokta bulutu verisi raster formata dönüştürülerek görüntü ek bantları olarak kullanılmıştır. Bu işlemlerin ardından birleştirilmiş görüntü ve başlangıç kontur konumları, bina sınırlarını çıkarmak için aktif kontur algoritmasında kullanılmıştır. LiDAR verisinin önerilen yöntemle katkısını belirlemek için bina sınırları, hem görüntüden hem de ek bant olarak kullanılan LiDAR verisinden çıkarılmıştır. Elde edilen başarı oranları %93 doğruluk, % 92 bütünlük ve %89 kalite doğruluğu şeklindedir.

Bu çalışmanın amacı yüksek konumsal çözünürlüklü renkli ortofoto ve LiDAR nokta bulutu verisinden bina sınırlarının çıkarımı için Hough dönüşümü ve algısal gruplama tabanlı bir yaklaşım geliştirmektir. Yaklaşım dört temel adımdan oluşmaktadır. Birinci adımda LiDAR nokta bulutu verisi ve ortofoto kullanılarak bina alanlarının belirlenmesi, ikinci adımda ortofotodan Difference of Gaussian (DoG) algoritması ile kenarların belirlenmesi, üçüncü adımda kenar görüntüsünden Hough dönüşümü ile çizgi segmentlerin çıkarılması ve son adımda algısal gruplama kuralları ile bina sınırlarının çıkarımı işlemleri yer almaktadır. Yaklaşım, İzmir ili, Bergama ilçesinden seçilen farklı özelliklere sahip test alanlarında uygulanmış ve elde edilen başarı oranları piksel-tabanlı ve nesne-tabanlı doğruluk analizi yöntemleriyle gösterilmiştir.

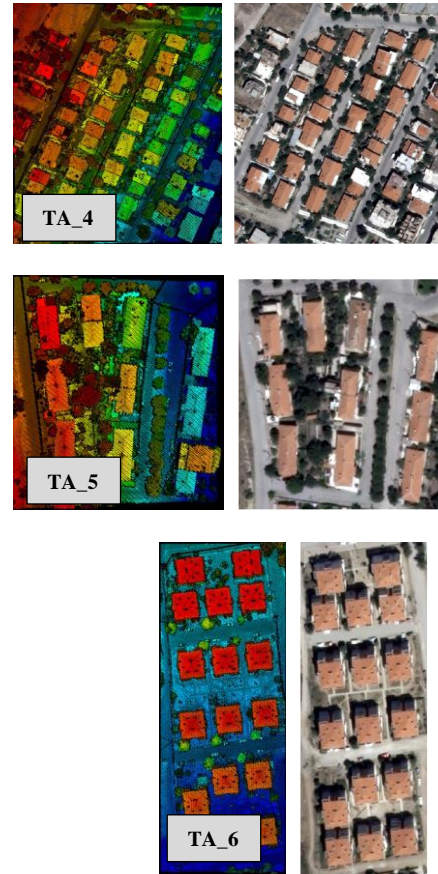
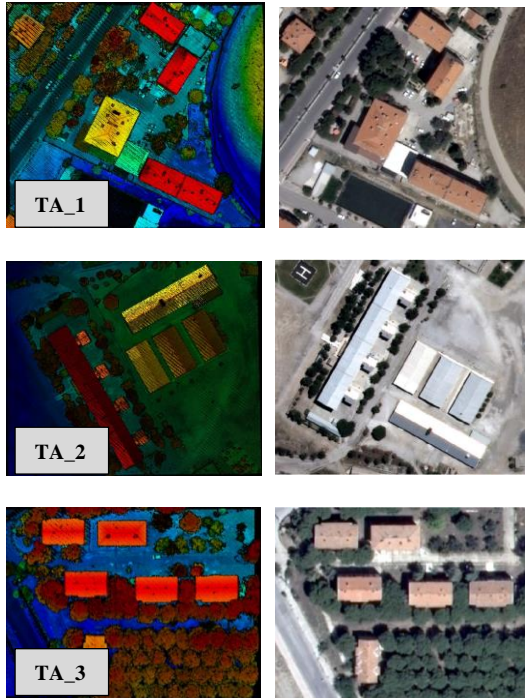
2. Test Alanları ve Veri setleri

Uygulanan yaklaşımın testleri için İzmir ili, Bergama ilçesinden farklı özelliklere sahip, farklı sayıda konut içeren ve bitki örtüsü alanlarının da bulunduğu 6 test alanı seçilmiştir. Test alanları TA_1, TA_2, TA_3, TA_4, TA_5, TA_6 olarak adlandırılmıştır (Şekil 1). Test alanlarında sırasıyla 6, 5, 6, 29, 10 ve 17 adet bina bulunmaktadır. Test alanları belirlenirken farklı sayıda konut içeren, farklı özelliklere sahip ve bitki örtüsü alanlarının bulunmasına dikkat edilmiştir. Çalışmada veri olarak LiDAR nokta bulutu verisi ve yüksek çözünürlüklü renkli ortofoto kullanılmıştır. Her bir test alanına ait LiDAR nokta bulutu verisi ve KYM ortofoto Şekil 2' de gösterilmiştir. LiDAR nokta bulutu verisi Harita Genel Müdürlüğü'nden (HGM) temin edilmiştir. Çalışma bölgesinde LiDAR uçuşu, 2014 yılında Optech firması tarafından Pegasus HA-500 sistemi ile 1200 m uçuş yüksekliğinden gerçekleştirilmiştir. Renkli ortofoto 30 cm konumsal çözünürlüğe sahip olup, Kırmızı, Yeşil ve Mavi (KYM) bantlardan oluşmaktadır. Renkli ortofoto TKGM (Tapu Kadastro Genel Müdürlüğü) tarafından temin

edilmiştir. Ortofoto görüntülerinin çekim tarihi 2010 yılına aittir. Yapılan görsel incelemeler neticesinde, ortofoto ve LiDAR nokta bulutu verisi arasında dört yıllık zaman farkı bulunmasına rağmen binalarda herhangi bir değişimin olmadığı görülmüştür.



