

Harita Dergisi



Ocak 2024
Sayı:171

ISSN 1300-5790
E-ISSN 2667-4084

Bozkır, M. F., Bahadır, B.: **Ger ek zamanlı PPP   z m nde GPS ve Galileo G zlem A ırlıklarının Belirlenmesi  zerine Bir Ara tırma** (A Study on Determination of GPS and Galileo Observation Weights in Real-time PPP Solution)

Akg l, M. F., B dirici, İ.  .,  obankaya, O.N.: **Topografik Haritalarda Bina Verilerinin Geometrik İyile tirilmesi** (Geometric Enhancement of Building Data in Topographic Maps)

Uray, F.: **Derin   renme Tekni i ile Sınıflandırılan Hava LiDAR Nokta Bulutlarında Geometrik  zelliklerin Etkisi** (Effects of the Geometric Features on Deep Learning Based Classification of LiDAR Point Cloud Data)



HARİTA DERGİSİ

Ocak 2024

Yıl: 90 Sayı: 171

ALTI AYDA BİR YAYIMLANIR.
HAKEMLİ VE BİLİMSEL
BİR DERGİDİR.
YEREL SÜRELİ YAYINDIR.
YAZI DİLİ TÜRKÇE, İNGİLİZCE'DİR.

Sahibi

Harita Genel Müdürlüğü Adına
Tümgeneral Dr. Osman ALP

Sorumlu Müdür

Harita Yük.Tek.Ok.K.lığı Adına
Müh.Alb.Doç.Dr. Hasan YILDIZ

Editör

Müh.Alb. Selçuk CEYLAN

Yönetim Kurulu

Müh.Alb.Doç.Dr. Hasan YILDIZ (Bşk.)
Müh.Alb.Dr. İbrahim NALCI
Müh.Alb.Dr. Osman Atıla AKABALI
Müh.Alb.Dr. Yavuz Selim ŞENGÜN
Müh.Alb. Selçuk CEYLAN

Yönetim Yeri Adresi

Harita Genel Müdürlüğü
Harita Dergisi Yönetim Kurulu
Başkanlığı
06590 Cebeci / ANKARA

Tel: (312) 595 21 21-20

Faks: (312) 320 14 95

web: www.harita.gov.tr/harita-dergisi

e-posta: haritadergisi@harita.gov.tr

Basım Yeri

Harita Genel Müdürlüğü Matbaası
ANKARA

ISSN 1300 – 5790

E-ISSN 2667 – 4084

Bu dergide yayımlanan makaleler,
yazarlarının özel fikirlerini yansıtır.



TRİZİN
Mühendislik ve Temel
Bilimler Veri Tabanı

İ Ç İ N D E K İ L E R

ARAŞTIRMA MAKALELERİ

Gerçek zamanlı PPP Çözümünde GPS ve Galileo Gözlem Ağırlıklarının Belirlenmesi Üzerine Bir Araştırma (A Study on Determination of GPS and Galileo Observation Weights in Real-time PPP Solution)

Muhammet Fatih BOZKIR, Berkay BAHADUR 1 – 13

Topografik Haritalarda Bina Verilerinin Geometrik İyileştirilmesi (Geometric Enhancement of Building Data in Topographic Maps)

Mevlüt Furkan AKGÜL, İbrahim Öztuğ BİLDİRİCİ, 14 – 25
Osman Nuri ÇOBANKAYA

Derin Öğrenme Tekniği ile Sınıflandırılan Hava LiDAR Nokta Bulutlarında Geometrik Özelliklerin Etkisi (Effects of the Geometric Features on Deep Learning Based Classification of LiDAR Point Cloud Data)

Fırat URAY 26 – 38

Bilim Kurulu

Tümg.Dr. Osman ALP (HGM)
Prof.Dr. Bahadır AKTUĞ (AÜ)
Prof.Dr. Ali Melih BAŞARANER (YTÜ)
Prof.Dr. İbrahim Öztuğ BİLDİRİCİ (KTÜN)
Prof.Dr. Çetin CÖMERT (KTÜ)
Prof.Dr. Rahmi Nurhan ÇELİK (İTÜ)
Prof.Dr. Hande DEMİREL (İTÜ)
Prof.Dr. Uğur DOĞAN (YTÜ)
Prof.Dr. Semih ERGİNTAV (BÜ)
Prof.Dr. Oğuz GÜNGÖR (AÜ)
Prof.Dr. Cevat İNAL (KTÜN)
Prof.Dr. Hakan KARABÖRK (KTÜN)
Prof.Dr. Fevzi KARSLI (KTÜ)
Prof.Dr. Taşkın KAVZOĞLU (GTÜ)
Prof.Dr. Şenol Hakan KUTOĞLU (BEÜ)
Prof.Dr. Hakan MARAŞ (ÇÜ)
Prof.Dr. Nebiye MUSAOĞLU (İTÜ)
Prof.Dr. Haluk ÖZENER (BÜ)
Prof.Dr. Ayşe Filiz SUNAR (İTÜ)
Prof.Dr. Doğan Uğur ŞANLI (YTÜ)
Prof.Dr. Dursun Zafer ŞEKER (İTÜ)
Prof.Dr. Mustafa TÜRKER (HÜ)
Prof.Dr. Nesibe Necla ULUĞTEKİN (İTÜ)
Prof.Dr. Aydın ÜSTÜN (KOÜ)
Prof.Dr. Naci YASTIKLI (YTÜ)
Prof.Dr. Ferruh YILDIZ (KTÜN)
Prof.Dr. Cemal Özer YİĞİT (GTÜ)
Prof.Dr. Orhan ALTAN
Prof.Dr. Ahmet Tuğrul BAŞOKUR
Prof.Dr. Fatmagül KILIÇ GÜL
Prof.Dr. Şerif HEKİMOĞLU
Prof.Dr. Mahmut Onur KARSLIOĞLU
Prof.Dr. Ahmet KAYA
Prof.Dr. Ali KOÇYİĞİT
Prof.Dr. Sıtkı KÜLÜR
Prof.Dr. Cankut ÖRMECİ
Prof.Dr. Fatma Gönül TOZ
Doç.Dr. Hakan AKÇIN (BEÜ)
Doç.Dr. Onur LENK (İÜ)
Doç.Dr. Mustafa Tevfik ÖZLÜDEMİR (İTÜ)
Müh.Alb.Doç.Dr. Mehmet SİMAV (MSÜ)
Müh.Alb.Doç.Dr. Hasan YILDIZ (HGM)
Doç.Dr. Ali KILIÇOĞLU
Dr. Mustafa KURT (OÜ)
Müh.Alb.Dr. Yavuz Selim ŞENGÜN (HGM)
Müh.Alb.Dr. Altan YILMAZ (HGM)
Dr. Mustafa ATA
Dr. Coşkun DEMİR
Dr. Oktay EKER
Dr. Mustafa ERDOĞAN

Gerçek zamanlı PPP Çözümünde GPS ve Galileo Gözlem Ağırlıklarının Belirlenmesi Üzerine Bir Araştırma

(A Study on Determination of GPS and Galileo Observation Weights in Real-time PPP Solution)

Muhammet Fatih BOZKIR¹ , Berkay BAHADUR² 

¹Harita Genel Müdürlüğü, Harita Yüksek Teknik Okulu, Cebeci, Ankara

²Hacettepe Üniversitesi, Geomatik Mühendisliği Bölümü, 06800, Çankaya, Ankara

¹fatih.bozkir@harita.gov.tr , ²berkaybahadur@hacettepe.edu.tr

Geliş Tarihi (Received): 05.06.2023

Kabul Tarihi (Accepted): 24.11.2023

ÖZ

Gerçek zamanlı PPP (Precise Point Positioning) yöntemi son yıllarda birçok GNSS (Global Navigation Satellite System) uygulamasında başarıyla kullanılmaktadır. Yine de PPP tekniğinin faz belirsizliklerinin yakınsaması için ihtiyaç duyduğu uzun başlangıç süresi tekniğin en büyük dezavantajı olarak görülmektedir. Bu dezavantajı ortadan kaldırmak adına özellikle yeni ortaya çıkan navigasyon sistemleri gerçek zamanlı PPP performansının iyileştirmesi için önemli fırsatları da beraberinde getirmiştir. Bu sistemlerin ortak olarak kullanıldığı çoklu-GNSS çözümleri müstakil çözümlere göre önemli ölçüde iyileştirilmiş konum belirleme performansları sunmaktadır. Çoklu-GNSS çözümlerinde kullanılan fonksiyonel modeller literatürde iyi bir şekilde tanımlanmış olmasına rağmen gözlem ağırlıklarını da içeren stokastik modeller halen üzerine araştırılması gereken konuların başında gelmektedir. Bu bağlamda bu çalışmanın en temel amacı gerçek zamanlı PPP için GPS ve Galileo uydularının ortak kullanıldığı çoklu-GNSS çözümünde optimum gözlem ağırlıklarının belirlenmesidir. Bu amaçla öncelikle GPS ve Galileo için müstakil gerçek zamanlı PPP çözümleri gerçekleştirilmiş ve Galileo çözümünün GPS çözümüne kıyaslanabilir bir performans sağladığı izlenmiştir. Bu iki sistemin ortak kullanıldığı çoklu-GNSS çözümü içinse optimum ağırlıklandırma yaklaşımını araştırmak adına deneysel bir test gerçekleştirilmiştir. Deneysel testte gerçek zamanlı PPP çözümü için değişen varyans oranları kullanılarak GPS ve Galileo gözlemlerine farklı ağırlıklar atanmış ve bu sayede uygun ağırlık yaklaşımı belirlenmeye çalışılmıştır. Sonuçlar gerçek zamanlı PPP için çoklu-GNSS çözümünde GPS ve Galileo gözlemlerine eşit ağırlık tanımlanması durumunda gerek konum doğruluğu gerekse yakınsama süresi açısından en iyi performansın elde edildiğini ortaya koymuştur.

Anahtar Kelimeler: GNSS, Hassas Nokta Konumlama, PPP, Gerçek zamanlı, IGS-RTS, Galileo

ABSTRACT

In recent years, the real-time PPP (Precise Point Positioning) method has effectively been used in several GNSS (Global Navigation Satellite System) applications. Still, the long initial period that is required for converging the phase ambiguities of PPP is considered the main drawback of the technique. In

terms of overcoming this drawback, especially, the newly-emerged satellite systems bring along considerable opportunities for improving real-time PPP performance. The multi-GNSS solutions employed by these navigation systems offer significantly improved positioning performance compared with single-system solutions. Although the functional models that are utilized in the multi-GNSS solutions are well characterized in the literature, the stochastic models including observation weights are still one of the current research topics. In this context, the principal objective of this study is to determine the optimal observation weights in the multi-GNSS solution where GPS and Galileo satellites are commonly used for real-time PPP process. For this purpose, single-system solutions for GPS and Galileo have been conducted, and it has been observed that Galileo can provide comparable performance with GPS solutions. An experimental test has been performed to investigate the optimal weighting approach for the multi-GNSS solution that includes both systems. In the experimental test, different weights have been assigned to GPS and Galileo observations using varying variance ratios for the real-time PPP solution. In this way, it is aimed to determine the proper weighting approach. The results indicate that the best performance, in terms of both positioning accuracy and convergence time, is acquired when assigning equal weights for GPS and Galileo observations in the real-time PPP solution.

Keywords: GNSS, Precise Point Positioning, PPP, Real-time, IGS-RTS, Galileo

1. GİRİŞ

Uzun yıllardır jeodezik uygulamalardaki hassas konum belirleme ihtiyacını karşılamak amacıyla bağlı GNSS (Global Navigation Satellite Systems) konum belirleme teknikleri kullanılmaktadır. Bu tekniklerde referans istasyonu veya ağına ilave bir alıcı kullanılarak GNSS hata kaynakları (troposfer, çoklu yol etkileri, saat senkronizasyonu vb.) giderilir ve bu sayede yüksek konum doğruluğuna ulaşılır. Ancak bu tekniklerde en az iki alıcıya olan ihtiyaç maliyet artışına ve aynı zamanda uygulama zorluğuna neden olmaktadır. Ayrıca bu tekniklerde konum doğruluğu referans istasyonu ile alıcı arasındaki mesafeyle doğrudan ilişkilidir ve mesafe arttıkça

uydudan çıkan sinyalin atmosferde izlediği yol ve çevresel faktörler farklılaştığı için konum doğruluğu düşer (Rizos, Janssen, Roberts ve Grinter, 2012). Bağıl konum belirleme tekniklerinin bu dezavantajlarının üstesinden gelebilmek adına Hassas Nokta Konumlama (Precise Point Positioning, PPP) alternatif olarak ortaya çıkmış bir mutlak konumlama tekniğidir. Tekniğin tarihsel gelişimine bakıldığında aslında 1970'li yıllarda Anderle (1976) tarafından ortaya konulmuş olmasına karşın, günümüzdeki anlamıyla ilk kez Zumberge, Heflin, Jefferson, Watkins, ve Webb (1997) tarafından uygulanmıştır. Çift frekanslı alıcılar ile toplanan kod ve faz gözlemleri ile yapılan bu çalışmada PPP yöntemi ile yüksek doğruluk değerleri elde edilebileceği görülmüştür. GNSS dünyasında o tarihten bu yana aktif olarak kullanılan PPP, günümüzde atmosferin izlenmesi ve modellenmesi, Yer kaynaklı tehlikelerin belirlenmesi, yapı sağlığının izlenmesi, havai nirengi uygulamaları gibi birçok GNSS uygulamasında kullanılmaktadır (Yuan, Fu, Sun ve Toth 2009; Wright, Houlie, Hildyard ve Iwabuchi, 2012; Tu, Zhang, Ge ve Huang, 2013; Li ve diğerleri, 2013; Lu ve diğerleri, 2015; Yiğit ve Gürlek, 2017).

PPP, küresel bir ağdan (International GNSS Service (IGS), vb.) alınan hassas uydu yörünge ve saat ürünlerini temel alan ve yalnızca bir GNSS alıcısı kullanarak santimetre veya milimetre seviyesinde konum bulma imkânı sağlayan bir konum belirleme yöntemidir. Referans istasyonuna ihtiyaç duymadan yüksek doğruluk değerlerine ulaşılabilmesi bu tekniğin en büyük avantajıdır. Bu sayede maliyet etkinliği ve uygulama kolaylığı da sağlanmaktadır. Ancak bu yöntemde santimetre/desimetre mertebesinde konum doğruluğuna ulaşabilmek için GNSS gözlemlerine etki eden bazı ilave etkilerin (taşıyıcı dalga faz dönüklüğü, anten faz merkezi kayıklığı, gel-git ve okyanus ve kara yüklemesi vb.) modellenmeleri ve/veya düzeltilmeleri gerekmektedir (Alkan, Erol ve Mutlu, 2022). Ayrıca PPP tekniğinde yüksek konum doğruluğuna ulaşabilmek adına faz belirsizliklerinin yakınsaması için bir başlangıç süresine ihtiyaç duyulmaktadır. Literatürde yakınsama süresi olarak adlandırılan bu başlangıç periyodu PPP tekniğinin en büyük dezavantajı olarak görülmektedir. Genel bir ifade ile PPP tekniğinde 5 cm ve/veya daha iyi yatay konum doğruluğuna ulaşılabilmesi için en az bir saatlik yakınsama süresine ihtiyaç vardır (Bahadır ve Nohutcu, 2018). Bu süre görünür uydu sayısına ve uydu geometrisine bağlı olarak değişmektedir. Bu dezavantaj tekniğin gerçek zamanlı uygulamalarda kullanılmasına engel olmaktadır.

Bu noktada PPP tekniği için görünür uydu sayısının artması ve uydu geometrisinin iyileşmesi sonucunda daha düşük bir yakınsama süresi ve daha yüksek bir konum doğruluğu elde etmek beklenebilir. Daha fazla uydu ve navigasyon sinyali, PPP için DOP (dilution of precision) değerini azaltarak konum belirleme performansını olumlu yönde etkileyecektir (Montenbruck ve diğerleri, 2017). Temelde 24 uydu olarak planlanan GPS uzay bölümü bugünlerde 31 aktif uydu ile hizmet vermektedir. PPP tekniğinde kullanılan uydu sayısının artırılması ve daha iyi bir uydu geometrisi elde etmek için diğer navigasyon sistemlerine ihtiyaç vardır. Rusya'nın geliştirdiği küresel navigasyon sistemi GLONASS'ın tam kapasiteyle devreye girmesi ve Galileo, BeiDou gibi küresel navigasyon sistemlerinin operasyonel hale gelmesi görünür uydu sayısını artırmış ve daha fazla sinyal kullanarak çoklu-GNSS çözümü yapmayı mümkün hale getirmiştir. Bu konuda yapılan ilk çalışmalar çoklu-GNSS çözümlerinin PPP performansını özellikle yakınsama süresi bakımından önemli ölçüde iyileştirdiğini ortaya koymuştur (Cai ve Gao, 2013; Yiğit ve Gürlek, 2014; Li ve Zhang, 2014, Togedor, Øvstedal, ve Vigen, 2014). Çoklu-GNSS uydularının PPP çözümlerinde uygulanması adına en büyük pay IGS tarafından 2011 yılında başlatılan MGEX (Multi-GNSS Experiment) projesine verilebilir. MGEX projesi kapsamında küresel ölçekte bir GNSS ağı aracılığıyla yeni ortaya çıkan uydu sistemlerinin gözlemleri toplanarak bunlara ait uydu yörünge ve saat bilgilerini içeren ürünler kullanıcılara sunulmaya başlanmıştır (Montenbruck ve diğerleri, 2017).

Galileo, Avrupa Birliği Uzay Ajansı tarafından geliştirilen konumlandırma ve zamanlama bilgilerini sağlayan Avrupa'nın küresel uydu navigasyon sistemidir. Bu sistem ile sadece askeri ve hükümet yetkililerine değil, aynı zamanda sivil kullanıcılara da ücretli olarak doğruluğu yüksek, ücretsiz olarak da doğruluğu daha düşük konum bilgisi sağlamayı amaçlamaktadır (Spacecraft and Satellites, 2023). Her uydu dünya üzerindeki bir turunu 14 saatte tamamlayacak ve farklı amaçlarda kullanılacak E1, E5a, E5b ve E6 olmak üzere dört farklı frekansta navigasyon sinyalleri göndermektedir (Jin, Cardellach ve Xie, 2014). Galileo, koordinat sistemi olarak Uluslararası Yersel Referans Sistemi (ITRF) ile uyumlu Galileo Yersel Referans Sistemi'ni (GTRF) kullanmaktadır. 2021 yılı itibarıyla Galileo'nun 24 uydusu içeren aktif ağı, küresel ölçekte yeterli görünür uydu sayısını sağlayarak PPP çözümleri için önemli fırsatlar sunmaktadır. Ayrıca, Galileo sistemi diğer GNSS sistemleri (GPS, GLONASS, BeiDou) ile kullanılarak çoklu-GNSS çözümlerini

desteklemektedir. Bu, farklı GNSS sistemlerinin sinyallerini birleştirerek daha yüksek konumlandırma hassasiyeti ve daha düşük yakınsama süresi açısından önemli kazanımlar sağlamaktadır. GPS uydularına ek olarak Galileo uydularının dâhil edildiği PPP çözümleri standart PPP çözümüne göre PPP performansını gerek konum doğruluğu gerekse yakınsama süresi açısından kayda değer oranda iyileştirmektedir (Hadas, Kazmierski ve Sośnica, 2019, Bahadur ve Nohutcu, 2019).

Daha önceden belirtildiği üzere IGS analiz merkezleri tarafından yayınlanan hassas uydu yörünge ve saat ürünleri kullanılarak tek alıcı ile PPP tekniğinden milimetre seviyesinde konum doğruluğu elde edilebilir. Ancak bu doğruluğu erişebilmek amacıyla kullanılan hassas ürünlerin elde edilebilmesi için 14-18 günlük bir bekleme süresi gerekmektedir. Bu bekleme süresi PPP yönteminin gerçek zamanlı uygulamalarda kullanılmasına engel olmaktadır. Diğer yandan mühendislik ölçmeleri, haritacılık, deniz uygulamaları, insansız hava aracı uygulamaları, heyelan ölçmeleri, deprem erken uyarı sistemleri, sismoloji, buzul ve kıyı erozyonlarının izlenmesi, otonom ölçme sistemleri gibi bilimsel ve pratik pek çok uygulama alanında gerçek-zamanlı (real-time) olarak cm-dm doğrulukta üretilecek konum bilgisi kritik öneme sahiptir (Alkan ve diğerleri, 2022). Bu sebeple IGS, PPP yöntemi kullanarak gerçek zamanlı olarak doğruluğu yüksek konum bilgisine ulaşabilmek amacıyla, kendi gerçek zamanlı servisini (IGS Real Time Service ,IGS RTS) başlatmıştır. Bu proje kapsamında 2013 yılından itibaren gerçek zamanlı uydu yörünge ve saat bilgileri anlık sayılabilecek bir hızda yayınlanarak kullanıcıların hizmetine sunulmaktadır. Gerçek zamanlı PPP tekniğinde, CORS (Continuously Operating Reference Stations) veya bağıl konumlama yöntemlerinden farklı olarak sadece tek bir alıcıya ait GNSS gözlemleri kullanılarak konum bilgisi üretilir. Hata kaynaklarının tamamı ya tahmin edilerek veya modeller aracılığıyla giderilmeye çalışılır. Yapılan çalışmalar bu yöntemle cm hassasiyetinde konum doğruluğuna erişilebildiğini göstermiştir (Alkan ve diğerleri, 2022).

Bu bağlamda bu çalışmanın en temel amacı yeni ortaya çıkan navigasyon sistemlerinden olan Galileo'nun gerçek zamanlı PPP performansının GPS ile kıyaslayarak araştırılmasıdır. Ayrıca bu iki sistemin birlikte kullanılmaları durumunda gerçek zamanlı PPP performansının ne ölçüde etkilendiği yine bu çalışmanın araştırma konuları arasında yer almaktadır. Diğer taraftan çoklu GNSS PPP çözümüyle doğru ve güvenilir çözüme ulaşabilmek

için tahmin süreçlerinde fonksiyonel ve stokastik modellerin uygun bir şekilde tanımlanması gerekmektedir. PPP için fonksiyonel model güncel literatürde iyi bir şekilde ortaya konmuş olmasına karşın, tahmin süreçlerinde kullanılan stokastik modeller üzerine düşülmesi gereken önemli bir husustur. Bu çalışmada çoklu GNSS PPP çözümü için GPS ve Galileo uydularının ağırlıklandırılmasında deneysel bir araştırma gerçekleştirilecek ve bu sayede iki sistem arasında optimum ağırlıklandırma yaklaşımı belirlenmeye çalışılacaktır.

