LİDAR NOKTA BULUTU YEREL KOMŞULUK ÖZNİTELİK VERİLERİ KULLANILARAK BİNA ÇIKARIMI

Merve YILDIZ ERDEMİR¹, Naci YASTIKLI²

¹Yük.Müh., Yıldız Teknik Üniversitesi, Harita Mühendisliği Bölümü, İstanbul, merveyildizjfm@gmail.com

²Prof.Dr., Yıldız Teknik Üniversitesi, Harita Mühendisliği Bölümü, İstanbul, ynaci@yildiz.edu.tr

ÖZET

LiDAR verisi yüksek doğruluğu ve zengin nokta bulutu içeriği sayesinde bina gibi kentsel detayların çıkarımında sıklıkla kullanılmaktadır. Son yıllarda ham LiDAR nokta bulutu verisinin doğrudan kullanıldığı obje çıkarımı, üç boyutlu modelleme, değişim analizi gibi çalışmalar oldukça yaygınlaşmıştır. Bu çalışmalarda LiDAR nokta bulutu verisinin sınıflandırılması için LiDAR'dan gönderilen ve kaydedilen sinyalin özellikleri yoğunlukla kullanılmaktadır. Bununla birlikte, LiDAR nokta bulutuna ait komşuluk verileri, yükseklik verileri ve bu verilerden üretilen öznelik verileri yardımıyla LiDAR nokta bulutu sınıflandırılmaktadır. LiDAR nokta bulutu yardımıyla bina çıkarımı birden çok nokta bulutu sınıflandırma yaklaşımının birlikte kullanıldığı özel bir uygulama alanı hâline gelmiştir.

Bu çalışmada; klasik yaklaşımlardan farklı olarak yerel komşuluk öznelik verileri yardımıyla bina çıkarımı amaçlanmıştır. Bu amacı gerçekleştirmek için önerilen yaklaşım; (I) her bir 3B noktanın yerel bir komşuluğunun belirlenmesi, (II) yerel komşuluk içerisinde bütün 3B noktalara bağlı olarak öznelik bilgilerin çıkarımı, (III) 3B noktalarına ait öznelik verilerinin görüntü düzlemine dönüştürülmesi ve (IV) morfolojik operatörlerin uygulanması ile bina çıkarımı adımlarını içermektedir. Sonuç doğruluğunun artırılması amacıyla nokta bulutu verisinden normalize edilmiş sayısal yükseklik modeli (nSYM) üretilmiş ve öznelik verileri ile birlikte kullanılarak morfolojik operatörler yardımıyla bina çıkarımı gerçekleştirilmektedir. Çalışma alanı olarak hem farklı türde bina çatıları içermesi hem de yoğun bitki örtüsü alanlarını içeren bir kentsel bölge olan İstanbul Zekeriyaköy bölgesinde iki ayrı çalışma alanı belirlenmiştir. Çalışma alanı 1.933.859 nokta ve çalışma alanı 2.853.247 noktadan oluşan LiDAR verisini içermektedir. Bu çalışmada LiDAR nokta bulutu yerel komşuluk öznelik verileri yardımıyla bina çıkarımı için önerilen yaklaşımdaki yerel komşuluk tanımlaması, öznelik çıkarımı ve morfolojik operatörlerle bina çıkarımı işlemleri için Matlab programlama dili kullanılarak uygulamalar geliştirilmiştir. Geliştirilen Matlab uygulamaları kullanılarak çalışma alanında çıkarılan binalar, referans veri setiyle karşılaştırılmış yüksek oranda başarı elde edilmiştir. Çalışma alanına ilişkin elde edilen sonuçlar önerilen yaklaşımın bina çıkarımının başarısının artırılmasında katkı sağladığını göstermektedir.

Anahtar Sözcükler: ham LiDAR nokta bulutu, komşuluk seçimi, öznelik çıkarımı, morfolojik operatörler, bina çıkarımı

ABSTRACT

BUILDING EXTRACTION USING LIDAR POINT CLOUD LOCAL NEIGHBORHOOD FEATURES

LiDAR data with high accuracy and the rich point cloud content of has been frequently used to extract urban details. In recent years, the direct use of the raw LiDAR point cloud data in object extraction, three-dimensional modeling and change detection has become widespread. In these studies, the characteristics of the signal transmitted and recorded from LiDAR are used intensively to classify the LiDAR point cloud data. In addition, the LiDAR point cloud is classified by using the neighborhood, height information and extracted feature data of the LiDAR point cloud. The building extraction with LiDAR point cloud has become a special application area where multiple point cloud classification approaches are used together.

In this study, it is aimed to extract buildings with the help of local neighborhood feature differently from classical approaches. The approach recommended to achieve this goal includes; (I) identification of a local neighborhood of each 3D point, (II) the extraction of feature information based on all 3D points in local neighborhood, (III) transformation of points feature of 3D points into image plane, and (IV) implementation of morphological operators steps. The normalized Digital Surface Model (nDSM) is produced from the point cloud data and used together with the extracted feature in order to increase the accuracy of the result then buildings are extracted using morphological operators. Two separate study areas have been identified in the Zekeriyaköy region in Istanbul, an urban area containing both different types of building roofs and dense vegetation areas. The LiDAR data consists of 933.859 points in study area 1 and 853.247 points in study area 2. In this study, applications were developed using the Matlab programming language for local neighborhood identification, feature extraction, and building extraction with morphological operators using the LiDAR point cloud local neighborhood feature. Using the developed Matlab applications, the extracted buildings in the study area achieved high success compared to the reference dataset. The results obtained for the study areas shows that the proposed approach has contribute enhancing the success of building extraction.