Şekil 1. Test alanlarının konumları

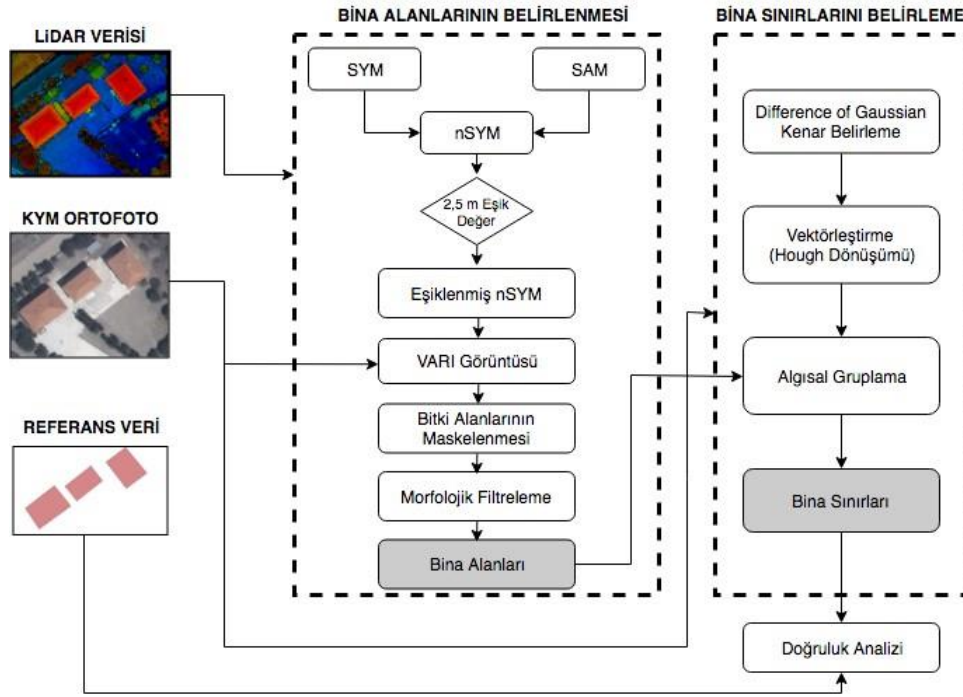


Şekil 2. Test alanlarına ait LiDAR nokta bulutu verisi ve KYM ortofoto görüntüsü

3. Yöntem

Yöntemin akış diyagramı Şekil 3'te gösterilmiştir. Yöntem dört temel adımdan oluşmaktadır: (i) Ortofoto ve LiDAR nokta bulutu verisinden bina alanlarının bulunması, (ii) ortofoto üzerinden

Difference of Gaussian (DoG) filtreleme yöntemiyle kenarların belirlenmesi, (iii) kenar görüntüsünden Hough dönüşümü ile çizgi segmentlerin çıkarılması ve (iv) uygulanan algısal gruplama kuralları ile bina sınırlarının çıkarılması.

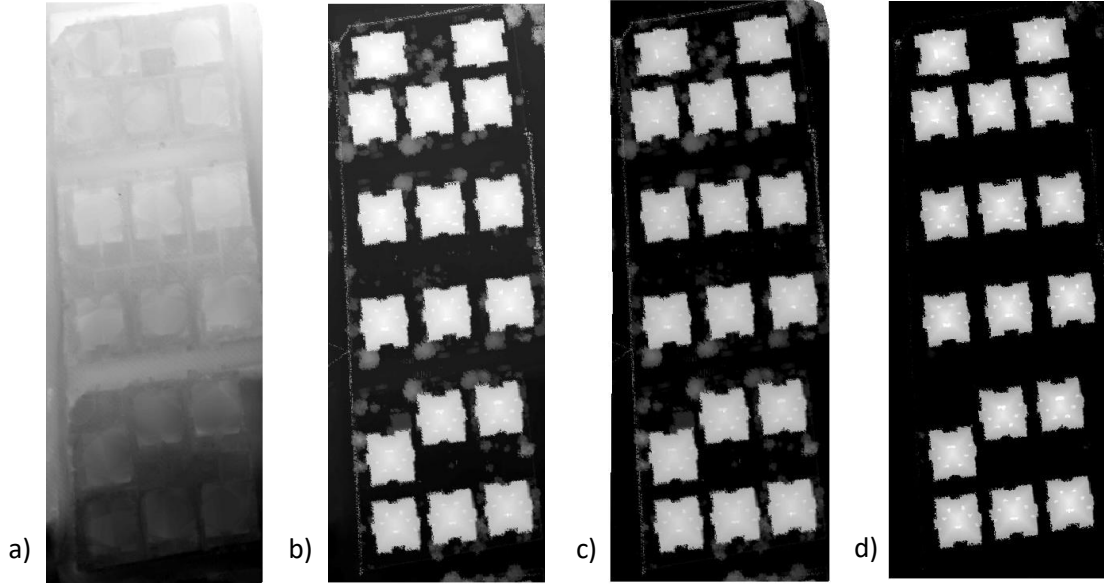


Şekil 3. Yöntem akış diyagramı

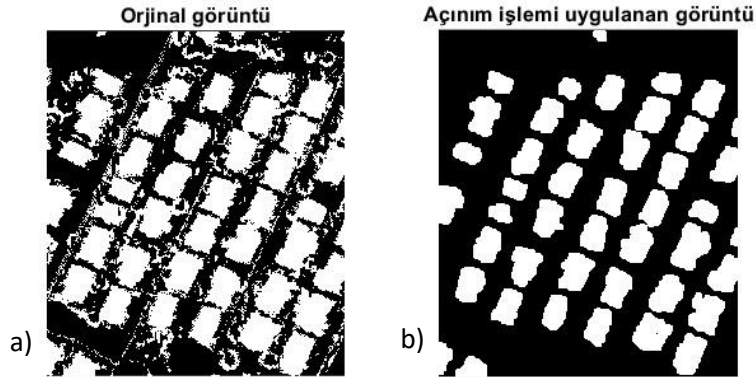
3.1. Bina alanlarının bulunması

Çalışmada kullanılan renkli ortofoto ve LiDAR nokta bulutu verilerinin farklı zamanlarda ve farklı platformlardan çekilmelerinden dolayı aralarında bir miktar kayıklık mevcuttur. Bu nedenle, ilk olarak bu veri setleri aynı koordinat sisteminde tanımlanmış ve iki veri setinin çakışması sağlanmıştır. LiDAR verisindeki bina köşelerinden kontrol noktası seçilerek, ortofoto görüntüsü LiDAR verisine referanslandırılmıştır. Bu işlem için, yeterli sayıda kontrol noktası ile polinom dönüşüm modeli kullanılmıştır. LiDAR nokta bulutu verisindeki gürültü giderilmiş ve Aşamalı TIN Yoğunlaştırma (Progressive TIN Densification) yöntemi ile filtrelenerek nokta bulutu verisi zemin ve zemin üstü olarak sınıflandırılmıştır. Bu sınıflandırma işleminin ardından, zemin sınıfı verisinden Sayısal Arazi Modeli (SAM) ve ilk geri dönen sinyallerden Sayısal Yüzey Modeli (SYM) oluşturulmuştur. SYM ve SAM