2. HASSAS NOKTA KONUMLAMA İÇİN FONKSİYONEL VE STOKASTİK MODELLER

PPP tekniğinde kullanılan temel ölçüler çift frekanslı kod ve faz gözlemlerinin iyonosferden bağımsız (İB) doğrusal kombinasyonlarıdır. İlgili gözlem eşitlikleri aşağıdaki şekilde ifade edilebilir.

$$P_{IB}^{s,k} = \rho_r^{s,k} + cdt_r^s - cdT^{s,k} + T_r^{s,k} + b_{IB,r}^s - b_{IB}^{s,k} + \varepsilon(P_{IB}^{s,k}) \quad (1)$$

$$L_{IB}^{s,k} = \rho_r^{s,k} + cdt_r^s - cdT^{s,k} + T_r^{s,k} + \lambda_{IB}^s N_{IB}^{s,k} + B_{IB,r}^s - B_{IB}^{s,k} + \varepsilon(L_{IB}^{s,k}) \quad (2)$$

burada r , s ve k sırasıyla alıcıyı, navigasyon sistemini (GPS, Galileo, vb.) ve uydu numarasını göstermektedir. Ek olarak $\rho_r^{s,k}$ uydu ile alıcı arasındaki geometrik mesafeyi, c ışık hızını, dt_r^s alıcı saat hatasını, $dT^{s,k}$ uydu saat hatasını, $T_r^{s,k}$ toplam troposferik gecikmeyi, λ_{IB}^s İB kombinasyonuna ait dalga boyunu, $N_{IB}^{s,k}$ İB kombinasyonu için belirsizlik parametresini, $b_{IB,r}^s$ ve $b_{IB}^{s,k}$ sırasıyla İB kombinasyonu için alıcı ve uydu kod donanım kaynaklı hataları, $B_{IB,r}^s$ ve $B_{IB}^{s,k}$ İB kombinasyonu için alıcı ve uydu faz donanım kaynaklı hataları, ε ise ilgili gözlem için çoklu-yol etkisini de içeren gürültüyü ifade etmektedir.

PPP ölçü modelinde alıcı kod donanım kaynaklı hata ($b_{IB,r}^s$) alıcı saat hatasıyla beraber kestirilirken uydu kod donanım kaynaklı hata ($b_{IB}^{s,k}$) ise uydu saat hatasıyla birlikte düzeltilir (Kouba ve Héroux, 2001). Faz gözlemi içerisinde geriye kalan donanım kaynaklı hatalar ise faz belirsizliği parametresi içinde tek bir bilinmeyen olarak kestirilmektedir. Diğer taraftan PPP tekniğinde toplam troposferik gecikme kuru ve ıslak bileşenlere ayrılarak ele alınır. İstasyonun konumu ve meteorolojik parametrelere bağlı olarak troposferin kuru bileşeni deneysel modeller aracılığıyla elde edilebilirken ıslak bileşen atmosferdeki su buharı miktarındaki hızlı

değişimler nedeniyle genellikle ilave bir bilinmeyen olarak kestirilir (Davis, Herring, Shapiro, Rogers ve Elgered, 1985). Son olarak eşitliklerden de görüleceği üzere alıcı saat hatası farklı zaman ölçeklerinin kullanılmasından dolayı her uydu sistemine özel olarak tanımlanmıştır. Birden fazla navigasyon sisteminin ortak kullanılması durumunda GPS zaman ölçeği referans seçilerek diğer sistemler için sistemler arası fark parametresi tanımlanması gerekmektedir (Cai ve Gao, 2013). Sonuçta ilgili modelin bilinmeyenler vektörü üç adet konum bileşeni, bir adet alıcı saat hatası, bir adet troposferik gecikme, gözlenen her uydu için belirsizlik parametresi ve ilave her sistem için bir sistemler arası fark parametresinden oluşmaktadır.

PPP tekniğinin geleneksel uygulamasında uydu yörünge ve saat hataları IGS tarafından üretilen hassas ürünler kullanılarak giderilir. Ancak oldukça yüksek doğruluğa sahip bu ürünler 14-18 günlük bir gecikme ile kullanıcılara sunulmaktadır. Bu durum PPP tekniğinin gerçek zamanlı konum belirleme uygulamalarında kullanılmasını engelleyen en önemli faktördür. Bu sorunun üstesinden gelebilmek için IGS, 2013 yılında kendi ağından elde ettiği ürünleri anlık yayınlatabildiği gerçek zamanlı servisini (IGS-RTS) başlatmıştır (Hadas ve Bosy, 2015). Bu servis sayesinde analiz merkezleri kendi gerçek zamanlı ürünlerini kullanıcılarla paylaşmaya başlamış ve bu sayede PPP çözümünü gerçek zamanlı olarak gerçekleştirmek mümkün hale gelmiştir. Günümüzde gerçek zamanlı PPP çeşitli GNSS uygulamalarında başarıyla kullanılmaktadır (Lu ve diğerleri, 2017; Wang, ve diğerleri, 2019a; Ge ve diğerleri, 2021). Günümüzde IGS-RTS aracılığıyla elde edilen uydu yörünge ve saat düzeltmelerinin IGS hassas ürünlerden elde edilenlere göre daha düşük doğruluğa sahip olduğu söylenmektedir. Fakat yeni çıkan navigasyon sistemlerinin katkısı ve IGS gerçek zamanlı servisinde sağlanan ürünlerin kalitesinin günden güne iyileşiyor olması gerçek zamanlı PPP çözümü açısından önemli bir potansiyel oluşturmaktadır.

PPP tekniğinde uygulanan stokastik yaklaşımlara göz atılacak olursa öncelikle ölçülere ait varyans-kovaryans matrisinin oluşturulması gereklidir. PPP gibi mutlak konum belirleme tekniklerinde ölçülerin birbiriyle ilişkisi olmadığı kabul edilir. Dolayısıyla ölçülere ait varyans-kovaryans matrisi sadece köşegen elemanları içerecek şekilde oluşturulur. PPP için ölçülere ait varyans-kovaryans matrisi Eşitlik 3'te verilmiştir. Burada $\sigma_{P_{IB}}^2$ ve $\sigma_{L_{IB}}^2$ sırasıyla kod ve faz ölçülerinin iyonosferden bağımsız doğrusal

kombinasyonlarına ait varyans değerlerini göstermektedir.

$$\begin{bmatrix} \sigma_{P_{IB}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{L_{IB}}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots \end{bmatrix} \quad (3)$$

İyonosferden bağımsız doğrusal kombinasyonlara ait ölçü varyansları hata dağılıma kuralı göz önüne alınarak aşağıdaki şekilde hesaplanabilir.

$$\sigma_{P_{IB}}^2 = (f_1^2/f_1^2 - f_2^2) \sigma_{P_1}^2 + (f_2^2/f_1^2 - f_2^2) \sigma_{P_2}^2 \quad (4)$$

$$\sigma_{L_{IB}}^2 = (f_1^2/f_1^2 - f_2^2) \sigma_{L_1}^2 + (f_2^2/f_1^2 - f_2^2) \sigma_{L_2}^2 \quad (5)$$

burada $\sigma_{P_1}^2$ ve $\sigma_{P_2}^2$ birinci ve ikinci frekans üzerindeki kod gözlemlerinin varyans değerlerini, $\sigma_{L_1}^2$ ve $\sigma_{L_2}^2$ ise birinci ve ikinci frekans üzerindeki faz gözlemlerinin varyans değerlerini temsil etmektedir. Kod ve faz gözlemleri için bu değerler geleneksel olarak 0,3 ve 0,003 m olarak kullanılabilir (Teunissen ve Montenbruck, 2017).

Öte yandan GNSS gözlemlerinin gürültü seviyesi uyduların yükseklik açısına bağlı olarak kayda değer oranda değişmektedir. Bu nedenle GNSS işlemlerinde genel bir kabul olarak yükseklik açısına bağlı ağırlıklandırma modelleri kullanılmaktadır. Dolayısıyla bu çalışmada aşağıdaki fonksiyon kullanılarak ölçülerin ağırlıkları belirlenmiştir.

$$\sigma_{P_{IB}}^2 = \sigma_{P_{IB}}^2 + \sigma_{P_{IB}}^2 \cos^2 E \quad (6)$$

burada E ilgili uyduya ait yükseklik açısını göstermektedir.

Farklı navigasyon sistemlerine ait ölçü gürültülerinin sistemler arasındaki farklar nedeniyle değişiklik gösterdiği mevcut literatür ışığında bilinmektedir. Farklı navigasyon sistemlerinden elde edilen aynı gözlem tipine ait ölçülerde dahi bu farklılıklar göz önüne alınmalıdır. Bu amaçla mevcut literatürde çoklu-GNSS çözümlerinde başlangıç varyans oranları yöntemi kullanılmaktadır. Bu yöntemde seçilen varyans oranları sayesinde farklı navigasyon sistemlerine ait gözlemlerin ağırlıkları yeniden belirlenmiş olur. Yine literatür incelendiğinde farklı küresel sistemlere ait gözlemlere eşit ağırlıkların tanımlandığı çalışmaların var olduğu görülebilir (Ning, Han ve Zhang, 2018; Zhou ve diğerleri, 2018; Zheng ve diğerleri, 2020). Öte taraftan son zamanlarda yapılan bazı çalışmalarda ise GPS uydularına ait gözlemlerin ağırlıkları sabit tutularak diğer sistemlere ait gözlemlere daha yüksek varyans katsayısı atandığı görülmektedir (Pan ve

diğerleri, 2017; Bahadur ve Nohutcu, 2018; Wang ve diğerleri, 2019b). GPS ve Galileo uyduları için yüksek varyans atama yaklaşımı aşağıdaki eşitlikle ifade edilebilir.

$$\begin{cases} \sigma_{P_{IF}}^2 : \sigma_{P_{IF}}^2 = 1 : 2 \\ \sigma_{L_{IF}}^2 : \sigma_{L_{IF}}^2 = 1 : 2 \end{cases} \quad (7)$$

Bu örnekte de görüldüğü üzere mevcut çalışmalarda varyans oranı olarak iki kullanılmaktadır. Bu durumda GPS gözlemlerine göre Galileo gözlemlerinin ağırlıkları 2 oranında azaltılmış olur. Mevcut literatürde bu katsayının ne olmasına dair bir çalışma ve dolayısıyla ortak bir görüş bulunmamaktadır. İlgili durum bu çalışmanın yapılmasına temel oluşturan başlıca etmendir.

3. UYGULAMA VE ANALİZLER

a. Veri Seti

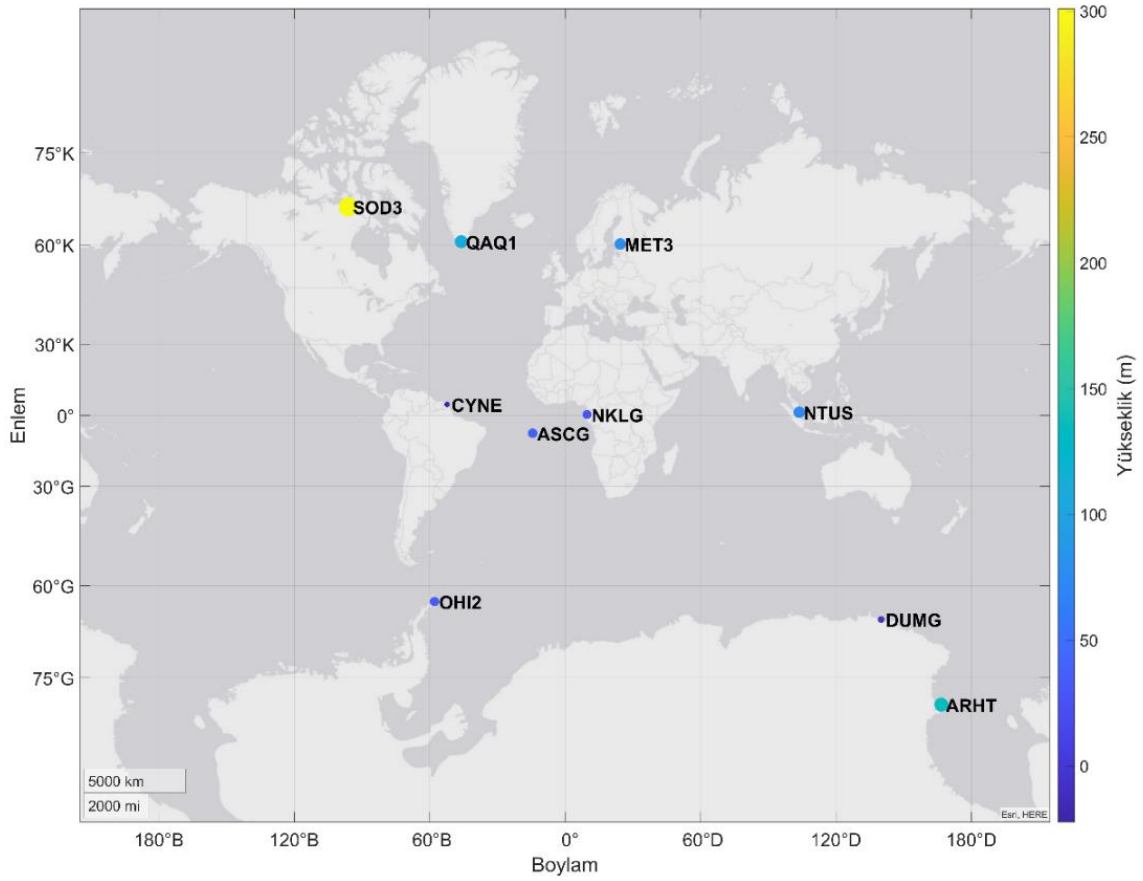
Çalışma kapsamında IGS MGEX ağına ait 10 istasyondan 5-11 Mart 2023 tarihleri arasındaki bir haftalık dönem için toplanan günlük gözlem verileri kullanılmıştır. Çalışmanın amacına uygun olarak bu istasyonların hepsi GPS ve Galileo uydularına ait gözlemleri toplayabilen GNSS alıcılarına sahiptir. İstasyonların seçiminde ilgili istasyonların coğrafi olarak dağılımı göz önünde bulundurulmuştur. İlgili istasyonların coğrafi konumları ve yükseklikleri Şekil 1'de sunulmaktadır. Öte yandan PPP gibi tek alıcıya bağlı mutlak konum belirleme teknikleri açısından konum belirleme doğruluğunu etkileyen en önemli faktörlerin başında görünür uydu sayısı ve geometrisi gelmektedir. Bu nedenle bir haftalık dönem için her istasyona ait uydu görünürlükleri analiz edilmiştir. Her bir istasyon için epok başına düşen ortalama kullanılabilir GPS ve Galileo uyduları Şekil 2'de sunulmuştur. Burada kullanılabilir uydu kavramı ilgili istasyonda görünür olup aynı zamanda gerçek zamanlı uydu yörünge ve saat bilgisi bulunan anlamına gelmektedir. Şekil 2 analiz edildiğinde kullanılabilir uydu sayılarının istasyona bağlı olarak değişkenlik gösterebildiği görülmektedir. GPS uyduları için epok başına düşen ortalama kullanılabilir uydu sayısı istasyonlar özelinde 8,43 ile 10,52 arasında değişmektedir. Galileo uyduları içinse ortalama kullanılabilir uydu sayısı 3,31 ile 7,16 arasında değişmektedir. Burada Galileo için ortalama kullanılabilir uydu sayısı DUMG istasyonu hariç tüm istasyonlarda altının üzerindedir. Bu istasyon için gözlem dosyaları incelendiğinde epok başına

düşen Galileo uydu sayısının en fazla 4 olduğu izlenmiştir. Buradaki Galileo uydu sayısındaki düşüklüğün istasyon özelinde bir durum olduğu düşünülmektedir. Şekil 2'den elde edilen ilk sonuç tüm istasyonlarda kullanılabilir GPS uydularının Galileo'dan fazla olduğudur. Bir diğeri ise istasyonların neredeyse tamamında Galileo uydu sayısının gerçek zamanlı PPP çözümü gerçekleştirmek için yeterli seviyede olduğu sonucudur.

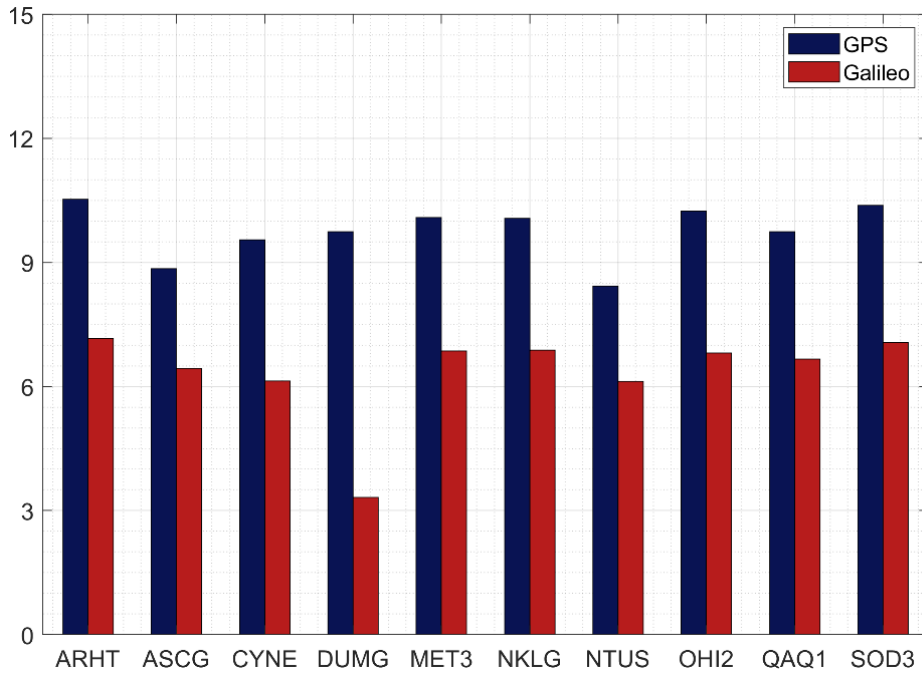
b. PPP Çözüm Stratejisi

Bu çalışmada PPP çözümleri PPPH yazılımının gerçek zamanlı uygulamalar için özel olarak geliştirilmiş PPPH-RT versiyonu kullanılarak gerçekleştirilmiştir (Bahadur ve Nohutcu, 2018). Gerçek zamanlı uydu yörünge ve saat düzeltmesini elde etmek için CNES (Centre National d'Etudes Spatiales) analiz merkezi tarafından üretilip IGS-RTS aracılığıyla yayınlanan ürünler kullanılmıştır. Bu ürünler IGS-RTS ağı aracılığıyla gerçek zamanlı elde edilebileceği gibi analiz merkezinin internet sitesinde günlük olarak sp3 formatında da sunulmaktadır (http://www.ppp-wizard.net/products/REAL_TIME/). PPP çözümleri için kullanılan diğeri işlem stratejileri Tablo 1'de detaylı olarak sunulmuştur.

Çalışma kapsamında GPS ve Galileo uydu takımlarının gerçek zamanlı PPP performanslarını analiz edebilmek için öncelikle bu iki sistemin tek başına ayrı ayrı kullanıldığı iki çözüm gerçekleştirilmiştir. Burada hem GPS hem de Galileo uydularından elde edilen kod ve faz gözlemlerine ait standart sapma değerleri genel kabule uygun olarak sırasıyla 0,3 m ve 0,003 m şeklinde seçilmiştir. Daha sonra iki sistemin gözlemleri arasında optimum ağırlıklandırma yaklaşımının araştırılması için deneysel bir test gerçekleştirilmiştir. Bunun için GPS ve Galileo gözlemlerinin ağırlıkları seçilen varyans oranları aracılığıyla değiştirilerek çözümler tekrarlanmıştır. Örneğin varyans oranlarının GPS için 1 Galileo için 2 seçilmesiyle GPS gözlemlerinin ağırlıkları sabit tutulurken Galileo gözlemlerinin ağırlığı yarıya düşürülmüştür. Burada uygulanan farklı katsayılar aracılığıyla konum belirleme performansı incelenmiş ve optimum değere en yakın katsayının bulunması hedeflenmiştir. Gerçekleştirilen uygulamaya ait seçilen katsayılar, değerlendirme kriterleri ve elde edilen sonuçlar gibi detaylar bu bölümün devamında sunulmaktadır.



Şekil 1. Uygulamada kullanılan istasyonlarının coğrafi konumları ve yükseklikleri.



Şekil 2. GPS ve Galileo için istasyon bazında epok başına düşen kullanılabilir uydu sayısı.

Tablo 1. Gerçek zamanlı PPP çözümünde uygulanan stratejiler.

Yazılım sürümü	PPPH-RT
Çözüm stratejisi	Gerçek zamanlı PPP (float)
Gözlemler	Çift frekanslı kod ve faz gözlemlerinin iyonosferden bağımsız doğrusal kombinasyonu
Uydu sistemleri	GPS ve Galileo
Kullanılan sinyaller	GPS için L1 ve L2, Galileo için E1 ve E5a
Uydu yörünge ve saat düzeltmesi	IGS gerçek zamanlı servisi CNES uydu yörünge ve saat ürünleri
Troposferin kuru bileşeni	Saastamoinen (1972) model ve GPT3/VMF3 (Landskron ve Böhm, 2018) modelleri
Troposferin ıslak bileşeni	Bilinmeyen olarak kestirildi
Faz dönmesi	Düzeltilme uygulandı (Kouba, 2015)
Katı Yer gelgiti	Düzeltilme uygulandı (Kouba, 2015)
Alıcı anten faz merkezi	Güncel IGS anten modeli (igs20.atx) kullanılarak düzeltilti
Referans çerçevesi	ITRF20
Yükseklik açısı	8 derece
Dengeleme yöntemi	Genişletilmiş Kalman filtresi

c. GPS ve Galileo İçin Gerçek Zamanlı PPP Sonuçları

Bu bölümde GPS ve Galileo uydularının dahil edildiği gerçek zamanlı PPP çözümlerinden elde edilen sonuçlar değerlendirilecektir. Bunun için önceki bölümlerde tanıtılan veri seti sadece GPS ve sadece Galileo uyduları dahil edilmek üzere ayrı ayrı işlenmiştir. Gerçek zamanlı PPP sonuçları hem konum doğruluğu hem de yakınsama süresi açısından analiz edilmiştir. Konum doğruluğunu değerlendirebilmek için bir haftalık dönem boyunca 10 istasyona ait PPP çözümlerinden elde edilen konumlar IGS tarafından yayınlanan hassas istasyon koordinatları ile karşılaştırılmıştır.

IGS tarafından sağlanan istasyon koordinatları referans seçilerek ilgili çözümlere ait konum hataları lokal koordinat sisteminde (kuzey (K), doğu (D), yukarı (Y)) ve ayrıca üç boyutlu (3B) olarak her istasyon için ayrı ayrı hesaplanmıştır. Daha sonra bir haftalık dönem boyunca her çözüm için elde edilen konum doğruluklarının karesel ortalama hataları (KOH) alınarak istasyona özel konum doğrulukları hesaplanmıştır. Tablo 2 istasyon bazında gerçek zamanlı PPP çözümlerinden elde edilen konum hatalarına ait KOH değerlerini göstermektedir.

Tabloda sunulan 3B KOH değerleri incelendiğinde istasyonların altı tanesinde GPS daha iyi konum doğruluğu sağlarken 4 tanesinde ise Galileo daha iyi konum doğruluğu sağlamıştır. Tüm istasyonlar için ortalama 3B KOH değerlerine

bakılacak olursa GPS çözümü için 0,024 m Galileo çözümü içinse 0,025 m olarak hesaplanmıştır. Bu sonuçlar gerçek zamanlı PPP çözümü açısından Galileo'nun GPS yakın konum belirleme performansı sergilediğini ortaya koymuştur.