Key words: raw LiDAR point cloud, neighborhood selection, feature extraction, morphological operators, building extraction

1. GİRİŞ

Hava araçlarına yerleştirilen algılayıcılar tarafından elde edilen verilerden kentsel nesnelerin otomatik çıkarımı fotogrametri ve uzaktan algılama alanlarında önemli bir araştırma konusudur. Çoğu yerleşim alanında farklı yükseklik ve çatı özelliklerine sahip binaların bulunması ve ağaç, çalı, çit, araba gibi nesnelerin sıklığı kentsel görüntülerde karmaşıklığa sebep olmaktadır (Niemeyer vd., 2014). Uydu görüntüsü, hava fotoğrafı veya hava LiDAR verilerinden otomatik kentsel nesnelerin çıkarımı gibi işlemler bu karmaşıklık nedeniyle uygulamacıları zorlayıcı bir işlem adımı olarak değerlendirilebilmektedir. Fiziksel obje yüzeyinin nokta tabanlı olarak temsil edilmesine imkân tanıyan üç boyutlu (3B) nokta bulutu formundaki verilerin kentsel nesne çıkarımında kullanılması gün geçtikçe artmaktadır. Hava LiDAR sistemlerinin kullanılmasıyla elde edilen bu nokta bulutu verilerinden sayısal yükseklik modeli, sayısal arazi modeli veya TIN (düzensiz üçgen ağı) yüzey modeli üretilebilmektedir. LiDAR verisi aynı zamanda üç boyutlu kent modellerinin oluşturulmasında otomatik nesne çıkarımı için oldukça yaygın kullanılmaktadır.

LiDAR nokta bulutu verisi bina, bitki örtüsü, enerji hattı gibi doğal ve insan yapımı objeleri içerdiğinden bu objelerin tespit edilebilmesi LiDAR nokta bulutu verisinin sınıflandırılması ile elde edilebilmektedir. LiDAR nokta bulutu verisinin sınıflandırılmasında grid tabanlı ve nokta tabanlı olmak üzere iki yöntem bulunmaktadır (Kim ve Sohn, 2013). Grid tabanlı yaklaşım, üç boyutlu nokta bulutunu iki boyutlu bir yüzey olarak temsil eden raster görüntü olduğunu hesaba katmaktadır. Bu yöntemde, ham LiDAR nokta bulutu enterpolasyon işlemi uygulanan grid yapıya dönüştürülür ve her grid (piksel) ilk dönüşten elde edilen yükseklik, çoklu dönüş sayısı, yoğunluk, geri yansıma katsayısı, yansıyan sinyalin genişliği gibi niteleyici bilgiler içerir. Bu yöntem LiDAR nokta bulutunun yüksek veri hacminin etkin yönetimi ve bilgisayarda görme algoritmalarının kolay bir şekilde uygulanması avantajlarını sunmaktadır. Nokta tabanlı yaklaşımda ise ham nokta bulutu verisine ait özellik çıkarımı yapılmaktadır ve her nokta bir nesne sınıfına atanmaktadır. Bu da üç boyutlu bireysel lazer noktalarının bir nesne sınıfına atanması için detaylı analizini gerektirmektedir. Bu yaklaşımın en büyük avantajı, hesaplama maliyetinin yüksek olmasına rağmen, lazer pulsu ile etkileşimde bulunan materyal tipleri ve saçılım sayısına göre iletilen her lazer pulsu için çoklu etiketlerin hesaplanabilmesidir (Kim ve Sohn, 2013). Son yıllarda görüntülerin sınıflandırılmasında kullanılan ileri sınıflandırma teknikleri LiDAR nokta bulutu verisinin sınıflandırılmasında da etkin olarak kullanılmaktadır ve başarılı sonuçlar elde edilebilmektedir. Literatürde bunlara örnek olarak destek vektör makineleri (Support Vector Machines) (Mallet vd., 2011), rastgele orman algoritması (Random Forest) (Schmidt vd., 2014), AdaBoost (Lodha vd., 2007), en yakın komşuluk sınıflandırıcısı (Nearest Neighbour Classifier) (Jutzi ve Gross, 2009) ve Bayes ayırım sınıflandırıcıları (Bayesian Discriminant Classifier) (Khoshelham ve Oude Elberink, 2012) çalışmaları verilebilir. Kentsel nesne çıkarımıyla ilgili yapılan çalışmaların çoğu bina, yol, ağaç ya da enerji hattı gibi tek bir nesne sınıfını çıkartmaya odaklanmaktadır (Rottensteiner vd., 2013). Kentsel alanlardan bina çıkarımı bu bağlamda öne çıkan bir uygulamadır. Nokta bulutu üzerinde segmentasyon ile bina çıkarımı (Sampath ve Shan, 2010; Ramiya vd., 2017), ham nokta bulutu verisinden üretilen sayısal modeller üzerinden yapılan çalışmalarda kenar belirleme teknikleri ile bina tespiti (Wang vd., 2011), morfolojik operatörlerin kullanılmasıyla bina çıkarımı (Meng vd., 2008), RANSAC algoritması ile çatı düzlemlerinin belirlenmesi (Demir, 2016; Sun vd., 2016) gibi çalışmalar literatürde sıklıkla yer almaktadır.