elde edildikten sonra, SYM 'den SAM çıkarılarak normalize edilmiş Sayısal Yüzey Modeli (nSYM) oluşturulmuştur ($nSYM = SYM - SAM$). Sadece bitki ve bina nesnelerinin kalması amacıyla, test alanlarındaki bina yüksekliklerinin 2.5 m'nin altında olmayacağı varsayımı yapılarak nSYM verisine 2.5 m eşik değeri uygulanmış ve nSYM verisi bu eşik değere göre yeniden sınıflandırılmıştır. Bu eşik değerinin altındaki nesnelere elimine edilmiş ve böylece eşiklenmiş nSYM elde edilmiştir (Şekil 4). Bundan sonra, VARI bitki indeksi (Cawse-Nicholson et al. 2013) ile ortofotodan bitki örtüsü alanları belirlenmiş, eşiklenmiş nSYM verisinden bitki örtüsü alanları elimine edilmiş, elde edilen görüntüye morfolojik filtreleme yapılmış ve bina alanları bulunmuştur. TA_4 test alanına ait eşiklenmiş nSYM verisinin morfolojik filtreleme öncesi ve sonrası görüntüleri sırasıyla Şekiller 5(a) ve 5(b)'de gösterilmiştir.



Şekil 4. TA_6 test alanına ait LiDAR nokta bulutu verisinden üretilen a) SAM, b) SYM, c) nSYM ve d) eşiklenmiş nSYM



Şekil 5. TA_4 test alanına ait eşiklenmiş nSYM verisinin (a) morfolojik iyileştirme öncesi görünümü ve (b) morfolojik iyileştirme sonrası görünümü

3.2. Bina Sınırlarının Çıkarılması

3.2.1 Ortofotodan kenarların belirlenmesi

Ortofotodan kenarların belirlenmesi için Difference of Gaussians (DoG) filtresi kullanılmıştır. DoG filtresi gri seviyeli görüntülere uygulandığı için çalışmada kullanılan KYM renkli ortofoto öncelikle gri seviyeli yoğunluk görüntüsüne dönüştürülmüştür. Bu dönüşüm için Eşitlik 1'de verilen KYM (RGB) renk uzayından YIQ (Yoğunluk, Ton ve Doygunluk) renk uzayına dönüşüm kullanılmıştır.

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.211 & -0.523 & 0.312 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

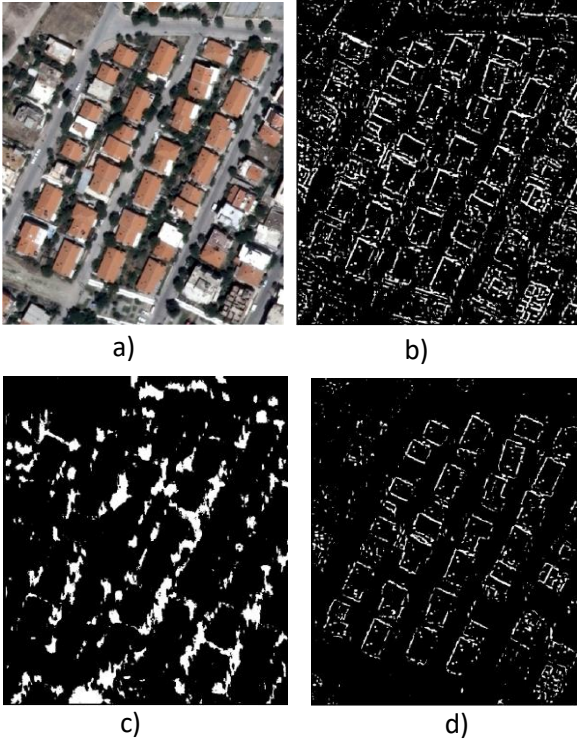
DoG filtresi diğer kenar belirleme filtrelerine göre, iki farklı alçak geçişli filtrelenen görüntü arasındaki farkı alarak, gürültüyü temsil eden yüksek frekanslı bileşenleri ve görüntüdeki homojen alanları temsil eden bazı düşük frekanslı bileşenleri bastıran bir filtredir (Eşitlik 2). Geçiş bandındaki frekans bileşenlerinin, görüntülerdeki kenarlarla ilişkili olduğu varsayılmaktadır (Int. Kyn.1).

$$DoG \triangleq G_{\sigma_1} - G_{\sigma_2} = \frac{1}{2\pi} \left(\frac{1}{\sigma_1} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_1^2}} - \frac{1}{\sigma_2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_2^2}} \right)$$

(2)

DoG filtresi ile kenarların çıkarılmasından sonra, VARI bitki indeksi görüntüsü kullanılarak kenar

görüntüsünden bitkilere ait kenar pikselleri elimine edilmiş ve böylece sadece binalara ait kenar piksellerinin kalması sağlanmıştır (Eşitlik 3). Elde edilen kenar piksellerine nSYM verisinden yükseklik değeri atanmıştır. Bu işlemlerin ardından, bina yükseklikleri dikkate alınarak belirlenen yükseklik eşik değerinin (YED) altında kalan kenar pikselleri elimine edilmiştir. Bu işlem adımları 4 nolu test alanı (TA_4) üzerinde Şekil 6'da gösterilmiştir. Şekil 6a'da renkli ortofoto gösterilmiştir. Renkli ortofotodan DoG algoritması ile belirlenen kenarlar Şekil 6b'de gösterilmiştir. Şekil 6c'de VARI bitki indeksi ile belirlenen bitki örtüsü alanlar gösterilmiştir. Kenar görüntüsünden bitki örtüsü alanlara ait kenarların maskelenip YED yükseklik eşik değeri uygulaması sonrası elde edilen kenar görüntüsü Şekil 6d'de gösterilmiştir.