PPP konum belirleme performansını değerlendirmek için bir diğer önemli kriter ise yakınsama süresidir. Bu çalışmada yakınsama süresi 3B konum hatasının 10 santimetre eşik değerinin altına indiği ve devamındaki 10 dakika boyunca bu eşik değerinin üzerine çıkmadığı an olarak tanımlanmıştır. Konum doğruluğuna benzer şekilde bir haftalık dönem boyunca her çözüm için yakınsama süresi ayrı ayrı hesaplanmıştır. Tablo 3 GPS ve Galileo çözümleri için istasyon bazında ortalama yakınsama sürelerini göstermektedir. Tablodan izleneceği üzere bir istasyon dışındaki tüm istasyonlarda GPS çözümü Galileo çözümüne kıyasla daha kısa yakınsama sürelerine sahiptir. GPS çözümü ile Galileo çözümü arasında yakınsama süresi anlamındaki en yüksek fark DUMG istasyonundan elde edilmiştir. Bunun en temel nedeni ise ilgili istasyondaki düşük Galileo uydu görünürlüğüdür. Son olarak tüm istasyonlar göz önünde bulundurulduğunda GPS çözümünden elde edilen ortalama yakınsama süresi 47,6 dakikayken Galileo çözümünden elde edilen ortalama yakınsama süresi 72,7 dakika olarak hesaplanmıştır. Bu sonuçlardan gerçek zamanlı PPP için Galileo çözümünün yakınsama performansı anlamında GPS çözümünden bir hayli geride kaldığı söylenebilir.

Tablo 2. GPS ve Galileo çözümlerinden elde edilen konum hatalarına ait istasyon bazlı KOH değerleri (m).

İstasyon	GPS				Galileo			
	K	D	Y	3B	K	D	Y	3B
ARHT	0,017	0,004	0,011	0,020	0,013	0,005	0,011	0,018
ASCG	0,004	0,016	0,029	0,033	0,003	0,010	0,012	0,016
CYNE	0,005	0,025	0,010	0,027	0,005	0,029	0,029	0,041
DUMG	0,017	0,007	0,016	0,024	0,017	0,006	0,022	0,028
MET3	0,004	0,008	0,007	0,011	0,008	0,008	0,010	0,015
NKLG	0,015	0,027	0,009	0,032	0,011	0,011	0,010	0,019
NTUS	0,010	0,026	0,016	0,032	0,007	0,019	0,016	0,026
OHI2	0,004	0,010	0,011	0,016	0,008	0,012	0,010	0,018
QAQ1	0,010	0,004	0,016	0,019	0,014	0,003	0,023	0,027
SOD3	0,005	0,009	0,008	0,013	0,010	0,011	0,012	0,019

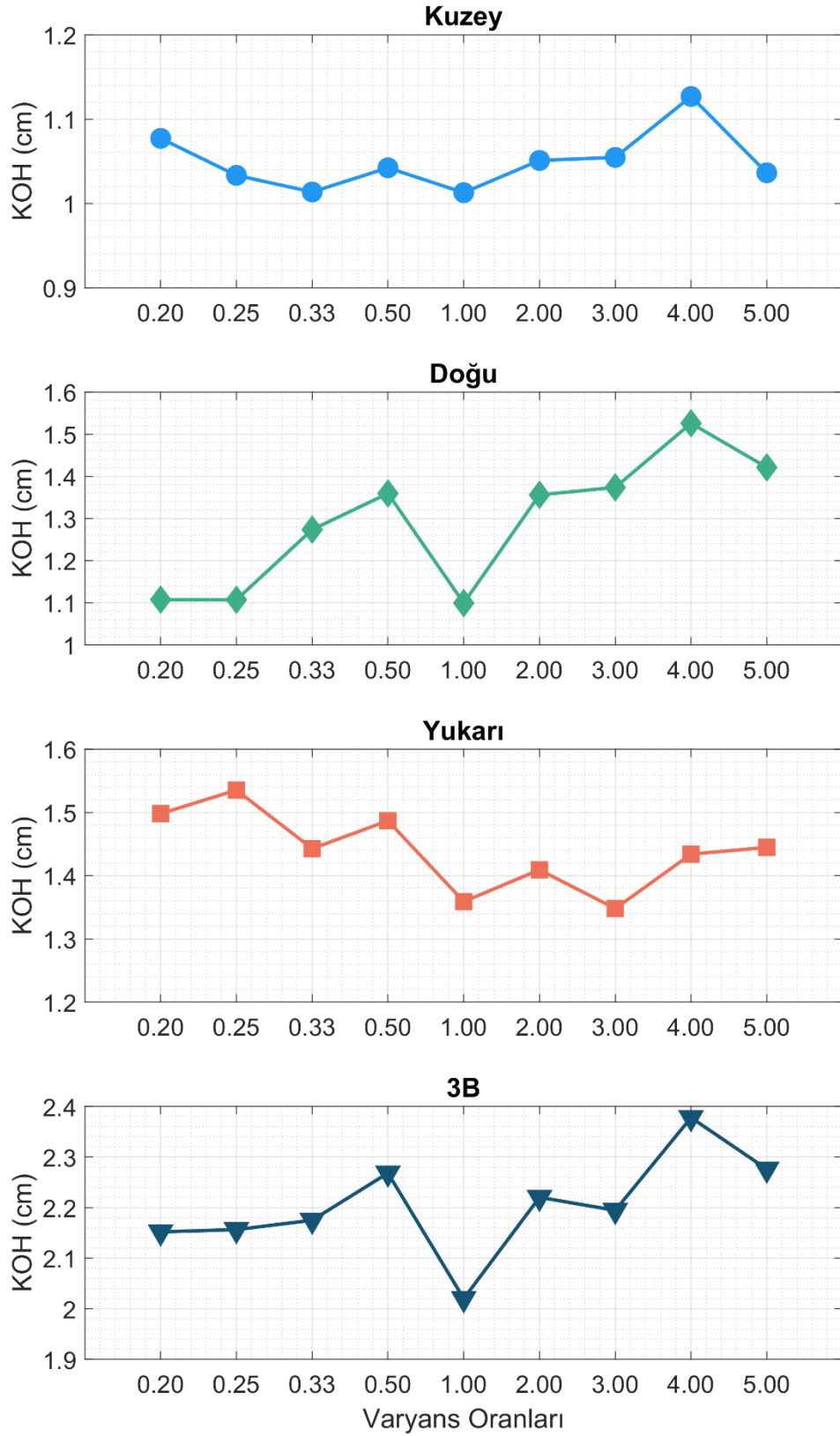
Tablo 3. GPS ve Galileo çözümleri için istasyon bazında ortalama yakınsama süreleri (dakika).

İstasyon	GPS	Galileo
ARHT	27,0	30,6
ASCG	44,1	70,7
CYNE	108,5	150,7
DUMG	46,1	147,0
MET3	24,1	20,8
NKLG	48,0	82,1
NTUS	96,7	70,2
OHI2	36,9	61,5
QAQ1	20,8	43,9
SOD3	21,6	25,8

ç. GPS/Galileo Ortak Çözümü İçin Gerçek Zamanlı PPP Sonuçları

Bu çalışmanın temel amaçlarından birisi GPS ile Galileo uydularının ortak kullanıldığı gerçek zamanlı PPP çözümü için optimum ağırlık yaklaşımının belirlenmesidir. Bu amaçla GPS ve Galileo gözlemlerine deneysel bir yaklaşımla farklı ağırlıklar verilerek ortak PPP çözümünden elde edilen konum belirleme performansının ölçülmesi hedeflenmiştir. Bu amaçla farklı varyans oranları kullanılarak GPS ve Galileo gözlemlerine atanan ağırlıklar değiştirilerek gerçek zamanlı PPP çözümü tekrarlanmıştır. GPS gözlemleri referans alınarak Galileo gözlemlerine sırasıyla 0,2, 0,25, 0,33, 0,5, 1, 2, 3, 4, 5 olmak üzere 9 farklı varyans

oranı tanımlanmıştır. Bu oranlar mevcut literatürde kullanılan katsayılar temelinde deneysel olarak belirlenmiştir. Bu sayede GPS gözlemlerine göre Galileo gözlemlerinin ağırlıkları tanımlanan varyans oranlarına ters orantılı olarak değiştirilmiştir. Yani 0,2 varyans oranı kullanıldığında Galileo gözlemlerine GPS gözlemlerine göre 5 kat daha fazla ağırlık verilmiştir. Diğer taraftan 5 varyans oranı kullanıldığında Galileo gözlemlerine GPS gözlemlerine göre 5 kat daha düşük ağırlık atanmıştır. Dokuz farklı senaryo için GPS ve Galileo uydularının ortak kullanıldığı GPS/Galileo çözümü ayrı ayrı gerçekleştirilmiş ve bir önceki bölümde olduğu üzere konum doğruluğu ve yakınsama süresi performansı hesaplanmıştır. Şekil 3 GPS/Galileo çözümü için değişik varyans oranları kullanarak gerçekleştirilen çözümlerden elde edilen konum hatalarına ilişkin KOH değerlerini üç boyuta ek olarak kuzey, doğu ve yukarı yönlerde ayrı ayrı göstermektedir. Şekilden görüleceği üzere tüm hata bileşenleri için en iyi çözümü 1 varyans oranının seçildiği senaryo sunmaktadır. Özellikle 3B KOH değerleri incelendiğinde bu varyans oranından uzaklaştıkça elde edilen konum doğruluğunun ciddi oranda azaldığı görülmektedir. Varyans oranının 1 seçilmesi GPS ve Galileo uydularından alınan gözlemlere eşit ağırlıkların tanımlanması anlamına gelmektedir. Dolayısıyla her iki sistem için eşit ağırlık seçilmesi durumunda gerçek zamanlı PPP çözümünden en iyi konum belirleme performansının elde edildiği bu sonuçlardan görülmektedir.

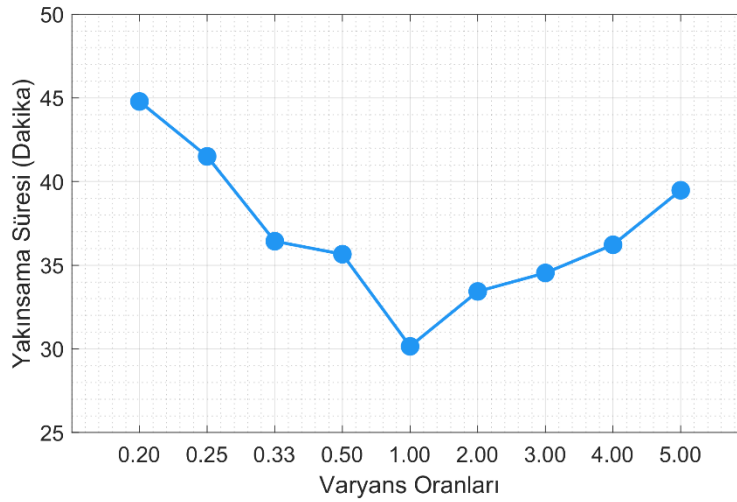


Şekil 3. Farklı varyans oranlarına göre gerçekleştirilen GPS/Galileo çözümünden elde edilen KOH değerleri (cm).

Diğer taraftan farklı varyans oranlarının seçildiği GPS/Galileo çözümlerinden elde edilen ortalama yakınsama süreleri de analiz edilmiştir. Şekil 4 0,20 ile 5,00 arasında seçilen varyans oranlarından elde edilen ortalama yakınsama sürelerini göstermektedir. Konum doğruluğuna benzer şekilde en iyi yakınsama performansı 1 varyans oranı seçilmesi durumunda elde edilmiştir. Bu senaryoda elde edilen ortalama yakınsama süresi 30,2 dakika olarak hesaplanmıştır. Diğer senaryolardan çok daha uzun yakınsama süreleri elde edilmiştir.

Bu sonuçlar gerçek zamanlı PPP için GPS/Galileo ortak çözümünden en iyi sonuçların eşit gözlem ağırlıkları kullanılması durumunda elde edileceğini ortaya koymuştur. Tablo 4 bu

senaryo için istasyon bazında elde edilmiş konum hatalarına ait KOH değerlerini ve ortalama yakınsama sürelerini sunmaktadır. Tablo 2 ile karşılaştırıldığında GPS/Galileo çözümünden GPS çözümüne göre MET3, QAQ1 ve SOD3 istasyonları dışında kalan tüm istasyonlarda daha iyi konum doğruluğu elde edildiği görülmektedir. Bu istasyonlarda GPS/Galileo çözümünden yine GPS çözümüne oldukça yakın sonuçlar elde edilmiştir. Tüm istasyonlar için elde edilen 3B KOH değerlerine bakılacak olursa GPS, Galileo ve GPS/Galileo çözümlerinin değerleri sırasıyla 0,024, 0,025 ve 0,020 metredir. Buradan gerçek zamanlı PPP çözümü için her iki sistemin ortak kullanılması durumunda çok daha iyi konum doğruluğu elde edilebileceği sonucuna varılabilir.



Şekil 4. Farklı varyans oranlarına göre gerçekleştirilen GPS/Galileo çözümünden elde edilen ortalama yakınsama süreleri (dakika).

Tablo 4. GPS/Galileo çözümünden eşit ağırlık kullanılması durumunda istasyon bazında elde edilen KOH değerleri (m) ve yakınsama süreleri (dakika).

İstasyon	GPS/Galileo (m)				
	K	D	Y	3B	YS (dk)
ARHT	0,015	0,004	0,010	0,018	21,57
ASCG	0,004	0,013	0,025	0,029	27,00
CYNE	0,004	0,018	0,014	0,023	55,92
DUMG	0,016	0,006	0,014	0,022	46,00
MET3	0,006	0,008	0,008	0,013	15,25
NKLG	0,012	0,012	0,007	0,018	33,50
NTUS	0,009	0,015	0,017	0,024	49,36
OHI2	0,005	0,010	0,005	0,012	15,60
QAQ1	0,012	0,003	0,017	0,021	12,25
SOD3	0,006	0,009	0,009	0,014	12,33

Ayrıca yakınsama süreleri incelendiğinde GPS/Galileo çözümünün tüm istasyonlarda GPS çözümünden çok daha kısa yakınsama sürelerine sahip olduğu görülebilir. İstasyon bazında yakınsama süresi iyileştirme oranları %1 ile %57,7 arasında değişmektedir. Tüm istasyonlar göz önüne alındığında elde edilen ortalama yakınsama süresi GPS/Galileo çözümü için 30,2 dakika olarak elde edilmiştir. Bu sonuç GPS/Galileo çözümünün GPS çözümüne kıyasla ortalama %36,6 daha iyi yakınsama süresi performansına sahip olduğunu göstermektedir.

4. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada gerçek zamanlı PPP çözümü için GPS ve Galileo çözümlerinin konum belirleme performansları değerlendirilmiştir. Öncelikle GPS ve Galileo çözümlerinin gerçek zamanlı PPP performansları konum doğruluğu ve yakınsama süresi açısından değerlendirilmiştir. Devamında bu iki sistemin ortak olarak kullanıldığı çoklu-GNSS çözümünde GPS ve Galileo uydularının ağırlıklandırılması için deneysel bir test gerçekleştirilmiştir. Çalışma kapsamında deneysel testlerde 5-11 Mart 2023 tarihlerinde 10 IGS istasyonundan toplanan günlük GNSS gözlem verisi kullanılmıştır.

Sonuçlar ilk olarak Galileo uydu takımının genellikle PPP çözümlerine olanak sağlayacak şekilde uydu kaynağına sahip olduğunu göstermektedir. Gerçek zamanlı PPP için GPS ve Galileo müstakil çözümlerinden sırasıyla 0,024 ve 0,025 m 3B konum doğruluğu elde edilmiştir. Bu açıdan Galileo çözümünün GPS çözümüne kıyaslanabilir bir performans gösterdiği söylenebilir. Ancak GPS ve Galileo çözümlerinden elde edilen ortalama yakınsama süreleri sırasıyla 47,6 ve 72,7 dakika olarak hesaplanmıştır. Bu noktada Galileo çözümünün GPS çözümüne kıyasla daha kötü yakınsama performansına sahip olduğu söylenmelidir. GPS ve Galileo uydularının ortak olarak kullanıldığı çoklu-GNSS çözümünde deneysel bir yaklaşımla varyans oranları değiştirilerek ilgili sistemlere ait gözlemlere atanan ağırlıklar değiştirilmiştir. Sırasıyla Galileo gözlemlerine GPS gözlemleri referans alınarak 5 kat daha düşükten başlanarak 5 kat daha yüksek olacak şekilde ağırlık tanımlanmıştır. Gerek konum doğruluğu gerekse yakınsama süresi değerleri incelendiğinde çoklu-GNSS çözümünden GPS ve Galileo gözlemlerine eşit ağırlık tanımlanması durumunda en iyi performans elde edilebileceği görülmüştür. Bu çalışma temel anlamda gerçek zamanlı PPP çözümünde GPS ve Galileo sistemleri için eşit ağırlık seçiminin önemli olduğu ve bu sayede elde edilebilecek konum

belirleme performansının artırılabilirliğini göstermiştir.

ORCID

Muhammet Fatih BOZKIR 
https://orcid.org/0009-0002-4800-2112

Berkay BAHADUR 
https://orcid.org/0000-0003-3169-8862

KAYNAKLAR

- Alkan, R.M., Erol, S. ve Mutlu, B. (2022). IGS-RTS ürünleri kullanılarak gerçek-zamanlı hassas nokta konumlama (RT-PPP) tekniğinin performans analizi: Antarktika örneği. *Yerbilimleri/Hacettepe Üniversitesi Yerbilimleri Uygulama ve Araştırma Merkezi Dergisi*, 43(1), 76–95. doi: 10.17824/yerbilimleri.1050124
- Anderle, R.J. (1976). Point positioning concept using precise ephemeris. In: *Satellite Doppler positioning; Proceedings of the International Geodetic Symposium, Las Cruces, N. Mex., October 12-14, 1976*, A77-47370 22-43.
- Bahadur, B. ve Nohutcu, M. (2018). PPPH: a MATLAB-based software for multi-GNSS precise point positioning analysis. *GPS Solutions*, 22(4), 1-10. doi: 10.1007/s10291-018-0777-z
- Bahadur, B. ve Nohutcu, M. (2019). Galileo Temelli Hassas Nokta Konumlama Yönteminin Performans Değerlendirmesi: Türkiye Örneği. *Harita Dergisi*, 162, 1-11.
- Cai, C. ve Gao, Y. (2013). Modeling and assessment of combined GPS/GLONASS precise point positioning. *GPS Solutions*, 17(2), 223-236. doi: 10.1007/s10291-012-0273-9
- Davis, J.L., Herring, T.A., Shapiro, I.I., Rogers, A.E.E. ve Elgered, G. (1985). Geodesy by radio interferometry: Effects of atmospheric modeling errors on estimates of baseline length. *Radio Science*, 20(6), 1593-1607. doi: 10.1029/RS020i006p01593
- Ge, Y., Chen, S., Wu, T., Fan, C., Qin, W., Zhou, F. ve Yang, X. (2021). An analysis of BDS-3 real-time PPP: Time transfer, positioning, and tropospheric delay retrieval. *Measurement*, 172, 108871. doi: 10.1016/j.measurement.2020.108871

- Hadas, T. ve Bosy, J. (2015). IGS RTS precise orbits and clocks verification and quality degradation over time. *GPS Solutions*, 19(1), 93-105. doi: 10.1007/s10291-014-0369-5
- Hadas, T., Kazmierski, K. ve Sośnica, K. (2019). Performance of Galileo-only dual-frequency absolute positioning using the fully serviceable Galileo constellation. *GPS Solutions*, 23(4), 1-12. doi: 10.1007/s10291-019-0900-9
- Jin, S., Cardellach, E. ve Xie, F. (2014). *GNSS Remote Sensing: Theory, Methods and Applications*. Dordrecht: Springer.
- Kouba, J. ve Héroux, P. (2001). GPS precise point positioning using IGS orbit products, *GPS Solutions* 5:2, 12-28. doi: 10.1007/PL00012883
- Kouba, J. (2015). A Guide to Using International GNSS Service (IGS) Products. Erişim Adresi (4 Ağustos 2023): https://files.igs.org/pub/resource/pubs/UsingIGSProductsVer21_cor.pdf
- Landskron, D. ve Böhm, J. (2018). VMF3/GPT3: refined discrete and empirical troposphere mapping functions. *Journal of Geodesy*, 92(4), 349-360. doi: 10.1007/s00190-017-1066-2
- Li, X., Ge, M., Zhang, X., Zhang, Y., Guo, B., Wang, R., Klotz, J. ve Wickert, J. (2013). Real-time high-rate co-seismic displacement from ambiguity-fixed precise point positioning: Application to earthquake early warning. *Geophysical Research Letters*, 40, 295-300. doi: 10.1002/grl.50138
- Li, P. ve Zhang, X. (2014). Integrating GPS and GLONASS to accelerate convergence and initialization times of precise point positioning. *GPS Solutions*, 18(3), 461-471. doi: 10.1007/s10291-013-0345-5
- Lu, C., Li, X., Nilsson, T., Heinkelmann, R., Ge, M., Glaser, S. ve Schuh, H. (2015). Real-time retrieval of precipitable water vapor from GPS and BeiDou observations. *Journal of Geodesy*, 89, 843-856. doi: 10.1007/s00190-015-0818-0
- Lu, C., Chen, X., Liu, G., Dick, G., Wickert, J., Jiang, X., Zheng, K. ve Schuh, H. (2017). Real-time tropospheric delays retrieved from multi-GNSS observations and IGS real-time product streams. *Remote Sensing*, 9(12), 1317. doi: 10.3390/rs9121317
- Montenbruck, O., Steigenberger, P., Prange, L., Deng, Z., Zhao, Q., Perosanz, F., Romero, I., Noll, C., Stürze, A., Weber, G., Schmid, R., MacLeod, K. ve Schaer, S. (2017). The Multi-GNSS Experiment (MGEX) of the International GNSS Service (IGS) – Achievements, prospects and challenges. *Advances in Space Research* 59(7), 1671-1697. doi: 10.1016/j.asr.2017.01.011
- Ning, Y., Han, H. ve Zhang, L. (2018). Single-frequency precise point positioning enhanced with multi-GNSS observations and global ionosphere maps. *Measurement Science and Technology*, 30(1), 015013. doi: 10.1088/1361-6501/aaf0f6
- Pan, L., Zhang, X., Liu, J., Li, X. ve Li, X. (2017). Performance evaluation of single-frequency precise point positioning with GPS, GLONASS, BeiDou and Galileo. *Journal of Navigation*, 70(3), 465-482. doi: 10.1017/S0373463316000771
- Rizos, C., Janssen, V., Roberts, C. ve Grinter, T. (2012). Precise point positioning: is the era of differential GNSS positioning drawing to an end? *FIG Working Week 2012*, Roma, Italya.
- Saastamoinen, J. (1972). Contributions to the theory of atmospheric refraction. *Bulletin Géodésique*, (1946-1975), 105(1), 279-298. doi: 10.1007/BF02521844
- Saastamoinen J. (1972b). Atmospheric correction for the troposphere and stratosphere in radio ranging satellites. *The use of artificial satellites for geodesy*, 15, 247-251. doi: 10.1029/GM015p0247
- Spacecraft and Satellites (2023). *Galileo Overview*. Erişim Adresi (4 Ağustos 2023): <https://spaceflight101.com/spacecraft/galileo/>
- Teunissen, P.J. ve Montenbruck, O., (2017). Springer handbook of global navigation satellite systems, Cham, Switzerland: Springer International Publishing, Vol. 10, 978-3.
- Togedor, J., Øvstedal, O. ve Vigen, E. (2014). Precise orbit determination and point positioning using GPS, GLONASS, Galileo and BeiDou. *Journal of Geodetic Science*, 4, 65-73. doi: 10.2478/jogs-2014-0008