LiDAR nokta bulutu verisi ile yapılan bina çıkarımı çalışmaları kullanılan kaynak türüne göre iki şekilde yapılmaktadır. Bunlardan biri sadece ham LiDAR verisi kullanılan çalışmalar, diğeri de ham LiDAR verisine ek olarak hava fotoğrafı veya vektör veriyi birleştirerek kullanılan çalışmalardır. Ek veri kullanılmaksızın sadece LiDAR verisinin kullanıldığı çalışmalarda, ham LiDAR verisi ya doğrudan nokta bulutu olarak kullanılmakta ya da nokta bulutu verisinden enterpolasyon ile grid formunda üretilen sayısal yükseklik modeli, sayısal arazi modeli veya yoğunluk görüntülerinin elde edilmesiyle kullanılmaktadır. Literatürde doğrudan nokta bulutu verisinin kullanıldığı çalışmalarda, nokta bulutunun özniteliklerinin belirlendiği araştırmalar son yıllarda öne çıkmıştır (Demantké vd., 2011; Weinmann vd., 2014; Weinmann vd., 2015a). Nokta bulutundaki her bir noktanın öznitelik bilgilerinin hesaplanması için yerel bir komşuluğun belirlenmesi gerekmektedir (Weinmann vd., 2014).

Bu çalışmada, yerel komşuluk öznitelik verileri yardımıyla bina çıkarımı amaçlanmıştır. İlk aşamada her bir 3B noktanın yerel bir komşuluğunun belirlenmesi ve bu yerel komşuluk içerisindeki bütün 3B noktalara bağlı olarak öznitelik bilgilerin çıkarım işlemleri yer almaktadır. Ardından bina ve ağaçların ayırt edilmesinde güçlü etkileri tespit edilen öznitelik verileri enterpole edilerek görüntü düzlemine dönüştürülmektedir. Son işlem adımı olarak ta bu görüntülere morfolojik operatörlerin uygulanması ile bina çıkarımı gerçekleştirilmektedir. Sonuç doğruluğunun artırılması amacıyla nokta bulutu verisinden normalize sayısal yükseklik modeli (nSYM) üretilmiş ve ilgili öznitelik verileri ile birlikte kullanılmıştır.

2. YÖNTEM

Bu çalışmada hava lazer tarama verisi kullanılarak bina çıkarımı için önerilen yöntem dört işlem adımından oluşmaktadır. Bunlar sırasıyla ham nokta bulutu verisinden (I) her bir 3B noktanın yerel bir komşuluğunun belirlenmesi, (II) yerel komşuluk içerisinde bütün 3B noktalara bağlı olarak öznitelik bilgilerin çıkarımı, (III) 3B noktalarına ait öznitelik verilerinin görüntü düzlemine dönüştürülmesi ve (IV) morfolojik operatörlerin uygulanması ile bina çıkarımı işlemlerini kapsamaktadır (Şekil 1).

Şekil 1. Hava lazer tarama verisi kullanılarak bina çıkarımı iş akışı.

2.1 Komşuluk Seçimi

Görüntüler ile karşılaştırıldığı zaman, LiDAR nokta bulutunun üç boyutlu yüzeyde düzensiz dağılımları sebebiyle daha karmaşık bir yapıya sahip olduğu görülmektedir. Buna karşın görüntü ise grid bir yapı düzenindedir ve her piksel genellikle dört veya sekiz komşu sayısına sahiptir (Niemeyer vd., 2014). Fakat nokta bulutu için basit bir komşuluk yapısının tanımlanması neredeyse imkansızdır (Weinmann vd., 2015a). Verilen üç boyutlu X noktası çevresindeki yerel komşuluğu (N) tanımlayan yöntemler arasında sıklıkla uygulanan komşuluk tanımları mevcuttur (Weinmann, 2016). Bunlar küresel komşuluk, silindirik komşuluk ve k en yakın komşuluktur. Küresel komşulukta (Lee ve Schenk, 2002) üç boyutlu bir X noktasının merkezlenmesi ve sabit bir yarıçap ile parametrelendirilmesi suretiyle oluşturulan küresel geometrik şeklin içerisinde kalan bütün 3B noktalar bu yerel komşuluğu tanımlamaktadır. Silindirik komşuluk (Filin ve Pfeifer, 2005) sabit bir yarıçap ile parametrelendirilen ve X 'in izdüşümünde merkezlenen bir daire içerisindeki bir düzlem (yer yüzeyi gibi) üzerinde yer alan ve 2B izdüşümleri üzerinde bulunan bütün 3B noktalar tarafından oluşturulan yerel komşuluk olarak tanımlanmaktadır. k en yakın komşuluk (Linsen ve Prantusch, 2001) ise üç boyutlu bir X noktasının X 'in k en yakın komşularının sabit bir sayı ile çevrelendiği komşuluk olarak tanımlanmaktadır.

2.2 Öznitelik Çıkarımı

Yakın geçmişteki araştırmalar komşuluk boyutunu yerel 3B yapısında kapsanan özelliklere göre uyarlanması ve böylece her tekil 3B nokta için optimum bir komşuluk boyutunun ortaya çıkartılması üzerine yoğunlaşmıştır (Weinmann, 2016). Tekli ölçek parametresi ile komşuluk seçimine bir alternatif olarak, uyarlanabilir bir parametre seçimi olarak da düşünülebilen yaklaşımda, her bir X noktası için k en yakın komşu noktalar ayrı ayrı hesaplanıp kullanılmaktadır. Başka bir deyişle bahsi geçen bu yaklaşımda k parametresi için kesin bir değer belirlemek yerine k için optimum bir değer otomatik olarak belirlenmesi üzerine yoğunlaşmıştır. Nokta bulutu verisindeki her bir X noktasının komşuluk boyutunu yerel olarak uyarlamak için, verilen 3B nokta bulutunun geometrik özelliklerine dayanan k ölçek parametresi için optimum bir değer seçimi yapan çalışmalar (Demantké vd., 2011; Pauly vd., 2003) temel alınmaktadır. Bu yaklaşımlar 3D yapı tensörüne ($S_{3D} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$) dayanan enerji fonksiyonlarını (E) kullanmaktadır. Yapı tensörü genellikle görüntü işleme ve bilgisayarda görme alanlarında kullanılmaktadır ve verilen bir 3B $X=X_0$ noktasının ve onun en yakın k komşuları X_i 'in ($i=1, \dots, k$) koordinatlarından türetilmiş 3B kovaryans matrisini temsil eder (Eşitlik 1). Geometrik merkez $\bar{X}$ Eşitlik 2'deki gibi hesaplanmaktadır ve bu