Şekil 6. TA_4 test alanı için a) renkli ortofoto, b) DoG ile belirlenen kenar görüntüsü, c) bitki örtüsü maskesi, d) bitki örtüsü alanların kaldırılıp, yükseklik eşik değeri uygulaması sonrası elde edilen kenar görüntüsü

$$VARI = \frac{Yeşil - Kırmızı}{Yeşil + Kırmızı - Mavi} \quad (3)$$

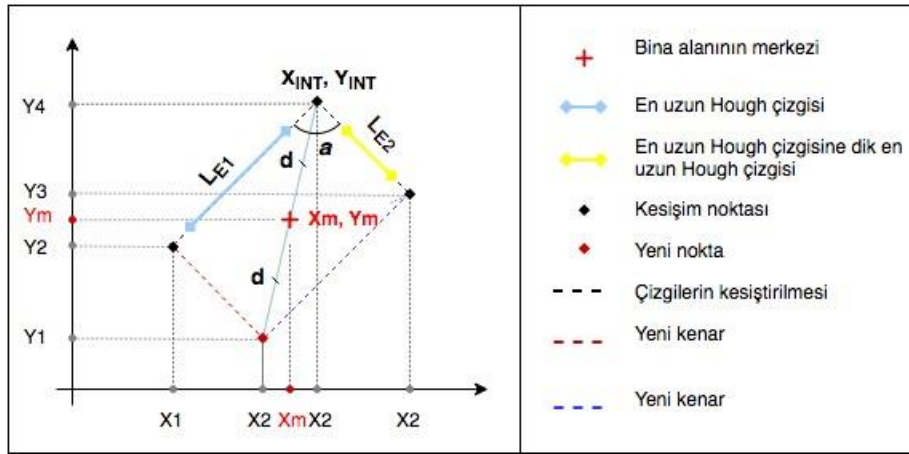
3.2.2 Hough dönüşümü ile binalara ait çizgi segmentlerin çıkarılması

Elde edilen kenar görüntüsünden bina kenarlarını çıkarmak için Hough dönüşümü kullanılmıştır (Hough 1962). Görüntülerdeki doğruların belirlenebilmesi için, görüntüdeki her bir noktaya ait x_i ve y_i piksel koordinatlarına karşılık, farklı doğrultuda geçen sonsuz sayıda çizgiler vardır. Bu çizgilerden yapılan dönüşüm sonrası görüntüde tanımlanan bir doğru yer almaktadır (Nixon and Aguado 2008). Her çizgi iki parametreyle (r, θ) ifade edilir ki bu (r, θ) çifti, Hough parametre uzayında bir eğriye (sinüsoid) karşılık gelir. Bu eğrinin kesişim noktası aranılan (r, θ) çiftini verir. Fakat, tek bir noktadan sonsuz sayıda çizgi geçtiği için olası (r, θ) çiftleri akümülatör dizilerinde depolanır. Akümülatör dizisindeki bu değerler görüntüdeki çizgileri gösterir.

Kenar görüntüsünden Hough dönüşümü ile bina kenarları çizgi segmentlerin çıkarılmasından sonra, binalara ait olmayan fazlalık çizgiler elimine edilmiştir. Bunun için belirlenen minimum çizgi segmenti uzunluk eşik değeri altında kalan çizgiler kaldırılmıştır. TA_6 test alanına ait kenar görüntüsünden Hough dönüşümü ile elde edilen bina kenarları çizgi segmentleri Şekil 7'de gösterilmiştir. Şekil 7c'de sarı ve kırmızı renkler çizgi segmentlerinin başlangıç ve bitiş noktalarını temsil etmektedir. Sarı renk, segmentlerin başlangıç noktasındaki pikseli, kırmızı renk ise segmentlerin bitiş noktasındaki pikseli göstermektedir.

dik en uzun kenar (L_{E_2}) belirlenir (Şekil 9). Bunun için, çizgi segmentleri arasındaki açı değerleri (α) hesaplanır. Birbirini dik kesen iki çizgi segmenti için diklik koşulu α değerinin 80° ile 100° ($90^\circ \pm 10$) arasında bir değer olmasıdır. Dolayısıyla, α değeri 80° ile 100° arasında olan çizgi segmentleri birbirini dik kesen çizgi segmentleri olarak kabul edilmektedir. Böylece, her bir binaya ait dik iki kenar bulunmuş olmaktadır. Bu iki kenarı gruplandırmak için, çizgiler arasındaki kesişim noktası (x_{INT}, y_{INT}) koordinatları 2B çizgi-çizgi kesişimi mantığı ile hesaplanmaktadır (Şekil 9). Bu kesişim noktası koordinatları, belirlenen kurala göre kenarların gruplandırılmasında iki çizginin yeni başlangıç veya bitiş noktası olarak kullanılmaktadır. Belirlenen dik en uzun iki kenarın (L_{E_1} ve L_{E_2}) kesişim noktası koordinatları (x_{INT}, y_{INT}) hesaplanıp bu kenarlar gruplandırıldıktan sonra, bina sınırı çıkarımını gerçekleştirebilmek için, kalan diğer iki kenarın da bulunması gerekir. Bunun için, kesişim noktası (x_{INT}, y_{INT}) ve bina alanı merkez noktası (x_m, y_m) arasındaki mesafe (d) hesaplanır (Şekil 9). Burada

merkez noktasının (x_m, y_m) bina orta noktasını temsil ettiği varsayımı yapılmaktadır. Merkez noktadan (x_m, y_m) ters yönde d kadar gidilerek yeni bir köşe noktası (x_{NP}, y_{NP}) hesaplanır (Şekil 9). Oluşturulan bir diğer kurala göre, bu yeni köşe noktasından binanın kalan diğer iki kenarı bulunup bina sınırı çıkarımı işlemi tamamlanır.



Şekil 9. Uygulanan bina sınırı çıkarımı algısal gruplama algoritmasının şematik gösterimi

3.3. Doğruluk Analizleri

Sonuçların doğruluk analizleri, çıkarılan bina sınırlarının, ortofotodan elle çizilen referans veriler ile karşılaştırılmak suretiyle yapılmıştır. Bu çalışmada doğruluk analizleri nesne-tabanlı ve piksel-tabanlı yöntemler kullanılarak yapılmıştır. Piksel-tabanlı yöntem için sonuç ve referans verinin piksel sayıları karşılaştırılmış, nesne-tabanlı yöntem içinse tespit edilen nesnelerin toplam nesne sayısına oranı kullanılmıştır. Nesne-tabanlı ve piksel-tabanlı doğruluk analizleri için Bina Belirleme Bütünlüğü-

BBBüt. (Building Detection Completeness), Bina Belirleme Doğruluğu-BBDöğ. (Building Detection Correctness) ve Kalite Yüzdesi-KY. (Quality Percentage) indeksleri kullanılmıştır (Eşitlik 4).

$$BBBüt = \frac{DP}{DP+YN} * 100$$

$$BBDöğ = \frac{DP}{DP+YP} * 100 \quad (4)$$

$$KY = \frac{DP}{DP+YN+YP} * 100$$

Eşitlik 4' te, DP (Doğru Pozitif), YP (Yanlış Pozitif) ve YN (Yanlış Negatif) kavramlarını ifade etmektedir. Doğru Pozitif (DP), hem referans veri setinde hem de sonuç veri setinde ortak olarak bulunan binaların sayısıdır. Yanlış Pozitif (YP), yöntemin belirlediği bina sayısıdır. Referans veri setinde herhangi bir binaya karşılık gelmez. Yanlış Negatif (YN), otomatik olarak belirlenmeyen referans veri setinde bulunan

binaların sayısıdır. Bu binalar yöntemin belirleyemediği binalardır.