- Tu, R., Zhang, H., Ge, M. ve Huang, G. (2013). A real-time ionospheric model based on GNSS Precise Point Positioning. *Advances in Space Research*, 52, 1125-1134. doi: 10.1016/j.asr.2013.06.015
- Wang, L., Li, Z., Ge, M., Neitzel, F., Wang, X. ve Yuan, H. (2019a). Investigation of the performance of real-time BDS-only precise point positioning using the IGS real-time service. *GPS Solutions*, 23(3), 1-12. doi: 10.1007/s10291-019-0856-9
- Wang, A., Chen, J., Zhang, Y., Meng, L. ve Wang, J. (2019b). Performance of selected ionospheric models in multi-global navigation satellite system single-frequency positioning over China. *Remote Sensing*, 11(17), 2070. doi: 10.3390/rs11172070
- Wright, T.J., Houlie, N., Hildyard, M. ve Iwabuchi, T. (2012). Real-time, reliable magnitudes for large earthquakes from 1 Hz GPS precise point positioning: The 2011 Tohoku-Oki (Japan) earthquake. *Geophysical Research Letters*, 39, L12302. doi: 10.1029/2012GL051894
- Yiğit, C.Ö., Gikas, V., Alçay, S. ve Ceylan, A. (2014). Performance evaluation of short to long term GPS, GLONASS and GPS/GLONASS post-processed PPP, *Survey Review*, 46(336), 155-166. doi: 10.1179/1752270613Y.0000000068
- Yiğit, C.Ö. ve Gürlek, E. (2017). Experimental testing of high-rate GNSS precise point positioning (PPP) method for detecting dynamic vertical displacement response of engineering structures. *Geomatics Natural Hazards & Risk*, 8(2), 893-904. doi: 10.1080/19475705.2017.1284160
- Yuan, X., Fu, J., Sun, H. ve Toth, C. (2009). The application of GPS precise point positioning technology in aerial triangulation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64, 541-550. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2009.03.006
- Zheng, F., Gu, S., Gong, X., Lou, Y., Fan, L. ve Shi, C. (2020). Real-time single-frequency pseudorange positioning in China based on regional satellite clock and ionospheric models. *GPS Solutions*, 24, 1-13. doi: 10.1007/s10291-019-0923-2
- Zhou, F., Dong, D., Li, W., Jiang, X., Wickert, J., ve Schuh, H. (2018). GAMP: An open-source software of multi-GNSS precise point positioning using undifferenced and uncombined observations. *GPS Solutions*, 22, 1-10. doi: 10.1007/s10291-018-0699-9
- Zumberge, J.F., Heflin, M.B., Jefferson, D.C., Watkins, M.M. ve Webb, F.H. (1997). Precise point positioning for the efficient and robust analysis of GPS data from large networks. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 102(B3), 5005-5017. Doi: 10.1029/96JB03860

Topografik Haritalarda Bina Verilerinin Geometrik İyileştirilmesi (Geometric Enhancement of Building Data in Topographic Maps)

Mevlüt Furkan AKGÜL¹ , İbrahim Öztuğ BİLDİRİCİ² , Osman Nuri ÇOBANKAYA³ 

¹Harita Genel Müdürlüğü, Harita Yüksek Teknik Okulu, Cebeci, Ankara

²Konya Teknik Üniversitesi, Harita Mühendisliği Bölümü, Selçuklu, Konya

³Harita Genel Müdürlüğü, Kartografya Dairesi, Cebeci, Ankara

mevlutfurkan.akgul@harita.gov.tr, iobildirci@ktun.edu.tr, osmannuri.cobankaya@harita.gov.tr

Geliş Tarihi (Received): 06.06.2023

Kabul Tarihi (Accepted): 08.12.2023

ÖZ

Harita Genel Müdürlüğü tarafından ülke topografik haritalarının üretilmesine ve diğer coğrafi bilgi sistemi uygulamalarına altlık oluşturmak üzere Türkiye Topografik Vektör Veritabanı (TOPOVT) adlı ülkenin tamamını kapsayan bir veri tabanı üretilmiş ve sürekli güncellenmektedir. TOPOVT temel alınarak yapılan üretimlerden biri 1:25.000 ölçekli topografik haritalardır. Bu üretim kapsamında TOPOVT verileri kartografik olarak işlenmekte ve kartografik ürünlere dönüştürülmektedir. Binaların gösterimi nokta ve alan geometrilili olarak gerçekleştirilmektedir. Binaların yollarla çakışmaması ve genel olarak yollara paralel olması önemlidir. Bu makale kapsamında nokta geometrilili binaların yollara göre yönlerinin belirlenmesi ve gerekli ise ötelenmesini sağlayan bir yazılım geliştirilmiştir. Önceden belirlenen parametrelere göre otomatik olarak bina verilerini dönüştüren yazılım, kartografik tasarım aşamasının kolaylaştırılmasını ve hızlandırılmasını sağlamaktadır. Bir adet 1:25.000 ölçekli pafta bazında yapılan uygulama ile yazılım test edilmiş ve başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Kartografya, Bina Genelleştirme, Veri İyileştirme, Topografik Harita, TOPOVT

ABSTRACT

A database covering the entire country, called Türkiye Topographic Vector Database (TOPOVT), has been produced and progressively updated by the General Directorate of Mapping to form a basis for production of national topographic maps and other geographic information system applications. One of the productions based on TOPOVT is 1:25.000 scale topographic maps. For this production TOPOVT data is processed cartographically and converted into cartographic products. Buildings are represented as either point or area geometry. It is essential that the buildings should not overlap the roads and are generally parallel to the roads. In this paper, a program has been developed to determine the direction of point geometry buildings with respect to roads and, if necessary, to shift them. The software, which automatically transforms building data according to predetermined parameters, facilitates and accelerates the cartographic design phase. The software has been tested on a 1:25.000 scaled topographic map sheet, and it has been seen that it gives successful results.

Keywords: Cartography, Building Generalization, Data Enhancement, Topographic Map, TOPOVT

1. GİRİŞ

Harita Genel Müdürlüğü tarafından üretilen 1:25.000 ölçekli topografik haritalar fotogrametrik yöntemle elde edilen ve TOPOVT veri tabanında depolanan sayısal coğrafi verilerden üretilmektedir. Bu verilerde binalar alan ve nokta geometrilili olarak yer almaktadır.

Ülkemizdeki imar mevzuatına ve uygulamalara göre binalar büyük ölçüde cephe aldıkları yollara paralel (aynı zamanda dik) inşa edilirler. Ancak TOPOVT verilerinde yer alan açı değerleri cephe aldıkları yol eksenine ile farklılıklar gösterebilmektedir. Benzer şekilde yollara dik/paralel olması gereken alan binalarda da bu durum tam olarak sağlanmaz.

Bu çalışmada açık kaynak uygulamalar kullanılarak daha iyi bir kartografik gösterim için yollarla binaların belirlenen toleranslar dahilinde paralelliklerinin ve/veya dikliklerinin otomatik olarak sağlanması hedeflenmektedir. Bu kapsamda yolların işaretlenmesi sonucu işaretlerle çakışan binaların da tespit edilmesi ve ötelenmesi de ele alınacaktır. Bu şekilde düzenlenen veriler kartografik tasarımı kolaylaştıracak, üretimde zaman kazancı ve işgücü tasarrufu sağlayacak, sonuç ürünlerin kartografik kalitesini artıracaktır.

Açık kaynak programlama dili Python ve Geospatial Data Abstraction Library (GDAL) kütüphanesi kullanılarak, bina geometrilerinin düzeltilmesi için bir yazılım geliştirilmiştir. Bu algoritma, belirli parametreler kullanılarak binaların yollara göre öteleme ve döndürme işlemlerini gerçekleştirmektedir.

2. MATERYAL ve YÖNTEM

a. Kartografik Genelleştirme

Bilgi iletişimi yazılı, sözlü, işaretlerle (müzik notaları vb.) ve grafik olarak gerçekleşir. Yeryüzüne (ve diğer gök cisimlerine) ilişkin

bilgilerin iletilmesi fonksiyonunu yerine getiren haritalar, grafik iletişim araçları içerisinde yer alır. Haritalar Yeryüzünün küçültülmüş bir modeli olduklarından her tür bilgiyi iletme yeteneğine sahip değildir. Haritalar kullanım amacına yönelik ve ölçeğin izin verdiği düzeyde bilgi aktarımı yapabilir. Bu bağlamda bilgi azaltımı ya da bir genelleştirme söz konusudur. Genelleştirme ile haritanın amacı ve ölçeği doğrultusunda bilgi içeriğine karar verilir. Burada temel amaç ilgili konu ve ölçeğe uygun olarak doğru bilgi iletişimi gerçekleştirmektir (Bildirici, 2023; Robinson ve diğerleri, 1995).

Haritalar bilgilerin elde edilişi bakımından temel ve türetme haritalar olarak ikiye ayrılır. Temel haritalar çeşitli sensörler ve yöntemlerle doğrudan veri toplanarak üretilir. Türetme haritalar ise daha büyük ölçekli kaynak haritalardan elde edilir. Her iki harita türü için de genelleştirme yapılması söz konusu olmasına rağmen türetme haritaların elde edilişi sırasında uygulanan genelleştirme kartografik genelleştirme olarak nitelendirilir (Bildirici, 2023; Bildirici, 2000).

Genelleştirme için "türetme haritaların elde edilişi sırasında ortaya çıkan bilgi karmaşıklığının azaltılması, önemsiz bilgilerin atılması, harita objeleri arasındaki belirgin mantıksal ilişkilerin ve estetik kalitenin korunması işlemlerinin bileşkesi" tanımı verilebilir (Bildirici ve Uçar, 1996; Bildirici, 2000).

Kartografik genelleştirmede uygulanan işlemler genelleştirmenin temel işlemleri ya da operatörleri olarak adlandırılır. Temel işlemler değişik kaynaklarda değişik şekilde sınıflandırılmıştır. Yaygın kullanılan sınıflandırmalardan birine göre temel işlemler, basitleştirme, abartma, öteleme, geometrik birleştirme, seçme (eleme), sınıflandırma ve vurgulama olarak verilir (Hake ve diğerleri, 2000; Bildirici, 2023).

Genelleştirmeyi etkileyen faktörler; ölçek, haritanın amacı ve kullanım koşulları, veri niteliği ve niceliği, grafik gösterim sınırları olarak sıralanır.

b. Bina Genelleştirmesi

Yerleşim genelleştirmesi topografik harita yapımında önemli bir yer tutar. Özellikle büyük ve orta ölçekli haritalarda alan geometrili bina objelerinin basitleştirilmesi genel amaçlı çizgi basitleştirme/genelleştirme algoritmaları ile sağlanamaz. Bunun nedeni bina dış çizgisinin ortogonal bir yapıda olmasıdır. Bu alanda literatürde dikkat çeken çözümlerden biri Hannover Üniversitesi çalışmaları ve bu kurumda

geliştirilen CHANGE yazılımıdır (Bildirici, 2000; Powitz, 1993).

Tutic ve Lapaine (2009 ve 2010) bina genelleştirmesi alanındaki güncel çalışmalardan ikisidir. Tutic ayrıca bina genelleştirmesini de kapsayan QGIS yazılımında çalışan bir genelleştirme modülü de geliştirmiş ve açık kaynak olarak paylaşımına açmıştır (Tutic, 2022).

Bina dış çizgisi yanında binaların birleştirilmesi de bu kapsamdaki ikinci önemli temel işlemdir. Hannover Üniversitesi CHANGE yazılımı bu işlemi de gerçekleştirmektedir.

Ticari yazılım alanında ESRI ArcGIS Pro yazılımı altında geliştirilen Simplify Building aracı sayılabilir (ESRI, 2023).

c. Yol Genelleştirmesi

Yol genelleştirmesinde basitleştirme temel işlemi öne çıkar. Basitleştirmenin uygulamasında topolojik ilişkilerin bozulmaması esastır. Değişik çözünürlükteki veri tabanlarında, yol objelerinin nokta sıklıkları daha düşük çözünürlük ya da daha küçük ölçekli çalışmalar için uygun olmaz. Nokta eliminasyonu yapılması zorunludur. Çizgi basitleştirme algoritmaları bu amaçla geliştirilmiş olup aşağıda ele alınacaktır.

Yol genelleştirmesinde öne çıkan bir diğer temel işlem seçme/elemedir. Burada yol ağının oluşturduğu topoloji temel alınmalı, ağ topolojisini bozmayacak şekilde eleme yapılmalıdır.

Ülkemizde de bina ve yol genelleştirmesi alanında yapılmış bilimsel çalışmalar vardır (Bank, 1998; Bildirici, 2000; Başaraner, 2005; Gülgen, 2009; Avcı, 2009; Aslan, 2011; Çetinkaya, 2014, Çobankaya, 2015; Şahbaz, 2021).

ç. Çizgi Genelleştirmesi

Haritalarda gösterilen karmaşık ve detaylı çizgilerin, daha basit ve anlaşılır hale getirilmesi için gerçekleştirilen işlemlerdir. Haritaların bilgi iletme fonksiyonlarının güçlendirilmesine katkı sağlaması yanında veri işleme açısından da önemlidir.

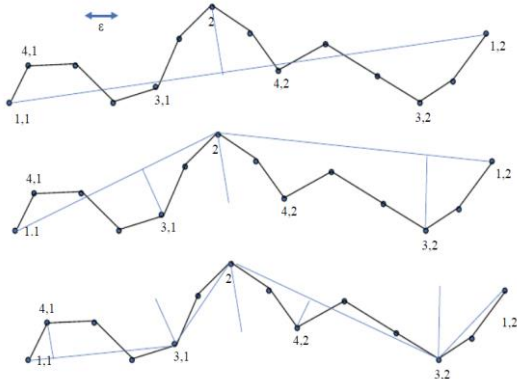
Çizgi genelleştirmesinde basitleştirme ve yumuşatma olarak iki işlem söz konusudur. Basitleştirme, çizgiyi oluşturan noktaları azaltırken yumuşatma ile çizginin basitleştirme etkisiyle oluşan zikzaklı görünümü yumuşatılır. Çizginin doğada karşılık geldiği objeyi daha iyi temsil etmesi sağlanır.

Kartografya ve coğrafi bilgi bilimi kaynaklarında çok sayıda çizgi basitleştirme

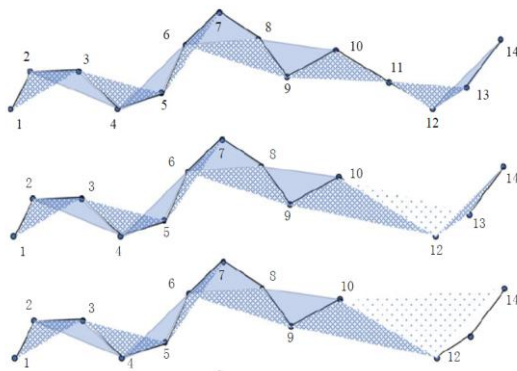
algoritması bulunmaktadır. En yaygın olanları, Douglas-Peucker ve Visvalingam-Whyatt algoritmalarıdır. (Douglas ve Peucker, 1973; Visvalingam ve Whyatt, 1993).

Douglas-Peucker algoritması, çizgileri düzleştiren ve gereksiz detayları atarak basitleştiren bir algoritmadır. İlk olarak başlangıç ve bitiş noktaları bir doğru ile birleştirilir. Ara noktaların doğruya uzaklıkları bulunur. Bunlardan en uzak olanı önceden belirlenen bir parametreden büyük ise doğrunun ikinci noktası buraya alınır. Tekrar uzaklıklar hesaplanır. Doğruya olan uzaklıklar verilen parametrenin altında ise ara noktalar elenir. Doğrunun son noktası ilk nokta olur, son nokta çizginin son noktasına alınır. İşlem bu şekilde devam eder (Şekil 1).

Visvalingam-Whyatt algoritması ise, her noktanın bir "önem" değeri alması ve önemsiz noktaların atılması esasına dayanır. Önem değeri bir noktanın önceki ve sonraki noktalarla oluşturduğu üçgen alanıdır. Önceden belirlenen bir parametrenin altında kalan üçgen alanına sahip noktalar elimine edilir (Şekil 2; Lang ve Zeng, 2001).



Şekil 1. Douglas-Peucker algoritması



Şekil 2. Visvalingam-Whyatt algoritması

d. Kaynak Veri Seti (TOPOVT)

Türkiye Topografik Vektör Veritabanı (TOPOVT); Topografik objelerin (detayların), 1:25.000 ölçekli ve daha yüksek çözünürlüklü hava fotoğrafları ve uydu görüntülerinden üretilen topolojik ve üç boyutlu topografik vektör verilerle, topografyanın ise eş yükseklik eğrileri ile temsil edildiği, yer isimlerini de içeren, tüm ülkeyi kapsayan vektör veri tabanıdır. TOPOVT 135 adet detay sınıfından oluşmaktadır. TOPOVT ülkemiz haritacılığının temel coğrafi veri kaynağı ve topografik harita üretiminin girdi verisidir. CBS uygulamaları için altlık teşkil eder. TOPOVT'de örnek bir bina öznitelik tablosu Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1. Örnek öznitelik tablosu

OBJECTID	337
TopoDetayAltTipNo	5
Açı	0
TopoDetaySıraNo	65
Yapı Fonksiyon Kategorisi	Eğitim Kurumu
Durum Kategorisi	Açık
İsim	Bilinmiyor
Yükseklik(m).	0
Bina Kullanım Amacı	İlkokul
Açıklama	Boş

TOPOVT'de bulunan ve nokta geometrisine sahip KüçükBina sınıfına (katmanına) ait örnek bir detay sınıfı veri sözlüğü Tablo 2'de verilmiştir.

TOPOVT obje sınıflarından biri olan KüçükBina sınıfına ait alt sınıflardan bazıları aşağıdaki gibidir.

- Sağlık Kurumu
- Yayla Evi Harap
- Bina (Harap)
- Bina
- Kubbe
- Eğitim Kurumu
- Cami Küçük

Veriler, PostgreSQL veritabanında saklanmaktadır. Bu makale kapsamında kolaylık sağlaması açısından çalışılan sınıflar (katmanlar) ShapeFile (shp) formatına dönüştürülmüştür. Shapefile formatı, ESRI tarafından geliştirilmiş olan coğrafi veri formatlarından biridir. Öznitelik tablosu (dbf), geometri (shp), geometri indeksi (.shx) ve projeksiyon bilgilerini içeren bir dizi dosyadan oluşur. Nokta, çizgi ve alan geometrilerini destekler. Bir dosya yalnızca bir geometriyi kapsar.

Tablo 2. KucukBina detay sınıfı veri sözlüğü

Alan Adı	Anlamı	Veri Tipi	Boş İzni	Varsayılan Değer	Duyarlılık	İncelik	Uzunluk
OBJECTID	OBJECTID	OBJECTID					
Shape	Shape	Geometri	Evet				
TopoDetayAltTipNo	TopoDetay AltTipNo	Long Integer	Hayır	0	0		
Açı	Açı	Long Integer	Evet		0		
TopoDetaySıraNo	TopoDetay SıraNo	Long Integer	Hayır	65	0		
Yafonkka	Yapı Fonksiyon Kategorisi	Long Integer	Hayır	1	0		
Duka	Durum Kategorisi	Long Integer	Hayır	1	0		
İsim	İsim	String	Hayır	Bilinmiyor	0		255
Yükseklik	Yükseklik	Double	Hayır	0	0	0	
Enyükzde	En Yüksek Z Değeri(M)	Double	Hayır	0	0	0	
Bikula	Bina Kullanım Amacı	Long Integer	Hayır	15	0		

TOPOVT'den gelen 135 adet obje (detay) sınıfından oluşan veri, Harita Genel Müdürlüğü Kartografya Dairesi'nde tanımlanmış olan dönüşüm tablosuna göre 28 katmanlı kartografik veriye dönüştürülmektedir. Bu dönüşüm Şekil 3'de özet olarak gösterilmiştir.



Şekil 3. TOPOVT-Kartografik veri dönüşümü

TOPOVT koordinat sistemi WGS84 elipsoidinde ondalık derece biriminde coğrafi koordinat olarak tanımlanmıştır. Bu tanımlama EPSG 4326 olarak da isimlendirilir. Yatay koordinatların derece biriminde olması bazı hesaplamalarda problem oluşturduğundan metrik bir sistem olması nedeniyle UTM sistemine dönüşüm yapılmıştır.

TOPOVT verilerinde yol objelerinde nokta sıklığı 1:25.000 ölçeğinin gerektirdiğinden fazladır. Bunun yanında çoklu geometriye sahip objeler de olabilir. Bu tür hususlara karşı yapılması gereken ön hazırlık işlemleri Başlık 3.a'da ele alınacaktır.

e. Geometrik İşlemler

Bu çalışma kapsamında yolların açıklık açıları, alan ve nokta geometri binalarda binadan yola inilen diklerin boyları gibi temel analitik geometriye dayalı hesaplamalar kullanılmıştır. Bu çalışmada x koordinatı sağa, y koordinatı yukarı değer alınmıştır. Aşağıda kodlama çalışmalarında kullanılan bağıntılar özet olarak verilmiştir. Bu hesaplamalarda yatay koordinatların metrik olması gereklidir. CBS uygulamalarında sıklıkla kullanılan yatay koordinatların ondalık derece biriminde olduğu EPSG 4326 gibi koordinat sistemi tanımları bu tür hesaplamalara uygun değildir.

Düzlemde saat ibresi yönünde noktaların dizilmiş olduğu bir çokgenin alanı Gauss yamuk alanları toplamı bağıntısına göre hesaplanabilir.

$$F = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n x_i (y_{i+1} - y_{i-1}) \quad (1)$$

Düzlemde iki nokta arasındaki açıklık açısı ve kenar ikinci temel ödev çözümünden hesaplanır.

$$\tan \alpha_{12} = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \quad (2)$$

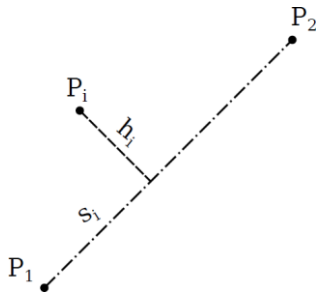
$$s_{12} = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (3)$$

Düzlemde bir doğruya bir noktadan inilen dikin boyu ve ayağı,

$$s_i = \frac{x_2 - x_1}{s_{12}} (x_i - x_1) + \frac{y_2 - y_1}{s_{12}} (y_i - y_1) \quad (4)$$

$$h_i = \frac{y_2 - y_1}{s_{12}} (x_i - x_1) - \frac{x_2 - x_1}{s_{12}} (y_i - y_1) \quad (5)$$

bağıntıları ile hesaplanır (Şekil 4).