nedenle dikkate alınan 3B X noktasından biraz farklılık gösterebilmektedir. 3B yapı tensörü yarı simetrik pozitif matematik matrisi temsil ettiğinden üç tane öz değeri bulunmaktadır, negatif değildir ve öz vektörlerin ortogonal sistemine karşılık gelmektedir. Sonuç olarak üç öz değer $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 \in \mathbb{R}$ elde edilmektedir.

$$S_{3D} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k (X_i - \bar{X}) (X_i - \bar{X})^T \quad (1)$$

$$\bar{X} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k X_i \quad (2)$$

$\lambda_{1,i} \geq \lambda_{2,i} \geq \lambda_{3,i} \geq 0$ olarak sonuç veren üç boyutlu yapı tensörünün öz değerlerini gösteren her bir değer ($\lambda_{1,i}, \lambda_{2,i}, \lambda_{3,i} \in \mathbb{R}$) komşuluğun seçimi için uygulanmaktadır. Diğer taraftan, boyutsallık değerlerini ifade eden doğrusallık ($L_{\lambda,i}$), düzlemsellik ($P_{\lambda,i}$) ve küresellik ($S_{\lambda,i}$) öznitelik değerlerinin (Eşitlik 3) toplamı bire eşittir ve boyutsallık tabanlı ölçek seçimi (Demantké vd., 2011) için enerji fonksiyonunu ($E_{dim,i}$) (Eşitlik 4) temsil eden Shannon Entropisinin (Shannon, 1948) hesaplanmasında kullanılabilir (Weinmann vd., 2015a). Bu boyutsallık özellikleri sırasıyla tek boyutlu, iki boyutlu ve üç boyutlu özellikleri temsil etmektedir (Weinmann, 2016).

$$L_{\lambda,i} = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1}, \quad P_{\lambda,i} = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1}, \quad S_{\lambda,i} = \frac{\lambda_3}{\lambda_1} \quad (3)$$

$$E_{dim,i} = -L_{\lambda,i} \ln(L_{\lambda,i}) - P_{\lambda,i} \ln(P_{\lambda,i}) - S_{\lambda,i} \ln(S_{\lambda,i}) \quad (4)$$

Bunun yerine üç özdeğer λ_1, λ_2 ve λ_3 , bunların toplamı Σ_λ tarafından normalize edilmiş öz değerleri $e_i = \lambda_i / \Sigma_\lambda$ ($i \in \{1,2,3\}$) elde etmek için normalleştirilmektedir. Böylelikle normalleştirilmiş öz değerler $e_i \in [0,1]$ aralığında ve toplamı bir değerine eşittir. Bu normalize edilmiş özdeğerlerin Shannon entropisi, özentropi-tabanlı ölçek seçimi (Weinmann vd., 2014) için enerji fonksiyonu $E_{\lambda,i}$ 'nin (Eşitlik 5) temeli olarak kullanılabilmektedir. Her bir üç boyutlu X_i noktası için, enerji fonksiyonları $E_{dim,i}$ ve $E_{\lambda,i}$ değişen k değerleri için hesaplanmakta ve minimum entropiyi veren değer, optimum komşuluk boyutunu belirlemek için seçilmektedir (Eşitlik 6). Bunun için de en küçük k değeri 10 ile en yüksek k değeri 100 değer aralığında ve $\Delta k=1$ olacak şekilde k parametresi araştırılmaktadır (Weinmann vd., 2014; Weinmann vd., 2015a; Weinmann, 2016).

$$E_{\lambda,i} = -e_{1,i} \ln(e_{1,i}) - e_{2,i} \ln(e_{2,i}) - e_{3,i} \ln(e_{3,i}) \quad (5)$$

$$k_{opt,\lambda} = \arg_k \min E_\lambda(k) \quad (6)$$

Nokta bulutundaki her bir nokta için komşuluk boyutu belirlendiğinde, sonraki adım ilgili öznitelikleri türetmekten oluşmaktadır (Weinmann, 2016). Literatürde kullanılan tanımlayıcı öznitelikler Chehata vd. (2009)'nın çalışmasında yükseklik tabanlı, yankı tabanlı, öz değer tabanlı, yerel düzlem tabanlı ve tam dalga biçimli olmak üzere beş grup altında toplanmıştır. Lazer tarama esnasında kullanılan tarayıcının tam dalga boylu yansımayı toplama özelliğinin bulunmaması durumunda, veri setinin tam dalga biçimli öznitelik bilgileri elde edilemeyeceğinden kullanılamamaktadır. Böylelikle de LiDAR tarayıcısından tarama esnasında elde edilen yoğunluk, yükseklik ve yansıma değerleri gibi veriler ile ham nokta bulutundaki noktaların geometrik ilişkilerinden yararlanılarak öznitelik bilgileri hesaplanabilmektedir.