4. Bulgular

Uygulanan yaklaşım ile test alanlarında çıkarılan bina sınırlarının piksel-tabanlı ve nesne-tabanlı doğruluk analizleri sonuçları Çizelge 1 ve Çizelge 2' de verilmiştir. Ayrıca, yaklaşım ile test alanlarında çıkarılan bina sınırları Şekil 10'da gösterilmiştir.

Çizelge 1. Piksel-tabanlı doğruluk analizleri sonuçları

Test Alanları	TP (piksel)	FN (piksel)	FP (piksel)	BBBüt. (%)	BBDoğ. (%)	KY. (%)
TA_1	19346	4633	307	80.68	98.44	79.66
TA_2	35761	10243	906	77.73	97.53	76.23
TA_3	14643	1111	760	92.95	95.07	88.67
TA_4	38589	21464	775	64.26	98.03	63.44
TA_5	21097	3609	2803	85.39	88.27	76.70
TA_6	31912	9722	964	76.65	97.07	74.91
Ortalama	-	-	-	79,61	95,74	76,60

Çizelge 2. Nesne-tabanlı doğruluk analizleri sonuçları

Test Alanları	TP (adet)	FN (adet)	FP (adet)	BBBüt. (%)	BBDoğ. (%)	KY. (%)
TA_1	5	1	0	83.33	100	83.33
TA_2	6	2	0	75.00	100	75.00
TA_3	6	0	0	100	100	100
TA_4	29	25	0	86.21	100	86.21
TA_5	10	0	0	100	100	100
TA_6	17	0	0	100	100	100
Ortalama	-	-	-	90,76	100	90,76



Şekil 10. Uygulanan yaklaşım ile test alanlarında çıkarılan bina sınırları

Mayer et al. (2006)' ya göre, bina belirleme sistemleri %70'in üzerinde Bina Belirleme Bütünlüğü (BBBüt) ve %85'in üzerinde Bina Belirleme Doğruluğu (BBDoğ) sağlamalıdır. Bu çalışmada uygulanan yaklaşım ile elde edilen sonuçlara ait hem piksel-tabanlı hem de nesne-tabanlı yöntemle hesaplanan doğruluk oranları (Çizelgeler 1 ve 2) Mayer et al. (2006) tarafından önerilen değerlerin üzerindedir. TA_1–TA_6 test alanlarına ait piksel-tabanlı BBBüt değerleri sırasıyla %80.68, %77.73, %92.95, %64.26, %85.39, %76.65 olarak ve BBDoğ değerleri sırasıyla %98.44, %97.53, %95.07, %98.03, %88.27 ve %97.07 olarak hesaplanmıştır. Yine, TA_1–TA_6 test alanlarına ait nesne-tabanlı BBBüt değerleri sırasıyla %83.33, %75.00, %100, %86.21, %100 ve %100 olarak ve BBDoğ değerleri tüm test alanları için %100 olarak hesaplanmıştır. Piksel-tabanlı ortalama BBBüt ve BBDoğ değerleri sırasıyla %79,61 ve %95,74, nesne-tabanlı ortalama BBBüt ve BBDoğ değerleri ise sırasıyla %90.76 ve %100 olarak hesaplanmıştır.

Piksel-tabanlı doğruluk analizleri sonuçlarına göre (Çizelge 1), test alanlarının yalnız bir tanesinde (TA_4) BBBüt doğruluk oranı %70' in altında hesaplanmış olup elde edilen sonuçlar uygulanan algısal gruplama yönteminin geçerliliğini göstermektedir. TA_3 için hesaplanan BBDoğ değeri (%92.95), test alanları içindeki en yüksek BBBüt değeri ile doğruluk oranına sahiptir. Tüm test alanları için hesaplanan BBDoğ değerleri %85'in üzerindedir.

Nesne-tabanlı doğruluk analizleri sonuçlarına göre (Çizelge 2), tüm test alanlarına ait BBBüt doğruluk oranları %70'in üzerinde hesaplanmıştır. Tüm test alanlarına ait BBDoğ değerleri ise %100 olarak hesaplanmıştır. Elde edilen bu doğruluk değerleri uygulanan yaklaşımın yüksek başarı oranına sahip olduğunu göstermektedir.

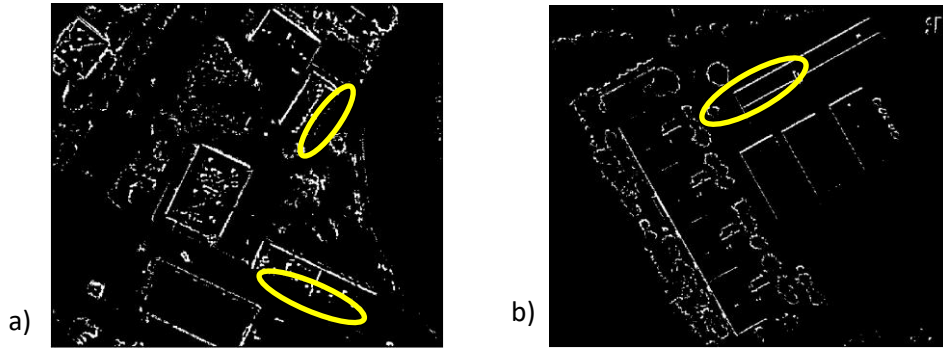
4.1. Ortofotodan bina kenarlarının çıkarılması

Orotofotodan bina kenarlarının çıkarılması için kullanılan DoG algoritması (Eşitlik 2) pencere boyutu ve σ parametreleri önemli parametrelerdir. σ parametresi değerinin seçiminde σ_2 değerinin σ_1 değerine göre daha küçük bir değer seçilmesi gerekmektedir. Yapılan denemeler neticesinde, test

alanlarına ait en uygun değerler olarak σ_1 için 8 ve σ_2 için 2 belirlenmiştir. σ_1 ve σ_2 için daha büyük değerler kullanıldığında görüntülerde bulanıklaşma miktarı artmakta ve kenarlar keskinliğini yitirmektedir. Yine yapılan denemeler sonucunda, çalışmada kullanılan test alanları için en uygun pencere boyutu 5×5 olarak tespit edilmiştir. Bina kenarlarına ait piksellerinin doğru belirlenmesi, Hough dönüşümü ile çıkarılan bina kenarları çizgi segmentlerini olumlu yönde etkilemektedir.