Şekil 4. Bir noktadan bir doğruya inilen dik

Dik ayak ve dik boy bilinirken P_i noktasının koordinatları,

$$x_i = x_1 + \frac{x_2 - x_1}{s_{12}} s_i + \frac{y_2 - y_1}{s_{12}} h_i \quad (6)$$

$$y_i = y_1 + \frac{y_2 - y_1}{s_{12}} s_i - \frac{x_2 - x_1}{s_{12}} h_i \quad (7)$$

bağıntılarıyla bulunur.

f. Python ve GDAL Kütüphanesi

Python yazılım dili 1991 yılında Guido van Rossum tarafından geliştirilen, yüksek seviyeli bir programlama dilidir. Daha çok basit, anlaşılır ve okunaklı bir sözdizimi sayesinde öğrenmesi ve kullanması kolaydır (Python, 2023).

Python, nesne yönelimli programlama (OOP) ve işlevsel programlama paradigmasını destekler. Çok sayıda kütüphane ve modülü bulunur, bu nedenle hızlı prototipleme, veri analizi, yapay zekâ, web geliştirme ve bilimsel hesaplama gibi birçok alanda kullanılabilir.

Python, platform bağımsızdır, Windows, Mac ve Linux gibi farklı işletim sistemlerinde çalışabilir.

Python, çeşitli CBS kütüphaneleri ve modülleri ile kullanılabilir. Örneğin, gdal/ogr modülleri, CBS uygulamalarında sıklıkla kullanılan bir veri işleme ve dönüştürme aracıdır.

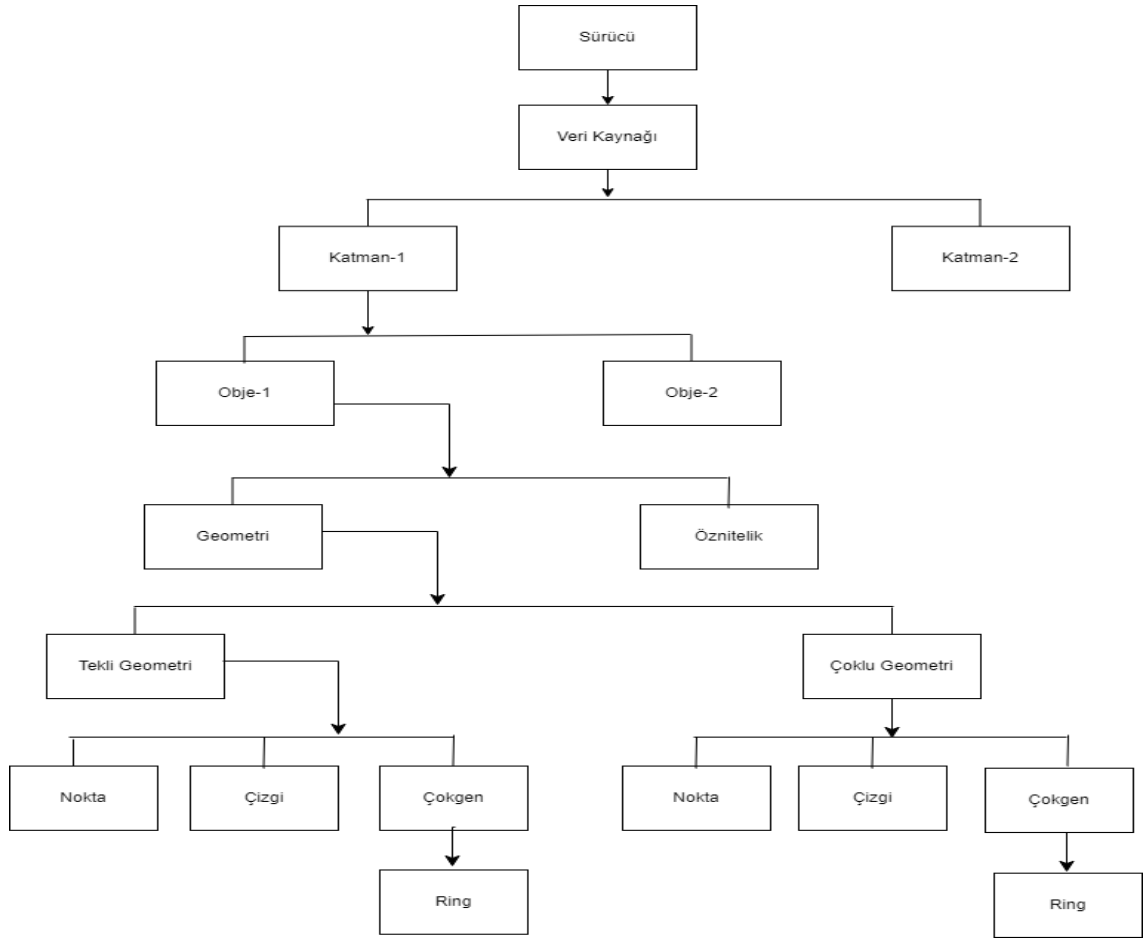
CBS uygulamaları için özel olarak geliştirilmiş kütüphaneler de mevcuttur. geopandas, shapely, pyproj gibi kütüphaneler örnek olarak verilebilir.

GDAL/OGRE 1998'de Frank Warmerdam tarafından tek başına başlatılmış olup, daha sonra bir ekip tarafından geliştirilmeye devam edilmiştir. Açık kaynak bir yazılım çalışmasıdır. C++ ile yazılmıştır. 200'e yakın raster ve vektör veri formatı destekler. Python, Perl, C# ve Java gibi çeşitli yazılım dilleri ile de kullanılabilir. OSGeo (The Open Source Geospatial Foundation) tarafından açık kaynak olarak yayınlanmaktadır. GDAL kütüphanesi raster veri ile ilgili işlemleri, OGR kütüphanesi ise vektör veri ile ilgili işlemleri kapsar (OsGeo, 2023; GDAL, 2023).

GDAL/OGRE, bir dizi sınıftan oluşur. Temel olarak, GDAL sınıfları raster verileri yönetirken, OGR sınıfları vektör verileri yönetir. GDAL ana sınıfları arasında Sürücü (Driver), Veri Seti (Dataset), Raster Bantı (RasterBand), Renk Tablosu (ColorTable) ve ProxyPool bulunur.

OGR ana sınıfları arasında Sürücü (Driver), Veri Kaynağı (DataSource), Katman (Layer), Obje (Feature), Geometri (Geometry) ve Koordinat Dönüşümü (CoordinateTransformation) bulunur. Sürücü sınıfı, farklı veri formatları için okuma ve yazma işlemlerini sağlar. Veri Seti sınıfı, tek bir raster veri dosyasını temsil ederken, Veri Kaynağı sınıfı, tek bir vektör veri kaynağını temsil eder. Raster bant sınıfı dosyadaki bir banta karşılık gelir. Katman sınıfı, tek bir vektör katmanını ifade eder. Bir veri kaynağından birden çok katman elde edilebilir. Bir katman birden çok objeyi kapsar. Her objenin bir geometrisi ve öznitelikleri vardır. Geometri sınıfında nokta, çizgi ve çokgen geometrileri ve bu temel geometri türlerinin çoklu biçimleri tanımlıdır. Koordinat Dönüşümü sınıfı, farklı koordinat sistemleri arasında dönüşümleri gerçekleştirir. OGR sınıfları ve aralarındaki ilişkiler Şekil 5'te görülmektedir (Şekil 5; <https://gdal.org>).

Bu makale çalışmasında OGR sınıflarından yararlanılarak Python dilinde bağımsız çalışan bir kod geliştirilmiştir.



Şekil 5. OGR sınıfları

g. QGIS

Gary Sherman tarafından 2002 yılı başında QGIS geliştirmeye başlanmış, 2007 yılında ise OSGeo'nun bir projesi olmuştur. QGIS'in 1.0 sürümü Ocak 2009'da yayınlanmış olup, C++ dilinde yazılmıştır (OSGeo, 2023; OSGeo, 2007; QGIS, 2023).

Açık kaynak kodlu, kullanımı kolay bir coğrafi bilgi sistemi (CBS) yazılımıdır. QGIS, çeşitli coğrafi veri formatlarını okuyabilir ve düzenler. Windows, Linux ve MacOS işletim sistemlerinde çalışabilir. Python desteği ile QGIS altında kodlar çalıştırılabilir. Eklentiler geliştirilebilir. Güçlü bir eklenti desteği vardır.

Bu çalışmada QGIS'ten, verilerin ön hazırlık aşamasında ve sonuçların incelenmesinde yararlanılmıştır. Bu bağlamda kullanılan eklentiler ve araçlar aşağıda kısaca özetlenmiştir.

Çoklu geometrili (Multipart) objeler, birden fazla aynı türde geometri kapsarlar. Bazı durumlarda bu parçaların ayrı ayrı ele alınması

gerekebilir. QGIS, çoklu geometrili objeleri parçalara ayırmak için "Explode Multipart Features" aracını içerir. Araç Vektör/Geometry Tools menüsünde yer alır.

QGIS'in genelleştirme araçları, büyük ölçekli verileri küçük ölçekli verilere dönüştürmek için kullanılır. Araçlardan biri, "Simplify" olup, bir dizi algoritma ile çizgi genelleştirmesi gerçekleştirir. Araç, yukarıda değinilen Douglas-Peucker ve Visvalingham-Whyatt algoritmalarını kapsar.

Bu şekilde çizgilerdeki nokta yoğunluğu azaltılabilir. "Smooth" çizgilerde yumuşak bir görünüm elde edilmesini sağlar.

Python, QGIS gibi birçok coğrafi bilgi sistemleri yazılımı için popüler bir programlama dili haline gelmiştir. QGIS, açık kaynak kodlu bir CBS yazılımıdır ve Python programlama dilini kullanarak eklenti ve işlevsellikler eklemek için birçok fırsat sunar. Bu amaçla PyQGIS modülü kullanıma sunulmuştur. Bu modül ile QGIS Python uç biriminde kod çalıştırılabilir. QGIS'e

yüklenebilen eklentiler yapılabilir. QGIS arka planda çalıştırılarak yazılımlar hazırlanabilir.

3. ARAŞTIRMA ve TARTIŞMA

TOPOVT verilerinden 1:25.000 ölçekli haritalar yapılırken bina geometrilerinden iyileştirme yapılması gereklidir. Binaların kendisine en yakın yola paralel olması ve yol işaret genişliği ile çakışmayacak konuma sahip olması istenir. Bu işlemlerin otomatik yapılması zaman ve işgücü tasarrufu sağlar. Bina öteleme ve döndürme işlemlerini otomatik olarak gerçekleştiren bir yazılım geliştirilmiştir. Yapılan kodlama açık kaynak olduğundan, haritacılık topluluğu tarafından kullanılabilir ve geliştirmeye açıktır.

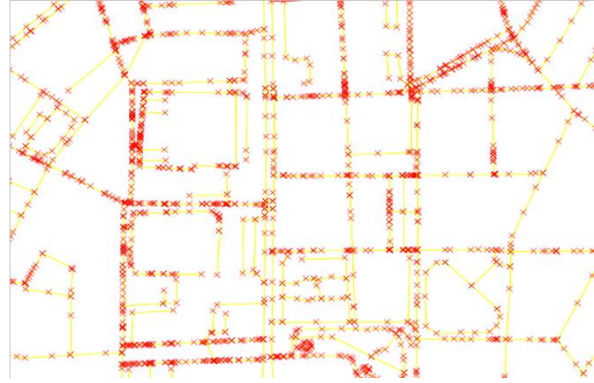
Ayrıca topografik verilerde bina geometrisinin iyileştirilmesi için manuel ve otomatik yöntemler arasında kısa bir karşılaştırma yapacak olursak, manuel yöntem, uzman bir kullanıcının el ile bina geometrisini düzenlemesini içermektedir. Otomatik yöntem ise, geliştirilen yazılımın kullanımını içermektedir. Otomatik yöntem, zaman ve emek tasarrufu sağlamakta ve daha yüksek doğruluk oranlarına sahip olmaktadır.

a. Ön Hazırlık İşlemleri

Çalışmanın girdisi olan TOPOVT verileri geliştirilen yazılıma girdi olarak verilmeden önce QGIS'te bulunan eklentiler yardımıyla ön hazırlık işlemleri yapılmıştır. Bu işlemler çoklu geometrilerin kaldırılması ve basitleştirme olup, aşağıda ayrıntıları verilmiştir.

b. Çoklu Geometri Problemi

CBS sistemleri çoklu geometrileri desteklediğinden çizgisel veriler hem tek hem de çoklu geometriye sahip olabilirler. Bu çalışma kapsamında yapılan yazılımda yol verilerinin çoklu geometri içermediği varsayılmıştır. Ancak TOPOVT verileri incelendiğinde az sayıda çoklu geometrisi olan obje olduğu tespit edilmiştir. Bu nedenle QGIS ortamında "Multipart to singleparts" (çoklu parçadan tek parçaya) aracından yararlanılmıştır. Araç, Vektör/Geometri Araçları menüsünde bulunmaktadır.



Önce

Sonra

Şekil 6. Yol objelerinin basitleştirilmesi

c. Basitleştirme

TOPOVT yol verilerinde çizgilerdeki nokta sıklığının 1:25.000 ölçeğinin gerektirdiğinden fazla olduğu tespit edilmiştir. Binaların yönleri yollara göre belirleneceğinden çizgileri oluşturan doğru parçaları içinde çok küçük olanlar binaların yanlış yönlendirilmesine yol açabilir. Bu nedenle çizgi basitleştirilmesi gereklidir.

QGIS Simplify aracı, Başlık 2'de değinilen Douglas-Peucker ve Visvalingham-Whyatt algoritmalarını içermektedir. Bu çalışmada Douglas-Peucker algoritması 3 m parametre değeri ile uygulanmıştır. Bu şekilde çizgilerin karakteri korunurken nokta sayısında da belirgin bir azalma olmuştur. Şekil 6'da örnek veriler üzerinde basitleştirmenin etkisi gösterilmiştir.

ç. Yol Katmanı

Yol katmanında bulunan tüm yollar binaların yönlendirilmesinde kullanılmamalıdır. Park içi yollar, site içi yollar buna örnek olarak verilebilir. TOPOVT yol katmanında "topodetaya" özneteliği bu tür yolların elenmesi için kullanılabilir. 9 ve 4 değerine sahip olan yollar iç yol ve diğer yol olarak tanımlı olup, elenmelerine karar verilmiştir.

Ayrıca yolun cinsine göre işaret genişliği değiştiğinden öteleme uzaklığı da değişmektedir. Binaların yol işareti içinde kalmaması için ötelenmeleri gereklidir. 1:25.000 ölçekli harita üretimindeki kabullere göre, yol işaret genişliğine 2 m tolerans değeri ilave edilerek bulunan değer bina noktası ile yol arasındaki minimum uzaklık olmalıdır. Bina, en yakınındaki yola bu uzaklıktan daha yakın ise ötelenmelidir. Yol katmanının "topodetaya" özneteliği yolları türleri ile ilgili olduğundan işaret genişlikleri bu değerlerle tanımlanabilir. Buna göre "topodetaya" özneteliğine bağlı olarak yol bina minimum uzaklıkları Tablo 3'te gösterilmiştir. Geliştirilen yazılım Tablo 1'deki değerlere göre bina ötelemelerini gerçekleştirmektedir.

Tablo 3. Öteleme parametreleri

TOPODETAYA	ÖTELEME UZAKLIĞI
1	26 m
2	22.25 m
3	16 m
4	16 m
5	16 m
6	16 m
7	14.75 m
8	16 m
9	16 m
10	16 m

d. Yazılım Geliştirme

Python 3 dili ve GDAL kütüphanesi vektör işlemler modülü OGR kullanılarak bir yazılım geliştirilmiştir. Programın amacı, verilen iki farklı veri kaynağı olan ESRI Shape formatında "yol" ve "kucukbinabina" dosyalarını kullanarak binaların yolların konumuna göre ötelenmesi ve yollara paralel hale getirilmesidir.

Başlık 2'de bahsedilen analitik geometri hesaplamalarının OGR modülünde bulunmayanları ve gerekli olan fonksiyonları için geometri adlı bir modül oluşturulmuştur.

Öncelikle "yol" veri kaynağındaki objelerden işleme girmeyecek yol türleri filtrelenmiştir.

Yol geometrilerin uzaklık ve açılarını belirlemek için işlemler yapılmıştır. En yakın yol parçası için bina katmanına Tablo 4'teki alanlar

eklenmiştir. Bu alanların varsayılan değerleri Tablo 5'te verilmiştir.

Tablo 4. Yeni Eklenen Alanlar

Yol_id	Yol_nok	Yol_uzak	Yol_açı	Açıklama
3888	1	14.75	265	Ötelendi
5206	3	16	81	Ötelendi
832	6	26	21	Ötelendi
4356	1	16	26	Ötelendi

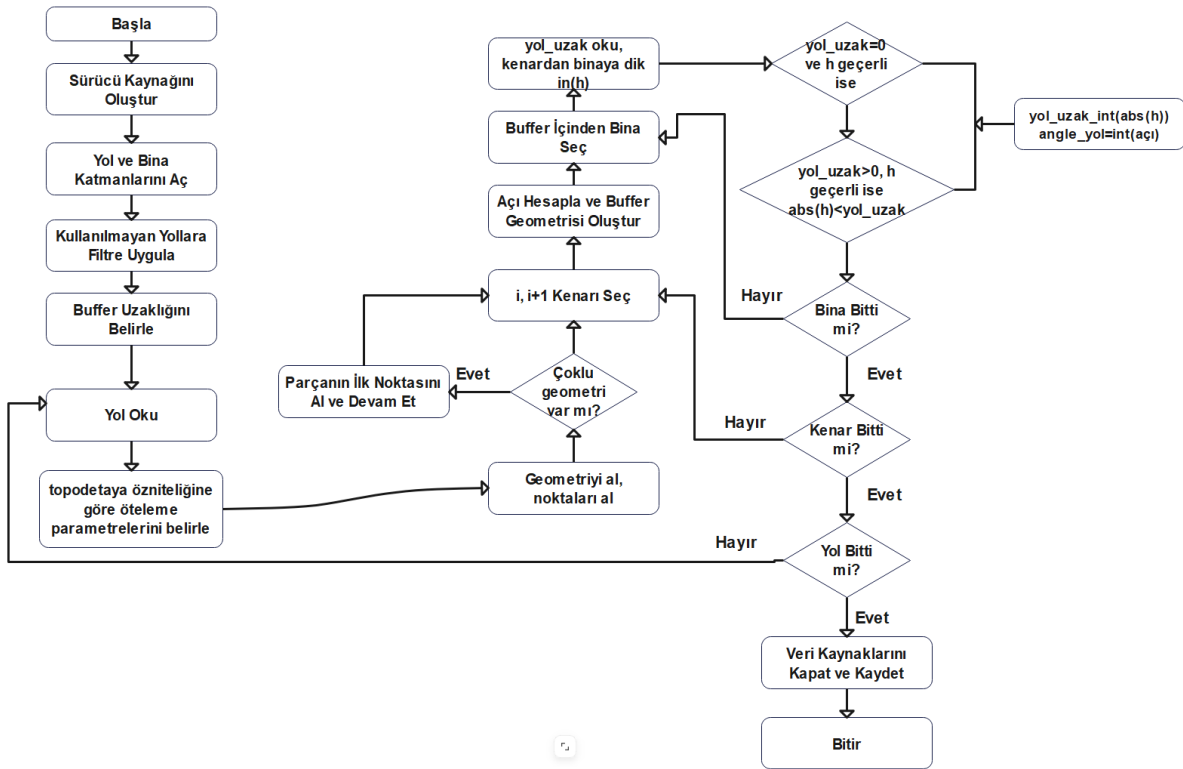
Tablo 5. Varsayılan Değerler

Öz Nitelik	Varsayılan Değer
Yol_id	Boş
Yol_nok	Boş
Yol_uzak	9999
Yol_açı	-1
Açıklama	Boş

Her bir yol geometrisinden doğru parçaları elde edilmiş ve her doğru parçası etrafında tampon tanımlaması yapılmıştır. Tampon uzaklığı 40 m olarak belirlenmiştir. Bu değer kullanıcılar tarafından değiştirilebilir. Tampon içinde kalan bina noktaları mekânsal sorgu ile bulunur. Binadan yola olan uzaklık bina alanındaki değerden küçük ise binaya ait dört alan yoldan alınan bilgiler ile güncellenir. Bu şekilde tüm yolların tüm parçaları işleme girdikten sonra binalar kendilerine en yakın yolun bilgilerini ve yön bilgisini almış olurlar.

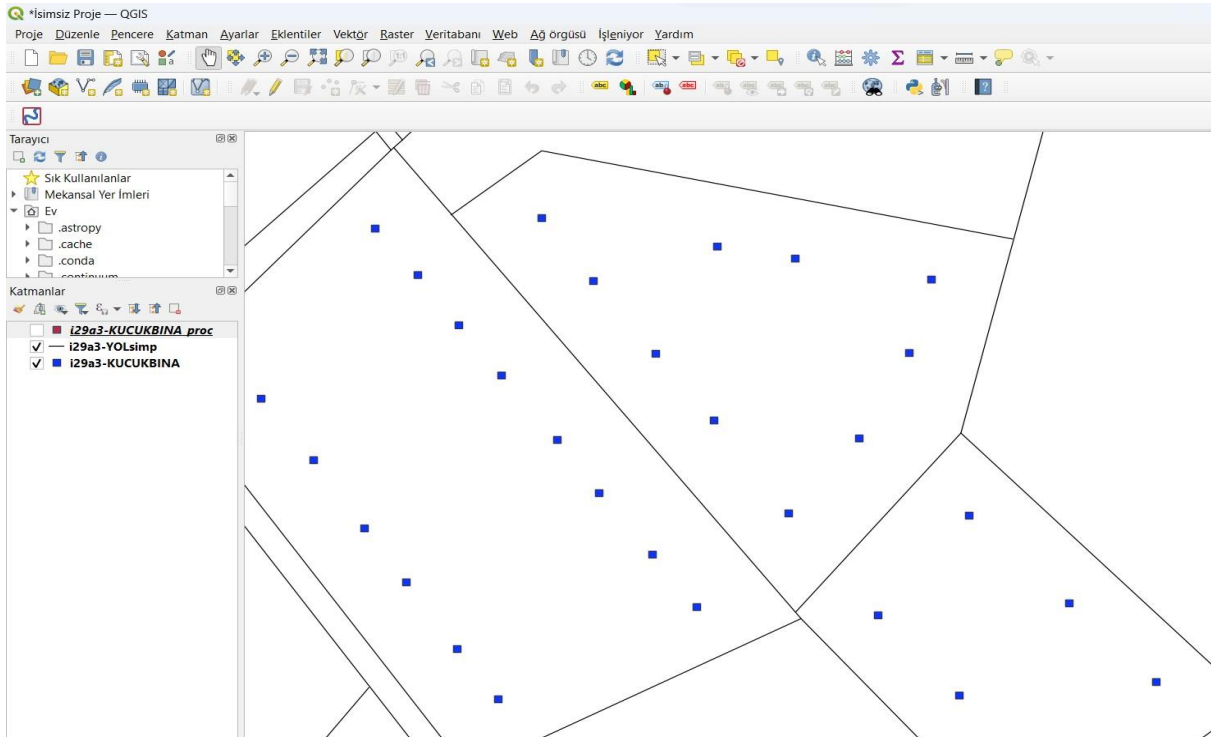
İkinci aşamada yollara yakın binaların ötelenmesi gerçekleştirilmiştir. Bu aşamada yola uzaklığı, belirlenen bir tolerans değerinin altında olan binalar filtrelenir. Bina katmanındaki bilgilerden yol ve yolun ilgili parçası bulunur. Yolun işaret türüne göre önceden belirlenmiş uzaklıklara bakılır. Gerekli ise bina yola dik yönde ötelenir. Binalar belirlenen açılara göre yönlü işaretler ile gösterildiğinde hem yola paralellik sağlanmış hem de yoldan minimum uzaklığı sağlayacak şekilde ötelenmiş olur.