Yerel komşuluğa ait temel geometrik 3B özelliklerini değerlendirmenin aksine, 3B yapı tensörünü ve onun normalize edilmiş öz değerlerini elde etmek için bu komşuluktaki bütün 3B noktalar kullanılabilmektedir. Bu normalize edilmiş öz değerlere dayanarak, yerel boyutsallığı açıklamak için doğrusallık (L_λ), düzlemsellik (P_λ), saçılım (küresellik) (S_λ) ölçütleri, sırasıyla doğrusal tek boyutlu yapının, düzlemsel iki boyutlu yapının veya hacimsel üç boyutlu yapının varlığı hakkında bilgi sağlamaktadır (Eşitlik 7). Bunların yanı sıra tüm yönlü varyans (O_λ), eşyönsüzlük (A_λ), özentropi (E_λ) ve öz değerlerin toplamı (Σ_λ) öznitelik değerleri hesaplanabilmektedir. Rusu (2009) tarafından önerilen eğriliğin değişimi (C_λ) öznitelik bilgisi de hesaplanmaktadır. Dolayısıyla, her 3B nokta ve onun en yakın komşuları için bu özellikler doğrudan normalize edilmiş öz değerlerden türetilmektedir (Weinmann, 2016). Aynı zamanda yerel 3B yapıya bağlı karakteristik davranışları göstermektedir (Weinman vd., 2015a).

$$\begin{aligned} L_\lambda &= \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1}, & P_\lambda &= \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1}, & S_\lambda &= \frac{\lambda_3}{\lambda_1} \\ O_\lambda &= \sqrt[3]{\lambda_1 \lambda_2 \lambda_3}, & A_\lambda &= \frac{\lambda_1 - \lambda_3}{\lambda_1}, & E_\lambda &= -\sum_{i=1}^3 \lambda_i \ln(\lambda_i) \\ \Sigma_\lambda &= \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3, & C_\lambda &= \frac{\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \end{aligned} \quad (7)$$

2.3 Görüntü Düzlemine Dönüşüm

Bu çalışmada önerilen yaklaşımla elde edilen öznitelik verilerinin değerlendirilmesinin ardından morfolojik operatörlerle bina nesnelerinin çıkarımı için bu öznitelik verilerinin görüntü düzlemine dönüştürülmesi gerekmektedir. Bu aşamada, üç boyutlu LiDAR noktalarının iki boyutlu görüntü düzleminde tanımlanması amacıyla gridleme (gride enterpole edilme) işlemi yapılmaktadır. Bir başka ifadeyle LiDAR noktalarına karşılık gelen piksellerin belirlenmesi için bu noktalar XY düzlemine yansıtılmaktadır. Bu işlem adımı sonrasında düzensiz dağılmış olan ham nokta bulutu verisi düzenli dağılmış grid yapıya dönüştürülmüş olmaktadır. Bu işlem için nokta yoğunluğuna bağlı olarak grid boyutu (örneğin 0.5 m) tanımlanmaktadır.

2.4 Matematiksel Morfoloji

Matematiksel morfoloji, nesnelerin şekilsel yapısına dayanan küme teorisi üzerine kurulmuş bir yaklaşımdır (Karhan vd., 2011). Başka bir ifadeyle de iki değerli (binary) ve gri seviyeli görüntülerden geometrik bilgi çıkaran matematiksel bir araç olarak tanımlanabilmektedir. Matematiksel morfolojide amaç, anlamlı şekil bilgisini diğer nesnelerden ayırmaktır. Bu metotta genellikle nesnelerin belirlenmesi için genleşme, aşınma, açma ve kapama işlemleri temel morfolojik işlemler olarak kullanılmaktadır.

3. ÇALIŞMA ALANI VE KULLANILAN VERİLER

Hem farklı türde bina çatıları içermesi hem de ormanlık alanları da içeren bir kentsel bölge olarak, İstanbul ili Sarıyer ilçesine bağlı Zekeriyaköy bölgesi çalışma alanı olarak belirlenmiştir. Çalışmada kullanılan veri seti ‘Hava LiDAR Teknolojisiyle Sayısal Yüzey Modeli ve Üç Boyutlu Kent Modeli Projesi’ kapsamında Eylül-2013’te ‘Eurocopter AS350’ helikoptere yerleştirilmiş ‘Riegl LMSQ680i lazer tarayıcı ile toplanan LiDAR verileri (16 nokta/m²) olup İstanbul Büyükşehir Belediyesi’nden temin edilmiştir. LiDAR verisinin toplanması esnasında çoklu yansımalar ve yoğunluk (intensity) verisi de kaydedilmiştir. Çalışmada ek veri olmaksızın sadece ham LiDAR verisi kullanılmış ve bu nokta bulutu verisi kullanılarak ek ürünler üretilmiştir. Komşuluk tanımlaması, özellik çıkarımı ve morfolojik operatörlerle bina tespiti işlemleri Matlab programlama dilinde bu çalışma kapsamında geliştirilen uygulamalar ile gerçekleştirilmiştir. Çalışma alanı 1’in içerdiği nokta sayısı 933.859 (Şekil 2a) ve çalışma alanı 2’nin içerdiği nokta sayısı 853.247’dir (Şekil 2b).

a) Çalışma alanı 1

b) Çalışma alanı 2

Şekil 2. Çalışma alanlarına ait ortofoto görüntüleri.