VARI bitki indeksi ile bitki örtüsü alanları belirlemek için kullanılan eşik değeri alandaki bitki örtüsü yoğunluğuna göre değişmektedir. Kenar piksellerine yükseklik değeri atanması sonucunda bazı binalara ait kenar piksellerinin belirlenen eşik değerinin altında kalmasından dolayısıyla elimine edilmiştir. Örneğin, Şekiller 11(a) ve 11(b)'de gösterilen TA_1 ve TA_2'ye ait kenar görüntülerinde sarı elips ile gösterilen bina kenarları pikselleri yükseklik eşik değerinin altında kalmış olup elimine edilmiş ve dolayısıyla ilgili binaların algısal gruplama kuralları ile çıkarımı olumsuz yönde etkilemiştir.

Uygulanan yaklaşımda bir binaya ait sınırların belirlenmesi ve çıkarımı için o binaya ait birbirine dik en az iki kenarın tespit edilmesi gerekmektedir. Bu nedenle, uygulanan yaklaşım TA_1 gibi kenar görüntülerinden (Şekil 11(a)) bina sınırlarını başarılı bir şekilde çıkarmıştır. Bu test alanındaki binalar aynı tip ve özelliğe sahip oldukları için her binaya ait en az iki dik kenar belirlenebilmiş ve dolayısıyla yüksek başarı oranı elde edilmiştir. Ancak, toplam 6 adet binanın bulunduğu TA_2'de Şekil 11(b)'de sarı elips ile gösterilen binaya ait sadece paralel iki kenar elde edilebildiği için bu binaya ait bina sınırları çıkarılamamıştır. Bu durumdaki bina sınırlarının tespiti ve çıkarımı için yöntemin ek gruplama kuralları ile geliştirilmesi gerekir.



Şekil 11. a) TA_1 ve b) TA_2' ye ait yükseklik eşik değeri uygulaması sonrası elde edilen kenar görüntüleri

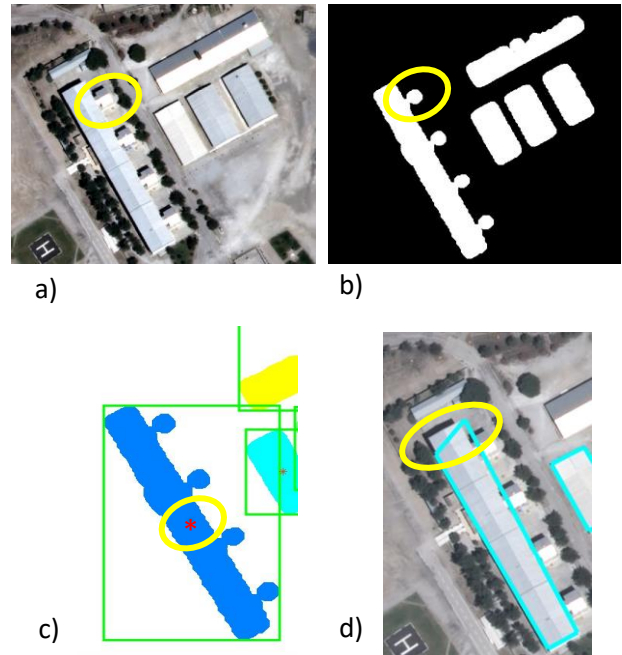
4.2. Binalara ait çizgi segmentlerinin çıkarılması

Hough dönüşümü ile çıkarılan çizgi segmentlerinin doğruluğu kenar görüntüsüne ve Hough parametreleri için en uygun değerlerin seçimine bağlıdır. Yapılan denemeler sonucunda bu çalışmada, θ ve r Hough parametreleri değerleri 1 olarak belirlenmiştir. Minimum çizgi uzunluğu, tepe noktası sayılacak minimum değer ve iki çizgi segmenti arasındaki mesafe gibi diğer parametre değerlerinin belirlenmesi için de denemeler yapılmıştır. Bu parametre değerlerinin seçiminde, test alanındaki binaların boyutları, tepe noktası sayılacak minimum değer için test alanının büyüklüğü ve aynı kenara ait iki çizgi segmenti arasındaki mesafe kriterleri dikkate alınmıştır.

Büyük ve bina sayısının fazla olduğu alanlar için (örneğin, TA_4) tepe noktası sayılacak minimum değer küçük ve bina sayısının az olduğu alanlara göre daha büyük bir değer seçilmesi gerekir. Aksi halde bina kenarlarına ait çizgi segmentleri doğru belirlenemez. Ayrıca, iki çizgi segmenti arasındaki mesafe değerinin büyük bir değer olarak seçilmesi durumunda birbirine yakın konumdaki ayrı binalara ait kenarlar hatalı bir şekilde birleştirilmektedir.

Algısal gruplama kuralları ile çıkarılan bina sınırlarının bazı binalarda bina dışına taşıdığı, bazılarında sınırların tam tamamlanamadığı ve bazı binaların sınırlarının ise çıkarılmadığı görülmüştür. Çıkarılan sınırın bina dışına taşmasında hesaplanan bina alanı merkez noktası (x_m, y_m) koordinatlarının etkisinin olduğu görülmüştür. Morfolojik filtreleme işleminin binalardaki büyük çıkıntılara etkisi olmamıştır. Bu duruma bir örnek Şekil 12b'de