Yazılım girdi olarak yol ve küçükbina katmanlarını içeren dosyaları okur ve işlenmiş binaları yeni bir dosyaya yazar. Girdi dosyaları herhangi bir değişime uğramaz. Şekil 7'de yazılım akış diyagramı görülmektedir.

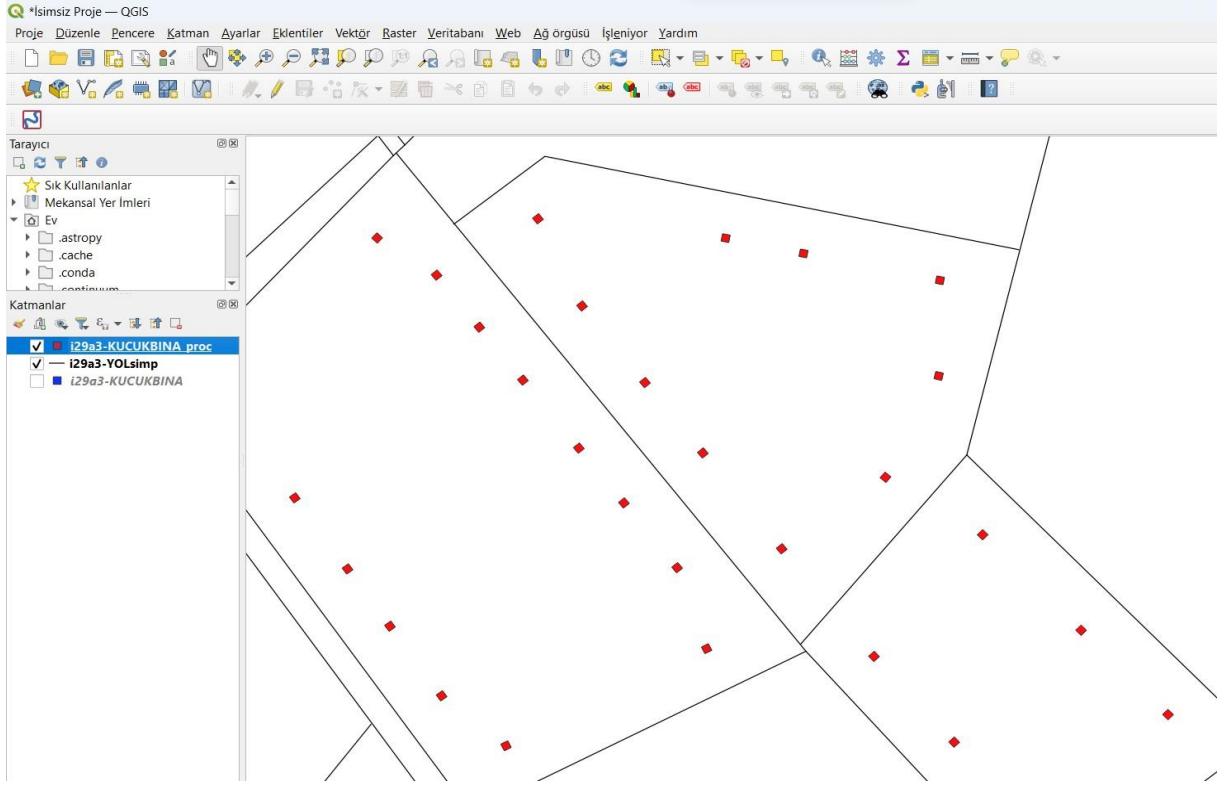


Şekil 7. Geliştirilen yazılımın akış diyagramı

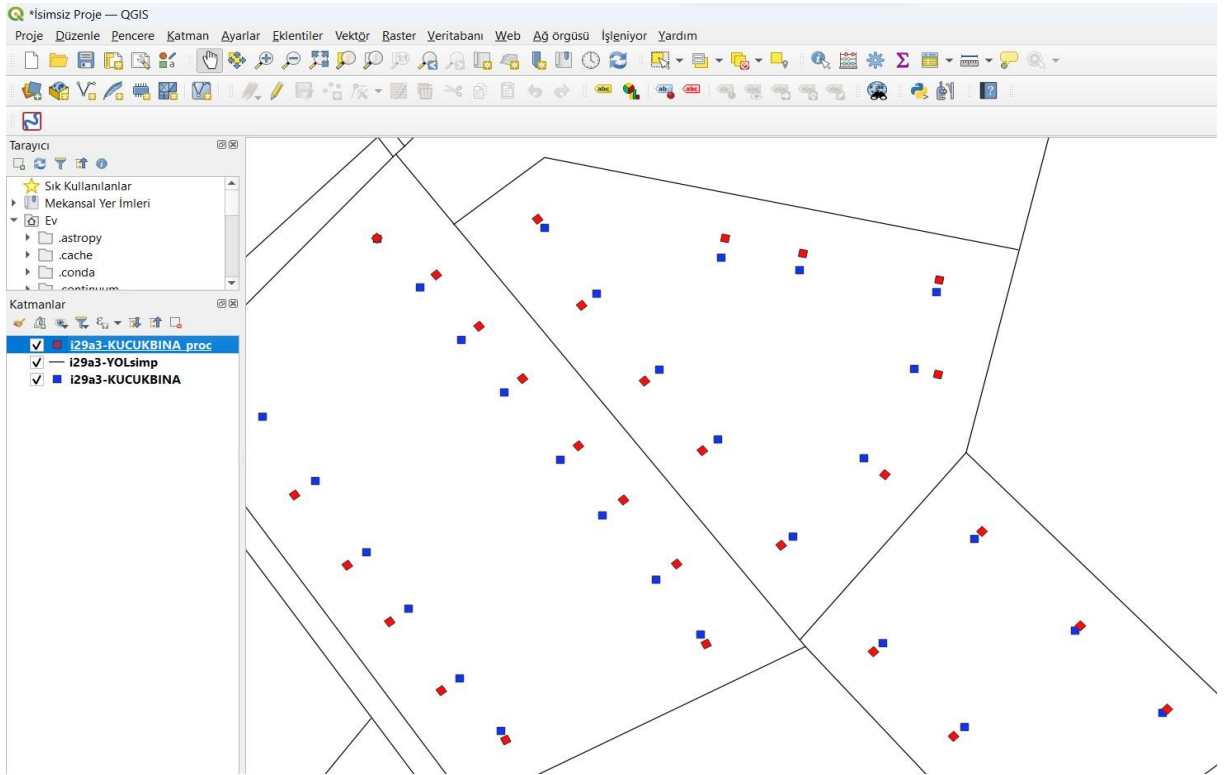
e. Değerlendirme



Şekil 8. Ham veriden kesit



Şekil 9. İşlenmiş veriden kesit



Şekil 10. Ham veri ve işlenmiş verinin üst üste açılmış görüntüsü

Geliştirilen yazılım Ankara i29-a3 Paftasına ait TOPOVT verileri ile test edilmiş, makul bir çalışma süresinde paftanın tüm verilerini başarıyla işlemiştir. Paftaya ait ham verilerden bir kesit Şekil

8'de görülmektedir. Test verilerinde yol katmanında 6892 adet çizgi, kucukbina katmanında 10655 adet nokta bulunmaktadır. Yazılım ile işlenmiş verilerden bir kesit Şekil 9'da görülmektedir. Bu çalışmada yol ile bina arasındaki minimum tolerans değeri 30 metre olarak alınmış ve bu değerin altındaki binalar yola eşit mesafeye gelecek şekilde ötelenmiştir. Bu sayede daha iyi bir kartografik görünüm sağlanmıştır. Ayrıca geliştirilen yazılımda bu tolerans mesafesi kullanıcı tercihine bırakılarak değiştirme imkânı sağlanmıştır.

Ham veri ve işlenmiş verinin üst üste açıldığı bir kesit Şekil 10'da verilmiştir. Bu sayede ham veri ve işlenmiş veri arasındaki değişim daha net bir şekilde görülmektedir.

Bina katmanına işlem sırasında yapılan değişiklikleri göstermek için Tablo 4'teki alanlar eklenmiştir. Bina katmanında TOPOVT'de işaret yönü için açılı adlı bir alan bulunmaktadır. Veri toplama aşamasında operatörler tarafından doldurulduğu değerlendirilen bu kolondaki değerlerin yapılan ön incelemede tutarlı olmadığı görülmüştür. Bu nedenle bu değerlerle bu çalışma kapsamında hesaplanan değerlerin karşılaştırması yapılmamıştır.

TOPOVT'de nokta geometrili diğer bina katmanları da geliştirilen yazılımla işlenebilir.

Buyukbina katmanı alan geometrili binaları kapsamaktadır. Yapılan ön incelemede bu katmanda 1:25.000 ölçeğinde 0.5 mm²'den (doğada ~160 m²) küçük binalar bulunduğu tespit edilmiştir. Bu binaların nokta geometrisine dönüşümünün yapılması gerekmektedir. Bu amaçla ikinci bir yazılım çalışması yapılacaktır. Binaların yönleri için binanın en büyük kenarının açısının kullanılması, yoldan alınacak açıya alternatif oluşturabilir.

Alanı küçük binalarda birbirine verilen bir tolerans dahilinde yakın olan binalarda birleştirme yapılması ve bu işlem sonucunda alanı halen küçük olanların nokta geometrisine dönüştürülmesi de ikinci bir alternatiftir.

Alan geometrili binalar için yapılacak çalışma sonrası her iki kodun bir grafik arayüz ile bir araya getirilerek bir QGIS eklentisine dönüştürülmesi düşünülmektedir.

4. SONUÇ VE ÖNERİLER

Ülkemizde topografik harita çalışmalarına temel oluşturan TOPOVT verileri Harita Genel Müdürlüğü tarafından üretilmektedir. 1:25.000 ölçekli topografik haritalar ise bu verilerin

kartografik olarak işlenmesi ile elde edilmektedir. Bina ve yol verileri topografik harita tasarımında ağırlığı ve önemi olan verilerdir.

Bu çalışmada TOPOVT verilerinin 1:25.000 ölçekli topografik haritalara dönüştürülmesi aşamasında gerekli olan bina verilerinin geometrik iyileştirilmesi konusu ele alınmıştır. Nokta geometrili binalara yönelik yola paralelliğin sağlanması ve gerekli hallerde yollarda binaların ötelenmesi amacıyla Python 3 dilinde bir yazılım geliştirilmiştir. Yazılım bir adet 1:25.000 ölçekli paftayı kapsayan veriler üzerinde test edilmiş ve verimli olarak çalıştığı görülmüştür.

Bu makale kapsamında geliştirilen yazılım nokta geometrili binalarla ilişkilidir. Alan geometrili binalara yönelik ayrı bir çalışmanın yakın gelecekte ele alınması düşünülmektedir. Binaların yollar dışında da demiryolları, kıyı çizgileri gibi bazı objelere paralellikleri de söz konusu olabilir. Ancak yerleşim merkezlerinin gösteriminde en belirgin geometrik iyileştirme yol bina objelerinin paralelliklerinin sağlanmasıdır. Yol dışındaki çizgisel objelerle paralellik söz konusu olduğunda bu çalışma kapsamında geliştirilen yazılımda yol katmanı yerine ilgili katman alınıp uygun parametre seçimi ile işlem yapılabilir. Yakınında paralel olması olası bir çizgisel obje bulunmayan binalar geliştirilen yazılımda değişime uğramamaktadır. Bu tür binalarla ilgili gerekli olabilecek öteleme vb. işlemler ayrı bir araştırma konusudur.

Sonuç olarak nokta geometrili binaların iyileştirilmesine yönelik açık kaynak altyapıları kullanan bir yazılım çalışması yapılmıştır. Pafta bazlı yapılan uygulama ile yazılımın başarılı sonuçlar verdiği gösterilmiştir.

ORCID

Mevlüt Furkan AKGÜL  <https://orcid.org/0009-0006-5459-9364>

İbrahim Öztuğ BİLDİRİCİ  <https://orcid.org/0000-0001-7717-586X>

Osman Nuri ÇOBANKAYA  <https://orcid.org/0009-0009-9770-332X>

KAYNAKLAR

- Aslan, S. (2011). *Orta Ölçek Aralığında Binaların Kartografik Genelleştirilmesi* (Doktora Tezi). SÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.
- Avcı, M. (2009). *1:25.000 1:10.000 Ölçek Aralığında Yol Objelerinin Seçme-Elementlerinin Otomasyonu* (Doktora Tezi). SÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.

- Başaraner, M. (2005). *Nesne Yönelimli Coğrafi Bilgi Sistemi Ortamında Orta Ölçekli Topografik Haritalar için Bina ve Yerleşim Alanlarının Otomatik Genelleştirilmesi (Doktora Tezi)*. YTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Bank, E. (1998). *Büyük Ölçekli Haritalardan Bilgisayar Destekli Genelleştirme İle Küçük Ölçekli Harita Üretimi (Doktora Tezi)*. YTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Bildirici İ.Ö. ve Uçar, D. (1996). *Coğrafi Bilgi Sistemleri ve Genelleştirme*, 6. Harita Kurultayı, 75-85.
- Bildirici, İ.Ö. (2000). *1:1.000 - 1:25.000 Ölçek Aralığında Bina ve Yol Objelerinin Kartografik Genelleştirmesi, (Yayımlanmamış Doktora Tezi)*. İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Bildirici, İ.Ö. (2023). *Kartografya: Harita tasarımı ve kullanımı için gerekli bilim sanat ve teknik (3. Baskı)*. Konya: Atlas Akademi Yayınevi. ISBN 978-625-8101-16-4
- Çetinkaya, S. (2014). *Kartografik Genelleştirmede Bina Dizilimlerinin Karakterizasyonu ve Yorumlanmasına İlişkin Yeni Yaklaşımlar (Doktora Tezi)*. YTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Çobankaya, O. N. (2015). *Yerleşim Sınıfı için Çoklu Gösterim Veritabanının Oluşturulması: Gösterim Seviyelerini Türetme, Obje Eşleştirme, Güncelleme (Doktora Tezi)*. İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Douglas, D. H. ve Peucker, T. K. (1973). Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a digitized line or its caricature. *Cartographica: the international journal for geographic information and geovisualization*, 10(2), 112-122. <https://doi.org/10.3138/FM57-6770-U75U-7727>
- ESRI (2023). Simplify Building (Cartography), Erişim Adresi: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/cartography/simplify-building.htm>
- GDAL (2023). GDAL documentation. Erişim Adresi: <https://gdal.org>
- Gülgen, F. (2009). *Yerleşim İçi Yol Ağı Genelleştirmesinde Yeni Bir Seçme/Eleme Yaklaşımı (Doktora Tezi)*. YTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Hake, G., Grünreich, D. ve Meng, L. (2002). *Kartographie: Visualisierung raumzeitlicher Informationen*. Walter de Gruyter.
- Lang, T. ve Zeng, S. (2001). *Topology preserving line simplification. International Journal of Geographical Information Science*, 15(7), 579-593.
- OSGeo (2023). Homepage OSGeo. Erişim Adresi: <https://www.osgeo.org>
- OSGeo. (2007). OSGeo Annual Report 2007. Erişim Adresi: https://wiki.osgeo.org/wiki/Annual_Report_2007_Compiled
- Powitz, B. M. (1993). *Zur Automatisierung der kartographischen Generalisierung topographischer Daten in Geo-Informationssystemen. Wissenschaftliche Arbeiten der Fachrichtung Vermessungswesen der Universität Hannover*, 185, 1-169.
- Python (2023). Welcome to Python.org. Erişim Adresi: <https://www.python.org>
- Robinson, A. H., Morrison, J.L., Muehrcke, P.C., Kimmerling, A.J. ve Guptil, S.J. (1995). *Elements of Cartography (6. Baskı)*. ABD: John Wiley and Sons.
- Şahbaz, K. (2021). *Açık kaynaklı coğrafi bilgi sistemi ortamında orta ölçekli topografik harita genelleştirmesi için yeni bir bina öteleme yaklaşımı (Doktora Tezi)*. YTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Tutic, D. (2022). CartoLineGen, Erişim Adresi: <https://github.com/dtutic/CartoLineGen>
- Tutic, D. ve Lapaine, M. (2009). Area preserving cartographic line generalization. *Kartografija i geoinformacije (Cartography and Geoinformation)*, 8(11), 84-100.
- Tutic, D. ve Lapaine, M. (2010). New Method for Reducing Sharp Corners in Cartographic Lines with Area Preservation Property. *Triangle*, 2, 1.
- Visvalingam, M. ve Whyatt, J. D. (1993). Line generalisation by repeated elimination of points. *The cartographic journal*, 30(1), 46-51. <https://doi.org/10.1179/000870493786962263>
- QGIS. (2023). QGIS Hakkında. Erişim Adresi: <https://qgis.org/tr/site/about/index.html>

Derin Öğrenme Tekniği ile Sınıflandırılan Hava LiDAR Nokta Bulutlarında Geometrik Özelliklerin Etkisi

(Effects of the Geometric Features on Deep Learning Based Classification of LiDAR Point Cloud Data)

Fırat URAY Necmettin Erbakan Üniversitesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 42090, Konya
furay@erbakan.edu.tr

Geliş Tarihi (Received): 14.06.2023

Kabul Tarihi (Accepted): 30.01.2024

ÖZ

Hava Lidar nokta bulutu verilerinin sınıflandırılması halen araştırmacıların ilgilendiği popüler konularının başında gelmektedir. Sınıflandırma işlemi, nokta bulutu verisinde her bir noktaya ait olduğu ögenin etiketinin verilmesi ile anlamlı kategorilere ayrılması olarak tanımlanabilir. Lidar nokta bulutundan anlamlı ve doğru veri çıkarımı yer bilimleri ve diğer bilim dalları için büyük önem arz etmektedir. Devasa boyutlara ulaşan nokta bulutu verisini işlemek ve yüksek doğrulukta sınıflara ayırmak bu açıdan önemlidir. Bu çalışmada, derin öğrenme tekniklerinin temelini oluşturan çok katmanlı algılayıcılar (ÇKA) ile sınıflandırılan hava Lidar nokta bulutu verisinin doğruluğuna etki eden 3 boyutlu geometrik özelliklerin önemi araştırılmıştır. Bu kapsamda konumsal, renk ve yansıma bilgisi dışında sekiz geometrik özelliğin sınıflandırma işlemine etkisi ayrı ayrı irdelenmiştir. Geometrik özelliklerin her bir sınıf ile ilişkisi çıkarılmış ve sınıflandırma doğruluğuna etkisi ortaya koyulmuştur. Çalışma kapsamında Fransa'nın Louhans kentine ait hava Lidar nokta bulutu verisi üç ana kategoride (yeryüzü, bitki örtüsü ve binalar) sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma sonucunda elde edilen F1 puanları yeryüzü, bitki örtüsü ve bina sınıfı için sırasıyla 0,99, 0,98 ve 0,96 olmuştur.

Anahtar Kelimeler: Uzaktan Algılama, Lidar, Nokta Bulutu, Derin Öğrenme, Sınıflandırma.

ABSTRACT

Classification of Airborne Lidar point cloud data is still one of the most popular topics of interest for researchers. Classification can be defined as the segmentation of each point in the point cloud data into meaningful categories by giving the label of the item it belongs to. Extracting meaningful and accurate data from the lidar point cloud is of great importance for earth sciences and other disciplines. In this respect, it is important to process the massive point cloud data and classify it with high accuracy. In this study, the importance of 3D geometric features that affect the accuracy of airborne lidar point cloud data classified by multi-layer perceptron (MLP), which form the basis of deep learning techniques, was investigated. In this context, the effects of eight geometric features on the classification process, apart from spatial, color and intensity information, were examined separately. The relationship of geometrical features with each class and its effect on classification accuracy have been revealed. Within the study, airborne lidar point cloud data of Louhans, France were classified in three main

categories (ground, vegetation and buildings). The F1 scores produced were 0.99, 0.98 and 0.96 for the ground, vegetation and building class, respectively.

Keywords: Remote sensing, Lidar, Point Cloud, Deep Learning, Classification.

1. GİRİŞ

3 boyutlu (3B) nokta bulutlarından anlamlı veri çıkarımı uzun yıllardır araştırmacıların ilgisini çeken bir konu olmuştur. Fotogrametrik veya çeşitli lazer sensörleri ile toplanabilen 3B nokta bulutu verisi, pratikte kullanılmadan önce bazı ön işlemlerden geçmelidir. Bunların başında daha önceden tanımlanmış sınıflara göre her bir noktanın otomatik şekilde etiketlenmesi gelmektedir. Sınıflandırma adı verilen bu işlemin dağınık bir yapıya sahip nokta bulutu verisine uygulanması asıl zorluğu beraberinde getirmektedir. Yüksek karmaşık yapıya sahip bölgelerde bu zorluk daha da artmaktadır.

Nokta bulutu verisi 3B konumsal bilginin yanı sıra kaynağına bağlı olarak renk ve yansıma bilgisi de içerebilir. Tüm bu bilgileri kullanarak sınıflandırma işlemi yapmak ileri seviye donanım ve hızlı işlem yapabilme yeteneğine ihtiyaç duyar. Basit ve belirli kurallara dayanan algoritmaların birbirine benzeyen objeleri sınıflandırma yetenekleri sınırlıdır. Bu yüzden karmaşık yapıya sahip 3B verileri sınıflandırmada makine öğrenmesi algoritmaları son yıllarda üstün başarılar göstermiştir. Makine öğrenmesi teknikleri, sınıflar arasındaki ilişkileri ve algoritmaya verilen özellikleri öğrenir ve tam otomatik şekilde sınıflandırmayı tamamlar. Bu teknikler karmaşık obje tipleri içeren verilerde klasik sınıflandırma tekniklerine göre daha uygundur (Guo ve diğerleri, 2015).