4. YEREL KOMŞULUK ÖZNİTELİK VERİLERİ KULLANILARAK BİNA ÇIKARIMI

Bu çalışmada üç boyutlu noktaların komşuluk seçimi aşamasında, sabit bir ölçek parametresine bağlı kalmamak için optimum k en yakın komşuluk değerleri hesaplanmıştır. Bu işlemler Matlab programlama dili kullanılarak geliştirilen uygulamalarla gerçekleştirilmiş ve geliştirilen uygulamalardaki matematiksel işlem adımları Weinmann vd. (2014) çalışmasındaki gibidir. Her bir nokta için hesaplanan optimum k en yakın komşu nokta sayısına bağlı olarak yine her bir noktanın öznitelik verileri çıkarımı yapılmıştır. Komşuluk seçiminde olduğu gibi işlemler Matlab programlama dili kullanılarak geliştirilen uygulamalarla gerçekleştirilmiş ve matematiksel işlem adımları Weinmann vd. (2015b) çalışmasındaki gibidir. Bölüm 2.2’de değinilen tüm öznitelik değerlerinin belirlenmesinin ardından bu öznitelik değerleri 0-1 aralığında normalize edilmiş, böylelikle tüm öznitelikler aynı değer aralığında değerlendirilmiştir. Çalışma alanına ait bu öznitelik değerlerin değerlendirilmesi ve analizleri sonucunda ‘saçılım’, ‘yansıma’ ve ‘yükseklik değerleri’ öznitelik değerleri bina ve ağaç nesneleri sınıflandırılmasında daha etkin öznitelikler olarak belirlenmiştir. Bu öznitelik verilerinin her iki çalışma alanına ait noktasal görünümü Şekil 3 ve

Şekil 4'te gösterilmektedir. Şekil 3 ve Şekil 4 incelendiğinde, saçılım ve yansıma öznitelik verilerinin bitki örtüsü sınıflandırılmasında etkin öznitelik verileri olduğu görülmektedir.

Nokta bulutunun grid biçime dönüştürülmesi aşamasında yükseklik değerleri (Z) kullanılabildiği gibi yoğunluk verisi veya diğer hesaplanan öznitelik bilgileri de kullanılarak görüntü düzlemi oluşturulabilmektedir. 2 boyutlu sayısal model oluşturulurken her grid merkezi bir yükseklik değerini ifade ederken, görüntü düzlemi oluştururken de her grid merkezi ilgili öznitelik bilgisinin değerini yansıtmaktadır. Bu işlem aşamasında noktalar arasında enterpolasyon işlemi uygulanmıştır. Ayrıca nokta bulutu verisinden normalize sayısal yükseklik modeli de (nSYM) üretilmiştir.

Şekil 3. Nokta bulutu öznitelik bilgisi görüntüleri (Çalışma alanı 1).

Şekil 4. Nokta bulutu öznitelik bilgisi görüntüleri (Çalışma alanı 2).

Önerilen yaklaşımla bina nesnelerinin belirlenmesi amacıyla görüntü düzlemine dönüştürülen öznitelik verileri üzerinde matematiksel morfoloji işlemleri uygulanmıştır. Morfolojik işlemler Matlab programlama dili kullanılarak geliştirilen uygulamalarla gerçekleştirilmiştir. İlk olarak yansıma, saçılım, yükseklik değerleri öznitelik görüntüleri ile nSYM ikili görüntüye dönüştürülmüştür. Yansıma ve saçılım öznitelik görüntüsü sadece bitki örtüsüne duyarlı olduğundan, yükseklik farkı ve nSYM gibi arazideki yüksekliğe ilişkin tüm detayları içeren görüntülerle birlikte analiz yapılmasının daha etkin sonuçlar ortaya koyacağı düşünülmüştür. Bu varsayımla, bina çıkarımı için yükseklik değeri / yansıma öznitelik görüntüsü ile nSYM / saçılım öznitelik görüntüsünün birlikte değerlendirilmesiyle iki ayrı sonuç üzerinden değerlendirme yapılmıştır. İkili görüntülere dönüştürülen her bir öznitelik görüntüsü için farklı eşik değerleri kullanılmış ve meydana gelen görüntüler morfolojik operatörlerle arındırılmış ve bina çıkarımı gerçekleştirilmiştir.

Çalışma alanı 1 ve çalışma alanı 2 için binalar elle operatör tarafından sayısallaştırılmış ve doğruluk analizi için referans veri olarak kullanılmıştır. Doğruluk analizi, tespit edilen ve referans veri setindeki binaların toplam alanları baz alınmış olup, binaların doğru pozitif (TP), yanlış negatif (FN) ve yanlış pozitif (FP) durumları kullanılarak doğruluk ve tamlık değerleri Eşitlik 8 ve Eşitlik 9 yardımıyla hesaplanmıştır. Doğruluk analizi görsellerinde sarı alanlar doğru pozitifleri, mavi alanlar yanlış negatifleri ve kırmızı alanlar da yanlış pozitifleri ifade etmektedir.

$$\text{Doğruluk} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP}) \quad (8)$$

$$\text{Tamlık} = TP / (TP+FN)$$

(9)

İlk değerlendirme adımında, yükseklik değerleri öznitelik görüntüsünden yansıma öznitelik görüntüsünün farkı alınmış ve ilgili morfolojik operatörler ile bina nesnelerinin çıkarımı yapılmıştır (Şekil 5 ve Şekil 6). Bina nesneleri çalışma alanı 1 için %78.78 tamlık ve %97.96 doğruluk değeri, çalışma alanı 2 için ise %72.89 tamlık ve %94.88 doğruluk değeri ile tespit edilmiştir. Bu değerlendirme adımında, binalara çok yakın şekilde bulunan bitki örtüsü nesneleri hem tamlık değeri için hataya sebep olmuş hem de bina kenarlarının düzgün olarak tespit edilememesi sonucunu doğurmuştur.