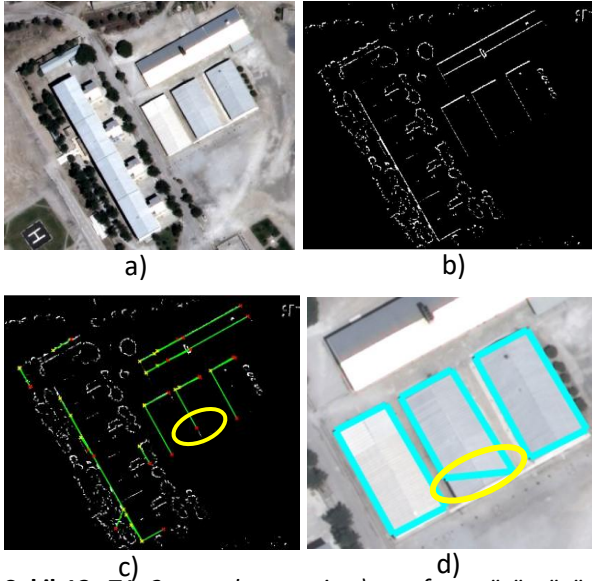
gösterilmiştir. Bu binada bulunan çıkıntılar ağırlık merkezi olarak hesaplanan bina alanı merkez noktasının konumunu etkilemiştir (Şekil 12c). Algısal gruplamanın simetrik ilkesine göre kesişim noktası (x_{INT}, y_{INT}) ve merkez nokta (x_m, y_m) arasındaki mesafe (d) kadar ters yönde gidildiğinde, hesaplanan yeni köşe noktası (x_{NP}, y_{NP}) bina alanının dışında oluşabilmekte ve dolayısıyla bu durum çıkarılan sınırların bina dışına taşmasına neden olmaktadır (Şekil 12d).



Şekil 12. a) TA_2 test alanına ait ortofoto, b) morfolojik filtreleme sonucu bulunan bina alanları, c) bina alanı merkez noktası, d) hatalı çıkarılan edilen bina sınırı.

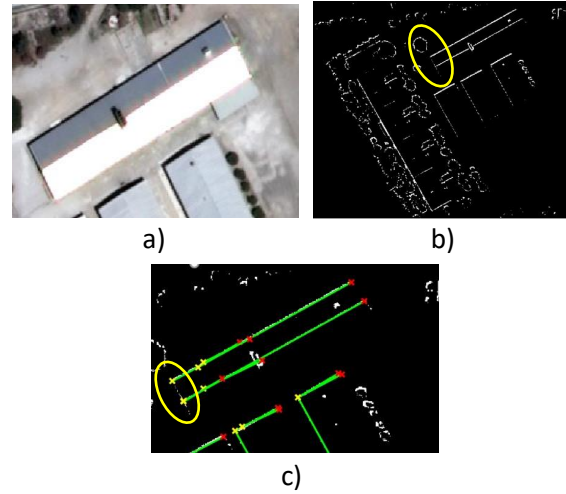
DoG algoritması ile belirlenen bina kenarları pikselleri arasında kopukluklar olmasından dolayı, Hough dönüşümü kısa çizgi segmentleri oluşturmuştur. Dolayısıyla bu da çıkarılan bina

sınırlarında bazı kısımların bina içinde kalmasına neden olmuştur. Bu duruma bir örnek Şekiller 13(c) ve 13(d)'de gösterilmiştir.



Şekil 13. TA_2 test alanına ait a) ortofoto görüntüsü, b) DoG filtresi ile elde edilen kenar görüntüsü, c) bina kenar piksellerinin kopuklu olmasından dolayı Hough dönüşümü ile elde edilen bir kısa çizgi segmenti (sarı elips ile gösterilen), d) yanlış çıkarılan bina sınırı

Yaklaşımın test alanlarındaki bazı binalara ait sınırları hiç çıkaramaması birkaç nedene bağlıdır. Nedenlerden birisi, hava fotoğraflarının çekimi sırasında kamera ve Güneş'in konumuna bağlı olarak, görüntülerde bazı binalarda farklı çatı yüzeylerinin spektral yansımaları arasında önemli oranda farklılık olmasıdır. Bu duruma bir örnek Şekil 14'te gösterilmiştir. Şekil 14a'da bir binaya ait komşu iki çatı yüzeyinin spektral yansımaları çok farklı olduğu görülmektedir. Dolayısıyla DoG kenar bulma algoritması bu binaya ait komşu iki çatı yüzeyi arasındaki kenarı tespit etmiş ancak alt taraftaki uzun kenarı ve kısa kenarı (sarı elips ile gösterilen) tespit edememiştir (Şekil 14b). Bu nedenle, Hough dönüşümü ilgili binanın dış sınırlarına ait çizgi segmentlerini çıkaramamıştır (Şekil 14c). Çünkü birisi bina dış sınırına ait olmayan sadece paralel iki kenar belirlenebilmiştir. Uygulanan yaklaşım, birbirine dik en az iki kenarın tespit edilmesini gerektirmektedir.



Şekil 14. Yaklaşımın bina sınırlarını çıkarmada tam başarılı olamamasına bir örnek. a) TA_2'de yer alan bir binaya ait eğimli iki çatı yüzeyi arasındaki spektral yansımaları, b) Spektral yansımaları farkından dolayı elde edilen sonuç DoG kenar görüntüsü, c) Hough dönüşümü ile çıkarılamayan çizgi segmenti

Yaklaşımın başarısız olduğu durumlardan bir diğeri farklı özellikteki ve yükseklikteki bitişik nizam konumundaki binalardır. Örneğin, TA_4'de yer alan ve Şekiller 15a ve 15b'de gösterilen bitişik nizamli iki binanın çatılarının farklı malzemelerden yapılmış olmasından dolayı spektral yansımaları oldukça farklıdır. Dolayısıyla, yaklaşım bu şekilde bitişik nizamdaki binalara ait sınırların çıkarımında başarılı olamamış ve ancak binalardan birine ait sınırları çıkarabilmiştir. Yine, bitişik nizamli binalardan beton çatılı olan ve üzerine ek kat çıkılarak çatının kalan kısmı teras olarak kullanılan binaların sınırlarının çıkarılmasında da problemle karşılaşmıştır. Binaların üzerindeki ek yapılar kenar görüntüsünde karmaşıklığa neden olmuş ve sonuçları olumsuz etkilemiştir (Şekil 15c). Uygulanan yaklaşım dörtgen şeklinde bulunan binaların çıkarımı için uygundur.