LiDAR nokta bulutunda yapılar ve objeler 3B noktalardan oluşan gruplar ile tespit edilebilir. Birbirine komşu noktaların dağılımı ile yerel geometrileri hesaplanabilir. Bir LiDAR noktasının K kadar yakın komşu noktaları veya merkezi ilgili nokta olacak şekilde küçük bir geometrik şekil (küre, daire veya silindir) ile çevrelenmiş bölgede bulunabilir (Demantké ve diğerleri, 2011).

Komşuluk kavramı ve temel prensipleri bu çalışmanın kapsamında olmayıp başka bir araştırmada ayrıntılı şekilde verilmiştir (Filin ve Pfeifer, 2005).

Nokta bulutu gibi büyük veri yığınlarının anlamlı gruplara ayrılıp sınıflandırılması işlemi birçok farklı alan için büyük önem taşır, bunlar robotik (Maturana ve Scherer, 2015), otonom sürüş (Wang ve diğerleri, 2017), şehir planlama (Chauhan ve diğerleri, 2014), kültürel miras (Grilli ve diğerleri, 2017) ve 3B modelleme (Özdemir ve Remondino, 2021) olarak örnek verilebilir. Sınıflandırma işlemi prosedürü üzerine birçok farklı yaklaşım literatürde sunulmuş olsa da (Grilli ve diğerleri, 2017) makine öğrenmesi tekniklerinin popülerleşmesi ile hatırı sayılır bir ilerleme kat edilmiştir (Atik ve diğerleri, 2021, Hackel ve diğerleri, 2016, Hu ve diğerleri, 2020, Lai ve diğerleri, 2022, Weinmann ve diğerleri, 2017).

Makine öğrenmesi modelini oluşturmak kadar bu modele giren veriyi de anlamak büyük önem taşır. Tıpkı bir korelasyon matrisinin görevi gibi özelliklerin önemi de özellikler ile çıktılar arasındaki ilişkiyi anlamaya izin verir. Ayrıca model ile alakasız olan özelliklerin anlaşılmasına yardımcı olur. Modeli eğitirken özelliklerin etki puanlarını göz önünde bulundurarak modelin boyutunu düşürerek kaynak kullanımı azaltılabilir. Yüksek etki puanına sahip özellikler korunurken model için fazla önem arz etmeyen düşük etki puanına sahip özellikler eğitim sürecinden çıkarılabilir. Böylece sadece modeli daha basitleştirmekle kalmaz aynı zamanda eğitimi hızlandırırken modelin performansı artırılmış olur. Modelin yorumlanabilirliği açısından da özelliklerin hesaplanması hem modelin performansının kaynağını ortaya koyar hem de daha açıklanabilir hale getirir.

Weinmann ve diğerleri (2015), çalışmalarında Mobil LiDAR ile üretilen 3B nokta bulutundan geometrik niteliklerin çıkarılmasında seçilecek yerel komşuluk şartlarının araştırılması ve elde edilen geometrik özelliklerden hangilerinin sınıflandırmaya daha çok etkisini olduğunu araştırmıştır. Seyfeli ve Ok (2022), geometrik özelliklerin çıkarılmasında en yakın komşuluk, küresel ve silindirik komşuluk ilişkileri üzerine bir araştırma yapmış. Bir başka çalışmada nokta bulutundaki komşuluk öznelikleri ile bina çıkarımı gerçekleştirilmiş (Yıldız Erdemir ve Yastıklı, 2018). Atik ve diğerleri (2021), geometrik özelliklerin farklı ölçeklerdeki komşuluklardan çıkarımı ve 8 tane makine öğrenmesi tekniği ile LiDAR nokta bulutu sınıflandırılması üzerine bir çalışma yapmıştır. Yine farklı ölçeklerde geometrik özelliklerin

sınıflandırmaya etkisini araştıran çalışmalarda U-Net mimarisi kullanılmış ve güncel tekniklerin çoğundan başarılı sonuçlar ortaya koymuştur (Wan ve diğerleri, 2023, Yuanwei ve diğerleri, 2023).

Geometrik özelliklerin değerlerinin sınıflara göre dağılım histogramlarını kullanarak sınır ağında eğitimde kullanmak için ön eleme yapan ve daha sonra seçilen özellikler ile sınıflandırma performansı ölçen çalışma da mevcuttur (Kurdi ve diğerleri, 2023). Geometrik özelliklerin yanında renk verisi içeren ve bu iki niteliği kombine ederek sınıflandırma yapan çalışmalar da yüksek doğrulukta sonuçlar üretmiştir (Ji ve diğerleri, 2023). LiDAR nokta bulutlarında komşuluk özelliklerini öne çıkaran yeni ağ modülleri de önerilmiş ve sınıflandırma performansları güncel çalışmaların önüne geçmiştir (Xu ve diğerleri, 2023, Zhou ve Ling, 2023, Zhan ve diğerleri, 2023). Yine nokta komşuluklarını grafik sınır ağlarına benzer bir modelde eğiterek Mobil LiDAR verisinin sınıflandırmasını yapan çalışmalar mevcuttur (Wan ve diğerleri, 2022).

Bu çalışmada hava LiDAR nokta bulutundaki noktaların 3B geometrik özellikleri çıkarılarak derin öğrenme tekniklerinden Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) ile nokta bulutu sınıflandırılması doğruluğuna etkisi incelenmiştir (Uray, 2023). Geometrik özellikler nokta bulutundaki her bir nokta ve belirli komşuluğunda bulunan noktalardan üretilen kovaryans matrisinden elde edilir. Literatürde nokta bulutu sınıflandırma çalışmalarında en çok kullanılan 8 farklı geometrik nitelikten olan özdeğerlerin toplamı ($\sum \lambda$), çok değişkenlik (omnivaryans, O_λ), özentropi (E_λ), eşyönsüzlük (anistropi, A_λ), doğrusallık (L_λ), küresellik (S_λ), dikeylik (V_λ) ve düzlemsellik (P_λ) hesaplanmıştır (Weinmann ve diğerleri, 2015). Bu özellikler ile birlikte 3B koordinatları ve yansıma değerinden faydalanılarak farklı kombinasyonlar oluşturulmuş ve geometrik özelliklerin sınıflandırma etkilerini araştırmak için birçok model eğitilmiştir.

Derin öğrenme ağının eğitiminde Fransa'nın Louhans kentine ait hava LiDAR nokta bulutu ve ağın doğrulaması için ise yine Fransa'nın Manosque şehrine ait hava LiDAR nokta bulutu verisi kullanılmıştır. Veri setleri zemin, bitki örtüsü ve binalar olmak üzere üç ana sınıfta etiketlenmiş halde araştırmacılara sunulmuştur. Geometrik özellikler açık kaynak kodlu CloudCompare (2023) yazılımı ile hesaplanmış, derin sınır ağ modellerinin oluşturulması, eğitilmesi ve test edilmesi Python programlama dili ile yazılan uygulamada yapılmıştır. Eğitim ve test işlemleri

Google Colab platformunda Tesla T4 grafik işlemcisi ile gerçekleştirilmiştir.

2. YÖNTEM

a. Komşuluk Seçimi ve Özellik Çıkarımı

Nokta bulutu verisinde belirli bir komşulukta geometrik özelliklerin çıkartılmasında birçok farklı yöntem izlenebilir. Bu komşuluk ilişkileri yarıçapı belli olan bir küre (Lee ve Schenk, 2002), veya bir silindir (Filin ve Pfeifer, 2005), 3B uzayda Öklit mesafesine göre seçilen bir küre içerisinde komşu noktalar (Linsen ve Prutzsch, 2001) veya 2B uzayda Öklit mesafesine göre seçilmiş bir silindir içerisine dahil olan komşu noktalar olarak tanımlanabilir (Niemeyer ve diğerleri, 2014).

Komşuluk belirlenirken seçilen farklı parametrik değerler üzerine yapılan çalışmalar mevcuttur. Weinmann vd. (2015), her bir nokta için komşusu olan farklı sayıda noktalar kullanarak sınıflandırma doğruluğuna etkisini araştırmış ve en yakın komşuluk kriterine göre 50-75 nokta arası optimum değer olarak rapor edilmiştir (Weinmann ve diğerleri, 2015). Weinmann vd. (2015), yaptığı bir başka çalışmada sınır ağlarını kullanan sınıflandırıcı için geometrik özelliklerin hesaplanmasında komşuluk değeri için 50 adet nokta seçildiğinde optimum sonuçları verdiğini rapor etmiştir (Weinmann ve diğerleri, 2017).

Çalışma kapsamında kullanılan hava LiDAR verilerinin ortalama nokta yoğunluğu 13 nokta/m² olmasından dolayı ideal komşuluk kriteri her bir noktanın merkez kabul edildiği 1 m yarıçapındaki küre olarak seçilmiştir ve bu küre içerisine dahil olan noktalar CloudCompare yazılımı ile hesaplanmıştır. Bu sayede geometrik özelliklerin hesaplanabilmesi için hem yaklaşık 40 komşu nokta seçilmiş hem de hesaplama maliyeti sınırlı tutulmuş olur. En yakın komşuluk algoritmasının kullanılabilirliği de Weinmann vd. (2015) tarafından test edilmiştir (Weinmann ve diğerleri, 2015). Komşuluk belirlemek için yarıçapı belli küre seçilmesine dair ayrıntılı bir çalışmada Demantké vd. (2011) tarafından rapor edilmiştir (Demantké ve diğerleri, 2011).

Yerel komşuluklar belirlendikten sonra noktaların konumsal bilgileri dikkate alınarak geometrik özellikleri çıkarılabilir. Komşu noktaların 3B koordinatları belirli şekil ilkelerini tespit etmek için türetilen özdeğerlerin (çok değişkenlik) hesaplanmasında kullanılır (Jutzi ve Gross, 2009). Temel Bileşen Analizi tekniği ile komşu noktalardan faydalanılarak kovaryans matris oluşturulur ve daha sonra bu matristen özdeğerler

türetilir. Özdeğerler ile farklı geometrik özellikler hesaplanır (Guan ve diğerleri, 2016). Özdeğerler vektörünün üç elemanı bulunmaktadır, bunlar; λ_1 , λ_2 , λ_3 ile ifade edilirler. Komşu noktaların koordinatları ile 3 x 3 boyutlarında kovaryans matristen türetilen özdeğerler bir şekli temsil ederler. Kovaryans matris (1) numaralı eşitlikte verilmiştir.

$$\text{cov}(N) = \frac{1}{|N|} \sum_{p \in N} (p - \bar{p})(p - \bar{p})^T \quad (1)$$

N komşuluk kümesinin merkezi p olarak temsil edilir. Özdeğerler, düzlemsel ve doğrusal uyumluluğu ölçer. Özdeğerlerden birisi büyük diğerleri sıfıra yakın olduğu zaman 3B bir çizgiyi belirtirler. İki özdeğer birbirine yakın değerlere sahip ve diğeri sıfıra yakın ise 3B bir düzlem oluşturur. Üç değerinde büyük ise 3B bir küre veya belirsiz bir şekli temsil ederler (Zheng ve diğerleri, 2017). Çalışma kapsamında hesaplanan ve eğitimde kullanılan geometrik özellikler Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1. Sınıflandırmada kullanılan geometrik özellikler

Özellik	Formül
Özdeğerler toplamı	$\sum \lambda_i$
Çok değişkenlik	$(\prod \lambda_i)^{\frac{1}{3}}$
Özentropi	$-\sum \lambda_i \ln(\lambda_i)$
Eşyönsüzlük	$(\lambda_1 - \lambda_3) / \lambda_1$
Doğrusallık	$(\lambda_1 - \lambda_2) / \lambda_1$
Küresellik	λ_3 / λ_1
Düzlemsellik	$(\lambda_2 - \lambda_3) / \lambda_1$
Dikeylik	$1 - \langle [001], \lambda_3 \rangle $

b. Sınıflandırma

3B nokta bulutundan çıkartılan geometrik özellikler sınıflandırıcıya eğitim verisi olarak girdi verilir ve model eğitimi gerçekleştirilir. Eğitimden önce veriler ön işlem adımlarından geçirilir, bunun için her satırı bir 3B nokta ile ve buna karşılık gelen her bir sütun konum bilgisi, renk, yoğunluk ve geometrik özellikler ile temsil edilen matris veri yapısı oluşturulur. Her bir özellik yani her bir sütun kendi içerisinde en büyük ve en küçük değerleri kullanılarak [0,1] aralığında ölçeklenir. Bu işlem eğitim için hesaplama yükünü düşürmeye ve eğitimin doğruluğunu arttırmaya yardımcı olur (Grandio ve diğerleri, 2022). Her bir noktaya karşılık gelen sınıf ise her bir sınıf için farklı bir kodlama (yer noktaları:1, bitki örtüsü:2 ve bina noktaları:3) kullanılarak matris verisinin son

sütununda saklanır. Eğitim aşamasında noktaya ait özellikler karşılık gelen sınıf için ağırlıklandırılarak verideki her bir nokta için işlem tekrarlanır. Tüm bu işlem adımları ise her iterasyonda (epok) baştan tekrar gerçekleştirilir.

LiDAR verisi ve çalışma alanı ile ilgili fazla ön bilgiye sahip olmadan sınıflandırıcıya hesaplanabilen tüm özellikler girdi olarak verilebilir. Fakat bazı özellikler çok ilgiliyken bazı özellikler daha az uygun veya alakasız olabilir. Teoride çoğu sınıflandırma tekniğinin verilerin boyutuna karşı duyarsız olduğu düşünülse de gereksiz ve alakasız bilgiler modelin performansını etkilemektedir (Weinmann ve diğerleri, 2017).

Hughes fenomeni, özellikle yüksek boyutta verilerin sabit sayıda eğitim verisi kullanılsa dahi girdi olarak verilen özelliklerin sayısındaki artış belli bir eşik değeri aştığında sınıflandırma performansını olumsuz etkilediğini savunur (Hughes, 1968). Tüm nokta bulutu verisi eğitim ve test veri seti olmak üzere ikiye ayrılır. $\gamma = \{s_i\}$ ile ifade edilen eğitim veri seti, η ($i = 1, \dots, \eta$) adet s_i eğitim örneği barındırır. Her bir eğitim örneği $s_{i,l} = (x_i, l)$ bünyesinde d -boyutlu özellik uzayında bir özellik vektörü $x_i \in \mathbb{R}^d$ ve bunlara karşılık gelen η_c 'nin sınıf sayısını ifade ettiği sınıf etiketleri $l_i \in \{1, \dots, \eta_c\}$ bulundurulur. Yine $\gamma^* = \{s_i^*\}$ ile ifade edilen test veri seti, m adet s_i^* eğitim örneği d -boyutlu özellik uzayında özellik vektörü $x_i^* \in \mathbb{R}^d$ barındırırken sınıflandırma sonuçlarını değerlendirmek için karşılık gelen etiketlerden $l_i^* \in \{1, \dots, \eta_c\}$ faydalanır.

Sınıflandırma işlemi için rastgele orman algoritması (Breiman, 2001), destek vektör makinaları (Cortes ve Vapnik, 1995), doğrusal ayırma analizi (Etemad ve Chellapa, 1997) gibi birçok farklı strateji uygulanabilir. Çalışma kapsamında makine öğrenmesi tekniklerinden derin öğrenme ağlarının temelini oluşturan ÇKA ile model eğitimleri ve testler gerçekleştirilmiştir.

c. Çok Katmanlı Algılayıcı

Bu çalışmada LiDAR nokta bulutlarını sınıflandırabilmek için ileri beslemeli bir derin sinir ağı algoritması olarak bilinen ÇKA kullanılmıştır. Birçok katman içeren ileri beslemeli sinir ağı, girdi ve çıktı (örn. sınıflar) verileri arasında lineer olmayan ilişkileri öğrenir. Ağ mimarisi, birçok nöron (hesaplama birimi) barındıran girdi katmanı, gizli katmanlar ve çıktı katmanından meydana gelir. Aslında, hesaplama birimlerinin birbirleriyle olan bağlantıları ağı oluştururken her bir hesaplama birimi girdilerin ağırlıklarını hesaplar ve

aktivasyon fonksiyonuna gönderir (Schmidhuber, 2015). Nöronlardaki hesaplamaların basit formülü eşitlik 2'de verilmiştir.

$$y_j^h = \sigma_j(\sum_{i=1}^n (W_{i,j}^h * x_i^{h-1}) + b_j^h) \quad (2)$$

Bu eşitlikte y_j^h , bir önceki katmandan ($h-1$) girdi verisini $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ($i \in [1, n]$) kullanan j 'nci nöronun çıktısıdır. $W_{i,j}$, (h) katmanındaki ağırlık, b_j , sapmayı ve n ise girdi sayısını (veya bir önceki katmandaki nöron sayısını) ifade eder. Aktivasyon fonksiyonu (σ_j) girdi veriler doğrusal olmayan fonksiyonları öğrenir.

Gizli katmanların sayısı mimarinin karmaşıklığını belirtirken derin sinir ağı tanımını bu özelliklerinden alırlar. Sinir ağının parametreleri (ağırlıklar ve sapma değerleri) gradyan azaltma ile geri yayılım algoritmasını kullanarak denetimli öğrenilir. Buradaki öğrenme ifadesinden kasıt gerçek değerler ile çıktı değerler arasındaki hatanın (hata hesaplama veya kayıp fonksiyonu) en aza indirilmesidir. Eşitlik 3'te hata fonksiyonu olarak en küçük ortalama kareler formülü verilmiştir.

$$E(W) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_j^h - \underline{y}_j)^2 \quad (3)$$

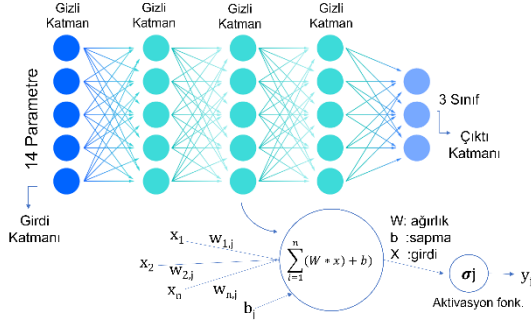
Son katmandaki nöron j için üretilen çıktı y_j^h ve nöronun gerçek çıktısı $\underline{y}_j$ 'dir. Geri yayılım algoritmasını kullanarak hata fonksiyonunun çıktısını küçültmek için ağırlıkların (W) ve sapma değerlerinin güncellemeleri her nöron bağlantısında hesaplanmalıdır. Bunu optimizasyon teknikleri yardımıyla hata fonksiyonunun kısmi türevini alarak gerçekleştirir. Sapma değerlerinin güncellenmesi içinde benzer bir işlem yapılır.

Stokastik gradyan inişi (SGİ) algoritması iteratif şekilde hata fonksiyonunun çıktısını azaltmayı hedefler. Bunu yapmak için de her epokta doğru yönde fonksiyonu güncellemesi gereklidir. Bu yönü bulmak için kısmi türevden yararlanılır. Ağırlıkların optimize edilmiş değerlerini bulmak büyük önem taşır.

Optimizasyon algoritmaları ile ilgili ayrıntılı bilgiye Kurt'un çalışmasında ulaşılabilir (Kurt, 2018). Bununla birlikte hesaplanan ağırlık değerleri modelin genelleştirilmesini sağlar, model bu sayede daha önce görmediği veriler için daha iyi tahminler yapabilir (Uray, 2022).

Çalışma kapsamında optimizasyon algoritması olarak SGD, öğrenme oranı ise 0.001 seçilmiştir.

Epok sayısı 200 olarak belirlenirken gizli katman sayısı 20 seçilerek ağ mimarisi oluşturulmuştur (Şekil 1).



Şekil 1. Derin sinir ağının mimarisi

ç. Geometrik Özelliklerin Önem Değerlendirilmesi

Özellik seçimi için birçok farklı teknik Saeys ve diğerleri (2007) tarafından ayrıntılı incelenmiştir. Çalışmada bahsedilen teknikler, özellikler ile sınıflar arasındaki ilişkiyi belirleyerek alakalı özellikleri ortaya koyar ve özelliklerin kendi aralarındaki ilişkiyi de çıkararak alakasız özelliklerin elimine edilmesini sağlar. Bunu verideki tüm noktalar için bir özelliğin değerlerini barındıran vektörü bu noktalara karşılık gelen sınıf etiketleri ile karşılaştırarak yapar. Bu karşılaştırma ile sınıflandırma işlemine etki eden özelliklerin etki düzeyini gösteren bir metrik hesaplanarak yorumlanabilir.

3. BULGULAR

Bu bölümde ilk olarak çalışmada kullanılan LiDAR veri seti hakkında bilgi verilmiştir (Bölüm 3.a). Sonrasında konumsal bilgi, renk ve seçilen geometrik özelliklerin seçimi bölüm 3.b'de verilmiştir. Ardından bölüm 3.c'de derin sinir ağının eğitimi ve sınıflandırma sonuçları sunulmuştur.

a. LiDAR Veri Seti

Çalışma kapsamında Fransa'nın Louhans ve Manosque kentlerine ait hava LiDAR nokta bulutu verisi kullanılmıştır. LiDAR verileri Fransa Ulusal Coğrafi ve Orman Bilgi Enstitüsü tarafından kullanıcılara sunulmaktadır (IGN, 2023). Eğitim ve test verisi olarak Louhans nokta bulutu, genelleştirme ve doğrulama verisi olarak Manosque nokta bulutu kullanılmıştır. Louhans verisinin nokta yoğunluğu 13 nokta/m² olup yaklaşık 3.4 milyon adet konumsal, renk, yansıma ve 8 geometrik özelliği hesaplanmış nokta içermekte ve üç ana kategoride (yer, bitki örtüsü

ve bina) sınıflandırılmıştır (Şekil 2). Nokta bulutunun %60'lık kısmı eğitim (2 milyon), kalan %40'ı ise test (1.4 milyon) için bir kurala bağlı kalmadan rastgele noktalar seçilerek ayrılmıştır. Eğitim verisinin test verisine oranının bu şekilde seçilmesi kabul gören genel bir optimum oran olmuştur (Kartal ve Sekertekin, 2022; Singh ve Grirase, 2022).

Manosque verisinin nokta yoğunluğu ise 12 nokta/m² olup yaklaşık 3.2 milyon adet üç sınıfa ayrılmış konumsal, renk, yansıma ve 8 geometrik özellik barındıran nokta içermektedir (Şekil 3). Tablo 2'de iki veri için tüm sınıflara ait nokta sayısı verilmiştir.

Makine öğrenmesi tekniklerinde özellikle eğitim verisi ile eğitilip test edilen modeller daha önce görmediği veri setlerinde sınıflandırma yaptığında sonuçlar test verisinin sınıflandırma sonuçları kadar başarılı olmayabilir. Bunun sebebi, modelin eğitim verisindeki topoğrafya ve geometrik özellikleri öğrenip ezberleme yapması ve eğitildiği veriye karşı yanlı sonuçlar üretmesidir. Li vd. tarafından hava LiDAR nokta bulutlarını sınıflandırmak için oluşturulan ağ modelinin de genelleştirme performansı irdelenmiş ve eğitim ve doğrulama verileri arasında ortalama F1 puanı açısından %29'luk bir fark ortaya konulmuştur (Li ve diğerleri, 2020). Genelleştirme ile ilgili ayrıntılı bilgiye Neyshabur ve diğerleri (2017), tarafından yapılan çalışmada erişilebilir.

b. Geometrik Özelliklerin Seçimi

Komşuluk sınırları belirlenmiş 3B noktaların her birisi için oluşturulan kovaryans matrisinden türetilen özdeğer elemanları, geometrik özelliklerin çıkarılmasında kullanılır. Bölüm 2(a)'da bahsedilen 8 adet özellik ile birlikte 3B noktaların konum (X, Y, Z), renk (kırmızı, yeşil, mavi) ve yansıma bilgisi LiDAR nokta bulutunun sınıflandırılmasında derin sinir ağına girdi olarak verilir (Şekil 4).