Şekil 5. Bina çıkarım sonuçları, yükseklik değeri – yansıma (Çalışma alanı 1).

Şekil 6. Bina çıkarım sonuçları, yükseklik değeri – yansıma (Çalışma alanı 2).

İkinci değerlendirme adımında, nSYM görüntüsünden saçılım öznitelik görüntüsünün farkı alınmış ve ilgili morfolojik operatörler ile bina nesnelerinin çıkarımı yapılmıştır (Şekil 7 ve Şekil 8). Bina nesneleri çalışma alanı 1 için %99.84 tamlık ve %97.93 doğruluk değeri, çalışma alanı 2 için de %92.01 tamlık ve %90.25 doğruluk değeri ile tespit edilmiştir. Bu değerlendirme aşamasında, nSYM'nin öznitelik görüntüsüyle birlikte kullanımının tamlık değerinin arttırdığı tespit edilmiştir.

Her iki değerlendirme aşamasında da çalışma alanı 1 için 18 ve çalışma alanı 2 için 27 adet bina yüksek doğruluk oranlarıyla tespit edilmiştir. Binalara çok yakın konumlanan ağaç veya bahçe süs bitkileri gibi bitki örtüsü nesneleri bina kenarlarının düzgün bir şekilde belirlenmesine engel olmaktadır. Fark görüntülerinin belirlenmesinin ardından morfolojik operatörlerin kullanımıyla da bu probleme neden olan bitki örtüsü nesneleri elimine edilmiş ve bina kenarlarındaki düzensizlik en aza indirilmeye çalışılmıştır.

Şekil 7. Bina çıkarım sonuçları, nSYM – saçılım (Çalışma alanı 1).

Şekil 8. Bina çıkarım sonuçları, nSYM – saçılım (Çalışma alanı 2).

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, ham LiDAR verisinden yerel komşuluk öznitelik verileri kullanarak bina çıkarımı gerçekleştirilmiştir. Yerel komşuluk öznitelik verileri kullanarak bina çıkarımı; (I) her bir 3B noktanın yerel bir komşuluğunun belirlenmesi, (II) yerel komşuluk içerisinde bütün 3B noktalara bağlı olarak öznitelik bilgilerin çıkarımı, (III) 3B noktalarına ait öznitelik verilerinin görüntü düzlemine dönüştürülmesi ve (IV) morfolojik operatörlerin uygulanması ile bina çıkarımı adımlarını içermektedir.

Çalışma alanı olarak İstanbul ili Sarıyer ilçesine bağlı Zekeriyaköy bölgesinde farklı türde bina çatıları ve ormanlık alanları da içeren iki farklı bölge (çalışma alanı 1 ve 2) seçilmiştir. Çalışma alanı 1 ve çalışma alanı 2'ye ait LiDAR verileri kullanarak komşuluk tanımlaması, özellik çıkarımı ve morfolojik operatörlerle bina tespiti işlemleri Matlab programlama dilinde bu çalışma kapsamında geliştirilen uygulamalar ile gerçekleştirilmiştir. Çalışma alanlarına ait öznitelik değerlerin değerlendirilmesi ve analizleri sonucunda 'saçılım', 'yansıma' ve 'yükseklik değerleri' öznitelik verilerinin bina ve bitki örtüsü sınıflandırılmasında daha etkin olduğu tespit edilmiştir.

Yapılan değerlendirme ve analizler sonucunda yerel komşuluk öznitelik verileri kullanarak iki farklı bina çıkarımı yaklaşımı test edilmiştir. İlk yaklaşımda yükseklik değeri öznitelik verilerinden üretilen görüntüden yansıma öznitelik görüntüsü farkı alınarak ilgili morfolojik operatörler ile bina nesnelerinin çıkarımı yapılmıştır. İkinci yaklaşımda ise nSYM görüntüsünden saçılım öznitelik görüntüsünün farkı alınmış ve ilgili morfolojik operatörler ile bina nesnelerinin çıkarımı yapılmıştır. Bina çıkarımı için gerçekleştirilen doğruluk analizinde; çalışma alanı 1 için ilk yaklaşımla %78.78 tamlik ve %97.96 doğruluk değeri ve ikinci yaklaşımla %99.84 tamlik ve %97.93 doğruluk değeri elde edilmiştir. Çalışma alanı 2 için gerçekleştirilen doğruluk analizinde ilk yaklaşımla %72.89 tamlik ve

%94.88 doğruluk değeri ve ikinci yaklaşımla %92.01 tamlık ve %90.25 doğruluk değeri elde edilmiştir. Önerilen yaklaşımda yerel komşuluk öznitelik verileri ile bina çıkarımında elde edilen sonuçlar; ikinci yaklaşımdaki nSYM'nin kullanımının doğruluğu artırdığını göstermiştir. Binalara çok yakın konumdaki ağaç veya bahçe süs bitkilerinin bulunduğu alanlarda bina kenarlarının düzgün bir şekilde belirlenemediğini ve bu durumun ortadan kaldırılması için fark görüntülerinin oluşturulması sonrasında morfolojik operatörlerin kullanımının sonuçları iyileştirdiğini göstermiştir. Bu çalışma kapsamında, çalışma alanında önerilen yaklaşımla yerel komşuluk öznitelik verileri kullanılarak bina çıkarımı başarı ile gerçekleştirilmiştir.

TEŞEKKÜR

Çalışma alanına ait LiDAR verilerini sağladığı için İstanbul Büyükşehir Belediyesine teşekkürlerimizi sunarız.