Şekil 15. Yaklaşımın bina sınırlarını çıkarmada tam başarılı olamamasına TA_4'ten bir örnek. a) ve b) Farklı yükseklik ve çatı özelliklerine sahip bitişik nizamlı binalar ve tespit edilemeyen bina sınırları, c) Bina üzerindeki ek kat ve tespit edilemeyen bina sınırı

5. Sonuçlar

Bu çalışmada, yüksek konumsal çözünürlüklü renkli ortofoto ve LiDAR nokta bulutu verisinden bina sınırları çıkarımı için Hough dönüşümü ve algısal gruplama tabanlı bir yaklaşım geliştirilmiş ve İzmir ili, Bergama ilçesinden seçilen test alanlarında uygulanmıştır. Test alanlarında çıkarılan bina sınırlarının piksel-tabanlı ortalama BBBüt değeri %79.61, ortalama BBDoğ değeri %95.74 ve ortalama KY değeri %76,60 olarak hesaplanmıştır. Yine, nesne-tabanlı BBBüt değeri %90.76, ortalama BBDoğ değeri %100 ve ortalama KY değeri %90.76 olarak hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlar, uygulanan yaklaşımın yüksek çözünürlüklü renkli ortofoto ve LiDAR nokta bulutu verilerinden otomatik bina sınırları çıkarımı için kullanılabilecek etkin bir yaklaşım olduğunu göstermektedir.

Bina sınırı çıkarımında renkli ortofoto ve LiDAR nokta bulutu verisinin birlikte kullanılmasının avantajlı olduğu görülmüştür. LiDAR nokta bulutu verisi doğrudan nesnelerin yüksekliklerini içerdiğinden bu veriden yüksek doğruluklu SYM, SAM ve nSYM üretilebilmektedir. Çalışmada kullanılan ortofoto yakın kızıl ötesi (YKÖ) bant içermemekte ve yalnız K, Y ve M bantlardan oluşmaktadır. Dolayısıyla renkli ortofodan bitki örtüsü alanları YKÖ bantın kullanılmadığı VARI bitki indeksi ile belirlenmiş ve bunun için K, Y ve M bantların yeterli olduğu görülmüştür.

LiDAR nokta bulutu verisinin yükseklik özelliği ile renkli ortofotonun spektral ve konumsal özelliklerinin birlikte kullanımının sonuçlara olumlu etkisi olmuştur. Çalışmadan elde edilen sonuçlar DoG algoritmasının etkili bir kenar çıkarma algoritması olduğunu göstermiştir. DoG algoritması ile elde edilen kenar görüntüsü Hough dönüşümü ile çıkarılan çizgi segmentleri sonuçlarını ve en

nihayetinde çıkarılan bina sınırlarının doğruluğunu etkilemektedir.

6. Kaynaklar

- 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(12)**, 2057–2068.
- Awrangjeb, M., Ravanbakhsh, M., Fraser, C.S., 2010. Automatic detection of residential buildings using LIDAR data and multispectral imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **65(5)**, 457-467.
- Cawse-Nicholson, K., Bandyopadhyay, M., and Aardt, J.V., 2013. Classification and Extraction of Trees and Buildings from Urban Scenes Using Discrete Return LiDAR and Aerial Color Imagery. *The International Society for Optical Engineering*, **8731**.
- Chen, L., Zhao, S., Han, W., Li, Y., 2012. Building Detection in an Urban Area Using Lidar Data and QuickBird Imagery. *International Journal of Remote Sensing*, **33(16)**, 5135-5148.
- Cheng, L., Gong, J., Chen, X., Han, P., 2008. Building boundary extraction from high resolution imagery and LIDAR data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. **37(Part B3)**, 693-698.
- Grigillo, D. and Kanjir, U., 2012. Urban object extraction from digital surface model and digital aerial images. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. **I-3**, 215-220.
- Güdücü, H.V., 2008. Building Detection from Satellite Images Using Shadow and Color Information. Yüksek Lisans Tezi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 121.
- Hyuk Lee, D., Mu Lee, K., Lee, S., 2008. Fusion of LiDAR and Imagery for Reliable Building Extraction. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. **74(2)**, 215-225.
- Mayer, H., Hinz, S., Bacher, U., Baltsavias, E., 2006. A Test of Automatic Road Extraction Approaches, *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. **36(3)**, 209-214.
- Miliaresis, G. and Kokkas, N., 2007. Segmentation and object-based classification for the extraction of the building class from LIDAR DEMs. *Computers & Geosciences*. **33.**, 1076-1087.
- Nixon, M., Aguado, A., 2008. Feature Extraction & Image Processing, Elsevier, Second ed. 173-179.
- P. V. C. Hough, "Method and Means for Recognizing Complex Patterns," US Patent 3 069 654, 1962.
- Ramiya, A.M., Nidamanuri, R.R and Krishnan, R., 2017. Segmentation based building detection approach from LiDAR point cloud. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, **20(1)**, 71-77.
- Rock, I. and Palmer, S., 1990. The Legacy of Gestalt Psychology. *Scientific American*. **263(6)**, 84-91.
- Shaker, I., Abd-Elrahman, A., K.Abdel-Gawad, A., A Sherief, M., 2011. Building Extraction from High Resolution Space Images in High Density Residential Areas in the Great Cairo Region. *Remote Sensing*. **3**, 781-791.
- Siddiqui, F.U., Teng, S., Awrangjeb, M., Lu, G., 2016. A Robust Gradient Based Method for Building Extraction from LiDAR and Photogrammetric Imagery, *Sensors (Basel, Switzerland)*. **16(7)**, 1110.
- Sohn, G. and Dowman I., 2007. Data fusion of high-resolution satellite imagery and LiDAR data for automatic building extraction, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. **62**, 43-63.
- Sun, Y., Zhang, X., Zhao, X., Xin, Q., 2018. Extracting building boundaries from high resolution optical images and LiDAR data by integrating the convolutional neural network and the active contour model, *Remote Sensing*. **10**, 1459, 2018.
- Tsenga, Y., Hungb, H., 2016. Extraction Of Building Boundary Lines From Airborne Lidar Point Clouds, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. **XLI-B3**, 957-962.
- Turker, M., and Koc-San, D., 2015. Building extraction from high-resolution optical spaceborne images using

the integration of support vector machine (SVM) classification, Hough transformation and perceptual grouping. *Int. J. Applied Earth Observation and Geoinformation*. **34**, 58-69.

Wang, Z. and Schenk, T., 2010. Building Extraction and Reconstruction from Lidar Data, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, **33(PartB3)**, 958-964.

Yalçın, A., 2008. Effect of Shadow in Building Detection and Building Boundary Detection, Yüksek Lisans Tezi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 90.

İnternet kaynakları

1-
http://fourier.eng.hmc.edu/e161/lectures/gradient/nod_e9.html, (25.03.2018)