KAYNAKLAR

- Chehata, N., Guo, L. ve Mallet, C.,** 2009. Airborne Lidar Feature Selection for Urban Classification Using Random Forests. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XXXVIII, Part 3/W8, Paris, France, syf: 207-212.
- Demantké, J., Mallet, C., David, N. ve Vallet, B.,** 2011. Dimensionality based scale selection in 3D lidar point clouds. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XXXVIII-5/W12, syf: 97-102.
- Demir, N.,** 2016. LiDAR Verisinden Çatı Düzlemlerinin Otomatik Çıkarılması, VI. *Uzaktan Algılama-CBS Sempozyumu (UZAL-CBS 2016)*, 5-7 Ekim, Adana, syf: 133-138.
- Filin S. ve Pfeifer N.,** 2005. Neighborhood systems for airborne laser data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 71(6): 743-755.
- Jutzi, B. ve Gross, H.,** 2009. Nearest neighbour classification on laser point clouds to gain object structures from buildings. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 38(Part 1): 4-7.
- Karhan, M., Oktay, M. O., Karhan, Z. ve Demir, H.,** 2011. Morfolojik Görüntü İşleme Yöntemleri ile Kayıslarda Yaprak Delen (Çil) Hastalığı Sonucu Oluşan Lekelerin Tespiti. *6th International Advanced Technologies Symposium (IATS'11)*, Mayıs, syf: 16-18.
- Khoshelham, K. ve Oude Elberink, S. J.,** 2012. Role of dimensionality reduction in segment-based classification of damaged building roofs in airborne laser scanning data. *Proceedings of the International Conference on Geographic Object Based Image Analysis*, syf: 372-377.
- Kim, H. B. ve Sohn, G.,** 2013. Point-based Classification of Power Line Corridor Scene Using Random Forests. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 79(9): 821-833.
- Lee, I. ve Schenk, T.,** 2002. Perceptual organization of 3D surface points. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 34(3A): 193-198.
- Linsen L. ve Prautzsch H.,** 2001. Local versus global triangulations. In: *Proceedings of Euro-graphics*, syf: 257-263.
- Lodha, S. K., Fitzpatrick, D. M. ve Helmbold, D. P.,** 2007. Aerial Lidar Data Classification using AdaBoost. *Proceedings of the International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, syf: 435-442.
- Mallet, C., Bretar, F., Roux, M., Soergel, U. ve Heipke, C.,** 2011. Relevance assessment of full-waveform lidar data for urban area classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(6): 71-84.
- Meng, X., Wang, L. ve Currit, N.,** 2008. Morphology-based Building Detection from Airborne Lidar Data. *Photogrammetric Engineering Remote Sensing*, 75(4): 437-442.
- Niemeyer, J.; Rottensteiner, F. ve Soergel, U.,** 2014. Contextual classification of lidar data and building object detection in urban areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 87: 152-165.
- Pauly M., Keiser R. ve Gross M.,** 2003. Multi-scale feature extraction on point-sampled surfaces. *Computer Graphics Forum*, 22(3): 281-289.
- Ramiya, A. M., Nidamanuri, R. R. ve Krishnan, R.,** 2017. Segmentation based building detection approach from LiDAR point cloud. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20(1): 71-77.

- Rottensteiner, F., Sohn, G., Gerke, M. ve Wegner, J.D.,** 2013. *ISPRS Test Project on Urban Classification and 3D Building Reconstruction*, ISPRS-Commission III - Photogrammetric Computer Vision and Image Analysis Working Group III / 4 - 3D Scene Analysis, Germany, 16 sayfa.
- Rusu, R. B.,** 2009. Semantic 3D object maps for everyday manipulation in human living environments. *PhD thesis*, Computer Science department, Technische Universitat Munchen, Germany, 260 sayfa.
- Sampath, A. ve Shan, J.,** 2010. Segmentation and reconstruction of polyhedral building roofs from aerial LiDAR point clouds. *IEEE Transaction Geoscience Remote Sensing*, 48: 1554-1567.
- Schmidt, A., Niemeyer, J., Rottensteiner, F., ve Soergel, U.,** 2014. Contextual Classification of Full Waveform Lidar Data in the Wadden Sea. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(9): 1614-1618.
- Shannon, C. E.,** 1948. A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, 27(3): 379-423.
- Sun, Y., Wang, C., Li, J., Zhang, Z., Zai, D., Huang, P. ve Wen, C.,** 2016. Automated segmentation of LiDAR point clouds for building rooftop extraction. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2016-November, syf: 1472-1475.
- Wang, R., Lai, X. ve Hou, W.,** 2011. Study on Edge Detection of LIDAR Point Cloud. *International Conference on Intelligent Computation and BioMedical Instrumentation*, syf: 71-73.
- Weinmann, M., Jutzi, B. ve Mallet, C.,** 2014. Semantic 3D scene interpretation: A framework combining optimal neighborhood size selection with relevant features. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, II-3(September): 181-188.
- Weinmann, M., Schmidt, A., Mallet, C., Hinz, S., Rottensteiner, F. ve Jutzi, B.,** 2015a. Contextual Classification of Point Cloud Data By Exploiting Individual 3D Neighbourhoods. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, II-3/W4: 271-278.
- Weinmann, M., Urban, S., Hinz, S., Jutzi, B. ve Mallet, C.,** 2015b. Distinctive 2D and 3D features for automated large-scale scene analysis in urban areas. *Computers & Graphics*, 49: 47-57.
- Weinmann, M.,** 2016. *Reconstruction and Analysis of 3D Scenes: from Irregularly Distributed 3D Points to Object Classes*. Springer, Germany, 233 sayfa.