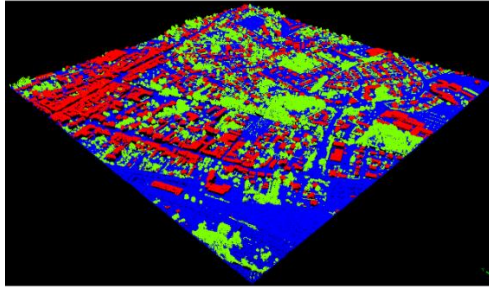
Tablo 2. Test ve doğrulama verilerine ait nokta sayıları

	Nokta bulutu	Sınıf	Nokta sayısı
Eğitim ve Test verisi	Louhans	Yer	1718568
		Bitki örtüsü	1012666
		Bina	568580
Doğrulama verisi	Manosque	Yer	1221203
		Bitki örtüsü	1149854
		Bina	570563

Çalışma kapsamında yapılacak geometrik özellik önem değerlendirmesi, ilk olarak tüm özelliklerden oluşan kombinasyon setinin sinir ağına girdi verilmesi ve eğitilmesi, sonuçlara göre sınıflandırmaya en az etki eden özelliklerin sırasıyla setten çıkarılarak yeni set ile sinir ağına tekrar eğitilmesi şeklindedir. Farklı özellikler ile oluşturulan girdi kombinasyonları Tablo 3'te verilmiştir. Geometrik özelliklerin hesaplanması Bölüm 2.a'da açıklandığı şekilde gerçekleştirilmiştir.

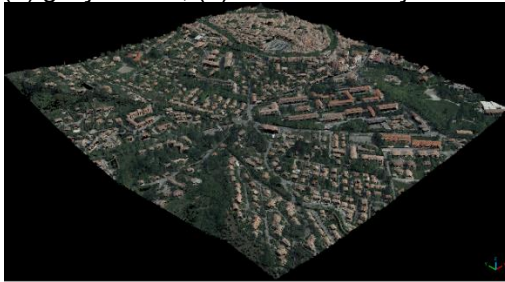


a

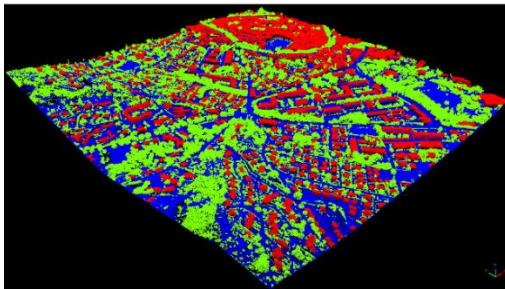


b

Şekil 2. Louhans Hava Lidar nokta bulutu. (a) gerçek renk, (b) sınıflandırılmış.



a



b

Şekil 3. Manosque Hava Lidar nokta bulutu. (a) gerçek renk, (b) sınıflandırılmış.

X	Y	Z	R	G	B	Yansima	Sinif	OzdegerTop	Omnivaryans	Ozentropi
-0.350	7.780	193.240	83	88	85	1.338.000	1.000	0.369	0.002	0.535
-0.340	8.350	193.190	173	164	176	1.921.000	1.000	0.225	0.014	0.447
-0.410	8.920	193.040	158	158	164	2.445.000	1.000	0.281	0.018	0.527
-0.300	9.490	193.010	136	136	138	3.269.000	1.000	0.216	0.007	0.450
-0.310	10.520	193.000	194	185	198	1.688.000	1.000	0.308	0.003	0.529
-0.460	6.650	193.290	166	169	174	2.678.000	1.000	0.215	0.001	0.463
-927.050	100.840	181.710	125	137	146	1.804.000	1.000	0.182	0.006	0.430
-926.390	100.500	181.710	100	108	105	1.019.000	1.000	0.462	0.051	0.691
-926.590	101.110	181.690	111	120	118	1.320.000	1.000	0.372	0.036	0.580
-925.840	100.850	181.900	92	97	91	522.000	1.000	0.315	0.008	0.572

Şekil 4. LiDAR verisinde noktaların özellikleri

c. Derin Sinir Ağına Eğitimi

Geometrik özelliklerin sınıflandırma performansını değerlendirmek için Tablo 3'te verilen her özellik kombinasyonu ile sinir ağı baştan eğitilmiştir. Derin sinir ağına oluşturulmasında Python dili ile yazılmış Scikit-learn kütüphanesi kullanılmış, ağı girdi olarak verilen özelliklerin ön işlemi için Pandas ve Numpy kütüphanelerinden faydalanılmıştır. Girdi verilerini belli bir aralığa ölçeklemek, sinir ağına eğitiminde tüm özelliklerin ağına eşit katkı yapmasını sağlar. Bu nedenle LiDAR nokta bulutunda derin sinir ağına verilen tüm özellikler [0, 1] aralığında ölçeklendikten sonra eğitime dahil edilmiştir. Modellerin eğitiminde epok sayısı 200 olarak seçilmiştir. Eğitim, Google Colab platformunda 15 GB belleğe sahip Tesla T4 grafik işlemcisi yardımıyla gerçekleştirilmiştir. Özellik setlerinin eğitim süreleri Tablo 8'de verilmiştir.

Tablo 6 ve Tablo 7'de sırasıyla test ve doğrulama verilerine ait sinir ağına her sınıf için ürettiği ve ortalama F1 puanları verilmiştir. Tablo 8'de veri setlerinin eğitim süreleri verilmiştir. K10 setinden itibaren eğitim süresinin düşmesinin sebebi eğitim sırasındaki yakınsamanın son on epok boyunca değişmemesi ve bu nedenle eğitimi sonlandırmasıdır.

Bu çalışma kapsamında yapılan deneylerde ilk aşamada tüm konumsal, renk ve geometrik özellikler derin sinir ağı modelinde eğitilmiş ve LiDAR verisi üzerindeki tahminleri ile noktaların gerçek sınıf değerleri karşılaştırılarak doğruluk analizi yapılmıştır. Ardından özellik vektöründeki değerlerden bir tanesinin bulunduğu veri sütununun kendi içerisinde tüm değerler rastgele yer değiştirilirken diğer sütunlardaki değerler aynı kalacak şekilde düzenlenir (Tablo 3 ve Tablo 4). Daha önceden eğitilen model bu manipüle edilmiş özellik vektörü üzerinde tahminde bulunarak elde edilen doğruluğu, özellik vektörünün orijinal hali üzerinde yaptığı tahmin ile kıyaslayarak aradaki farkı hesaplar. Bu iş akışı tüm özellikler için 100 kez tekrarlanır. Farkların ortalaması ile değiştirilen özelliğin sınıflandırmaya etkisi bulunmuş olur. Doğruluk kıyaslamasında en az farkın çıktığı iterasyonda değiştirilen özelliğin etkisinin en az

olduğu kabul edilir ve bir sonraki eğitim için özellik vektöründen tamamen çıkartılır.

Tablo 3. Geometrik özelliklerin orijinal hali

X	Y	Z	...	Özellik A	Sınıf
X ₁	Y ₁	Z ₁	...	G ₁	1
X ₂	Y ₂	Z ₂	...	G ₂	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	2
X _n	Y _n	Z _n	...	G _n	0

Tablo 4. Bir geometrik özelliğin rastgele yer değiştirilmiş gösterimi

X	Y	Z	...	Özellik A	Sınıf
X ₁	Y ₁	Z ₁	...	G _(n-m)	1
X ₂	Y ₂	Z ₂	...	G _(n-l)	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	2
X _n	Y _n	Z _n	...	G _(n-l)	0

Test ve doğrulama için kullanılan LiDAR nokta bulutları daha önceden sınıflandırıldığı için bu sınıflar gerçek değer olarak kabul edilmiştir. Tablo 5'te verilen modeller ile tekrar sınıflandırılan LiDAR verilerinde, her bir nokta için tahmin edilen sınıf ile ait olduğu gerçek sınıfı karşılaştırılmıştır. Her model için hata matrisi ve genel doğruluk hesaplanırken duyarlılık (recall), kesinlik (precision) ve bunların harmonik ortalaması F1 puanları hesaplanmıştır. Bu değerlerin formülleri eşitlik 4-7'de verilmiştir.

$$\text{Genel Doğruluk} = \frac{GP + GN}{GP + GN + YP + YN} \quad (4)$$

$$\text{Duyarlılık} = \frac{GP}{GP + GN} \quad (5)$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{GP}{GP + YP} \quad (6)$$

$$F1 = 2 * \frac{\text{kesinlik} * \text{duyarlılık}}{\text{kesinlik} + \text{duyarlılık}} \quad (7)$$

Burada GP, gerçek pozitif tahminleri temsil ederken GN, gerçek negatifleri, YP, yanlış pozitifleri ve YN, yanlış negatifleri ifade eder. GP, hata matrisinde köşegen elemanların toplamını diğer bir ifadeyle pozitif sınıfın doğru tahmin sayısını verir. GN ise negatif sınıfın doğru tahmin sayısını ifade eder. YP ise pozitif olarak tahmin edilen fakat gerçekte negatif olan tahminlere eşittir. YN, negatif sınıf olarak tahmin edilen fakat gerçekte pozitif olan tahminlerin sayısını verir.

Tablo 5. Özellik kombinasyon setleri

Set adı	Özellikler
K1	{X, Y, Z, R, G, B, Yansıma, Özdeğer Toplamı, Çok değişkenlik, Özentropi, Anistropi, Doğrusallık, Küresellik, Dikeylik, Düzlemsellik}
K2	{X, Y, Z, R, G, B, Yansıma, Özdeğer Toplamı, Çok değişkenlik, Özentropi, Doğrusallık, Küresellik, Dikeylik, Düzlemsellik}
K3	{X, Y, Z, R, G, B, Yansıma, Çok değişkenlik, Özentropi, Doğrusallık, Küresellik, Dikeylik, Düzlemsellik}
K4	{X, Y, Z, R, G, B, Çok değişkenlik, Özentropi, Doğrusallık, Küresellik, Dikeylik, Düzlemsellik}
K5	{X, Y, Z, R, G, B, Çok değişkenlik, Doğrusallık, Küresellik, Dikeylik, Düzlemsellik}
K6	{X, Y, Z, R, G, B, Doğrusallık, Küresellik, Dikeylik, Düzlemsellik}
K7	{X, Y, Z, R, G, B, Doğrusallık, Dikeylik, Düzlemsellik}
K8	{X, Y, Z, R, G, B, Doğrusallık, Düzlemsellik}
K9	{X, Z, R, G, B, Doğrusallık, Düzlemsellik}
K10	{Z, R, G, B, Doğrusallık, Düzlemsellik}
K11	{R, G, B, Doğrusallık, Düzlemsellik}
K12	{R, G, Doğrusallık, Düzlemsellik}
K13	{R, G, Düzlemsellik}
K14	{R, G}

Tablo 6. Test verisinde üretilen F1 (%) puanları. En yüksek puanlar koyu yazılmıştır.

Özellik Seti	Yer	Bitki Örtüsü	Bina	Ortalama F1 puanı
K1	0,99	0,97	0,95	0,970
K2	0,99	0,98	0,96	0,977
K3	0,99	0,98	0,96	0,977
K4	0,99	0,97	0,95	0,970
K5	0,99	0,97	0,95	0,970
K6	0,99	0,97	0,95	0,970
K7	0,99	0,97	0,95	0,970
K8	0,99	0,97	0,94	0,967
K9	0,96	0,96	0,88	0,933
K10	0,93	0,95	0,80	0,893
K11	0,89	0,93	0,67	0,830
K12	0,87	0,92	0,58	0,790
K13	0,79	0,78	0,56	0,710
K14	0,73	0,69	0,55	0,657

Tablo 7. Doğrulama verisinde üretilen F1 (%) puanları. En yüksek puanlar koyu yazılmıştır.

Özellik Seti	Yer	Bitki Örtüsü	Bina	Ortalama F1 puanı
K1	0,27	0,86	0,53	0,553
K2	0,29	0,88	0,51	0,560
K3	0,28	0,87	0,52	0,557
K4	0,28	0,87	0,52	0,557
K5	0,28	0,85	0,54	0,557
K6	0,28	0,84	0,55	0,557
K7	0,28	0,83	0,56	0,557
K8	0,27	0,80	0,58	0,550
K9	0,43	0,85	0,55	0,610
K10	0,63	0,89	0,64	0,720
K11	0,73	0,91	0,60	0,747
K12	0,73	0,91	0,62	0,753
K13	0,54	0,70	0,61	0,617
K14	0,53	0,52	0,62	0,557

4. TARTIŞMA

Tablo 5'te verilen özellik setleri ile sırasıyla eğitilen sınır ağının sınıflandırma performansı test verisinde ilk set ile son set arasında F1 puanı için yaklaşık %32'lik düşüş olmuştur. Yer noktaları sınıfı için yaklaşık %26'lık azalma olan F1 puanında, bitki örtüsü sınıfı için %29 ve bina sınıfı için yaklaşık %41'lik düşüş görülmüştür. Geometrik özelliklerden çok değişkenlik, dikeylik ve düzlemsellik, genel doğruluğa sırasıyla %13, %8 ve %2'lik etkiyle en yüksek üç nitelik olmuştur. Diğer taraftan tüm özellikler göz önünde bulundurulduğunda Z (yükseklik), R (kırmızı renk) ve G (yeşil renk), sırasıyla %40, %28 ve %24 ile en yüksek etki eden üç özellik olmuştur (Şekil 6).

Test verisi için bina sınıfındaki performans düşüşü K8 ile K11 setleri arasında bariz şekilde görülmektedir. Bunun sebebi olarak özellik setlerinden sırasıyla çıkarılan X, Y ve Z koordinatları gösterilebilir. Bu üç koordinatın özellik setinden çıkarılması bina sınıfı için üretilen F1 puanını toplamda %27 düşürmüştür. Bitki örtüsü için ise K13 setinde doğrusalılık özelliği çıkarıldığında F1 puanının %14 düştüğü gözlemlenmiştir. Yine aynı şekilde yer sınıfının F1 puanı içinde doğrusalılık özelliğinin çıkarılması %8'lik düşüşe sebep olmuştur.

Test verisi için K1-K8 özellik setleri arasında modelin sınıflandırma performansı en üst seviyede olmuştur. Bunun başlıca sebebi özellik setlerinin koordinat bilgisi barındırmasıdır. Bir başka deyişle eğitim ve test verisinin aynı LiDAR verisinden seçilmesi modelin konum bilgisini öğrendiği veriyi daha başarılı sınıflandırmasına

yardımcı olmuştur. Tam tersi şekilde K1-K8 setlerinin doğrulama verisindeki performans düşüklüğünün sebebi de modelin öğrendiği konum bilgisinden farklı bir konum bilgisi içeren veriyi sınıflandırmaya çalışmasıdır.

Doğrulama verisi için K8 setine kadar modelin ürettiği üç sınıf için ortalama F1 puanı %56'da kalmıştır. X ve Y koordinatları çıkarılarak, doğrusalılık ve düzlemsellik dışında tüm geometrik özellikler de çıkarıldığında K9 setinden itibaren ortalama F1 puanı yükselmeye başlamıştır. İlk olarak Y koordinatı çıkarıldığında yer sınıfı için %16 artan F1 puanı, bitki örtüsü için ise %5 artarken ortalama F1 %6 artış göstermiştir. Daha sonra K10 setinde X koordinatı da çıkarıldığında ortalama F1 puanı %11 daha artarken, yer sınıfı için %20, bina sınıfı için %9 ve bitki örtüsü için %4 daha artmıştır. K11 setinde Z değeri de çıkarıldığında ortalama F1 %3 artarken asıl yükseliş yer sınıfında %10 daha artarak olmuştur (Şekil 7). Fakat test verisindeki Z değerinin çıkarılması ortalama F1 puanına %6 düşüş ile etki ederken sınıflandırmada olumsuz olarak en çok etkilediği bina sınıfında %13'lük düşüşe sebep olmuştur. Yükseklik değerinin sonucu bu şekilde etkilemesi Weinmann vd. (2017), yaptığı çalışmada da ifade edilmiştir (Weinmann ve diğerleri, 2017).

Bunun sebebi olarak, eğitim verisindeki koordinatlar ile eğitilen modelin, farklı bir bölgeye ait doğrulama verisindeki koordinatları kullanırken yeterince verim alamaması gösterilebilir.

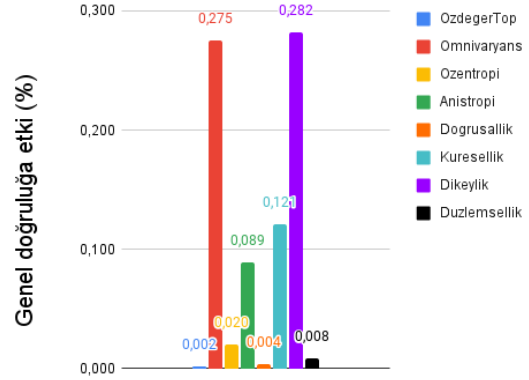
Modellerin genel performansına bakıldığında, üç sınıf için üretilen en yüksek ortalama F1 puanı %98 olurken, konum ve renk bilgisi ile beraber sadece doğrusalılık ve düzlemsellik kullanıldığında ise en yüksek ortalama F1 puanı %97 olmuştur (K8 seti). Test ve eğitim noktalarının aynı veriden yani benzer topoğrafya ve arazi örtüsüne ait olması nedeniyle üretilen puanların yüksek olması normal karşılanabilir. Modelleri asıl zorlayan farklı bir arazi tipine sahip doğrulama verisi üzerinde yaptığı tahminler olmuştur. Aynı zamanda modellerin genelleştirme performansını da göz önüne sermiştir (Tablo 7).

Eğitilen modeller arasında en yüksek ortalama F1 puanı üreten K12 seti olmuştur, buna göre yer sınıfı için %73, bitki örtüsü için %91 ve bina sınıfı ise %62 olmuştur. K13 ve K14 setlerinde doğrusalılık ve düzlemsellik özellikleri de çıkarıldığında ortalama F1 puanlarında %20'lik düşüş görülmüştür. Sadece 8 geometrik özellik (Özdeğer Toplamı, Çok değişkenlik, Özentropi, Anistropi, Doğrusallık, Küresellik, Dikeylik,

Düzlemsellik) kullanarak eğitilen farklı bir model, doğrulama verisinde yer sınıfı için %86, bitki örtüsü için %89 ve bina sınıfı için %63 F1 puanı üretirken ortalama F1 puanı olarak %79'a ulaşmıştır. Bu değer ile Tablo 7'de verilen tüm setlerden daha yüksek bir başarı elde etmiştir. Bölüm 3.c'de ayrıntılı şekilde anlatılan yöntem ile modelin genel doğruluğa etkisi incelendiğinde, dikeylik, çok değişkenlik ve küresellik en çok etki eden ilk üç özellik olmuştur. Bir örnek ile açıklamak gerekirse, her bir noktaya denk gelen dikeylik değerleri rastgele yer değiştirildiğinde modelin genel tahmin doğruluğu değerlerin orijinal haline göre %28,2 azalmıştır. Genel doğruluğa olan etki çok değişkenlik ve küresellik için ise sırasıyla %27,5 ve %12,1 olmuştur (Şekil 5).

Test ve doğrulama verilerindeki sınıflandırma sonuçlarına ait hata matrisi Şekil 8'de verilmiştir. Bu matriste her sınıf için gerçek ve tahmin edilen nokta sayıları karşılaştırılmış, her satırda gerçek değer belirtilirken her sütunda tahmin edilen sınıflar nokta adedi olarak gösterilmiştir. Matrisin

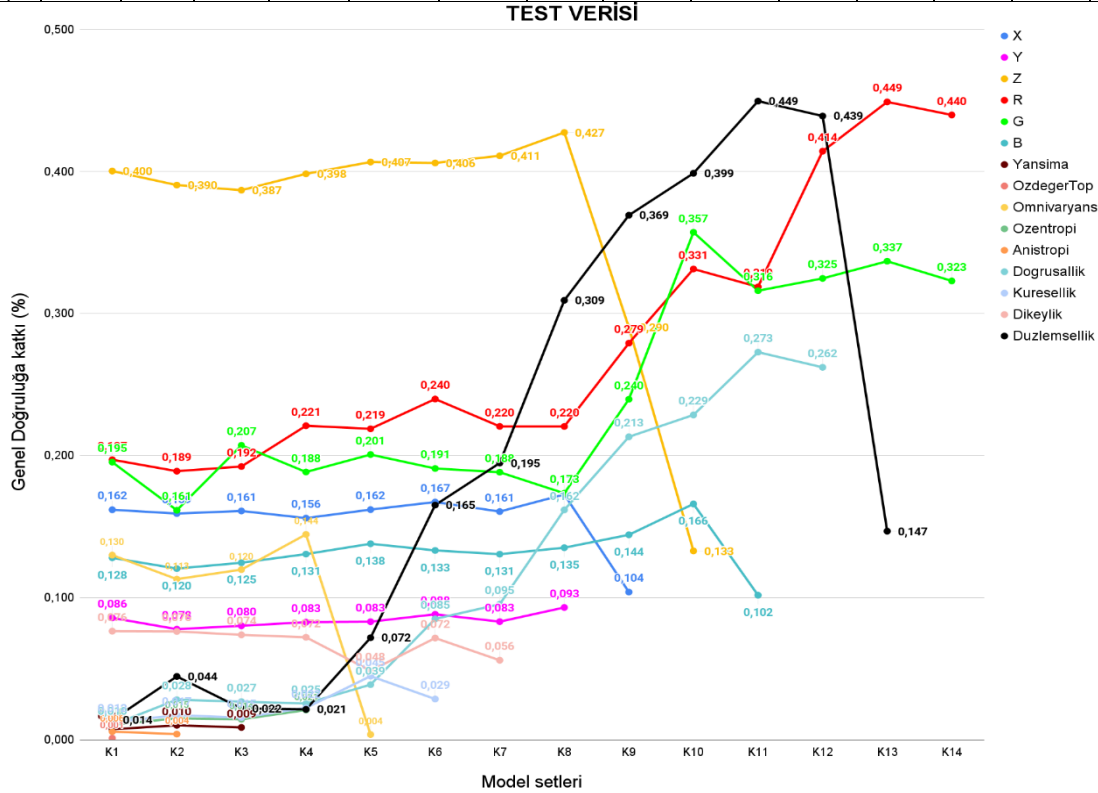
köşegen değerleri doğru tahmin edilen nokta sayılarını vermektedir.



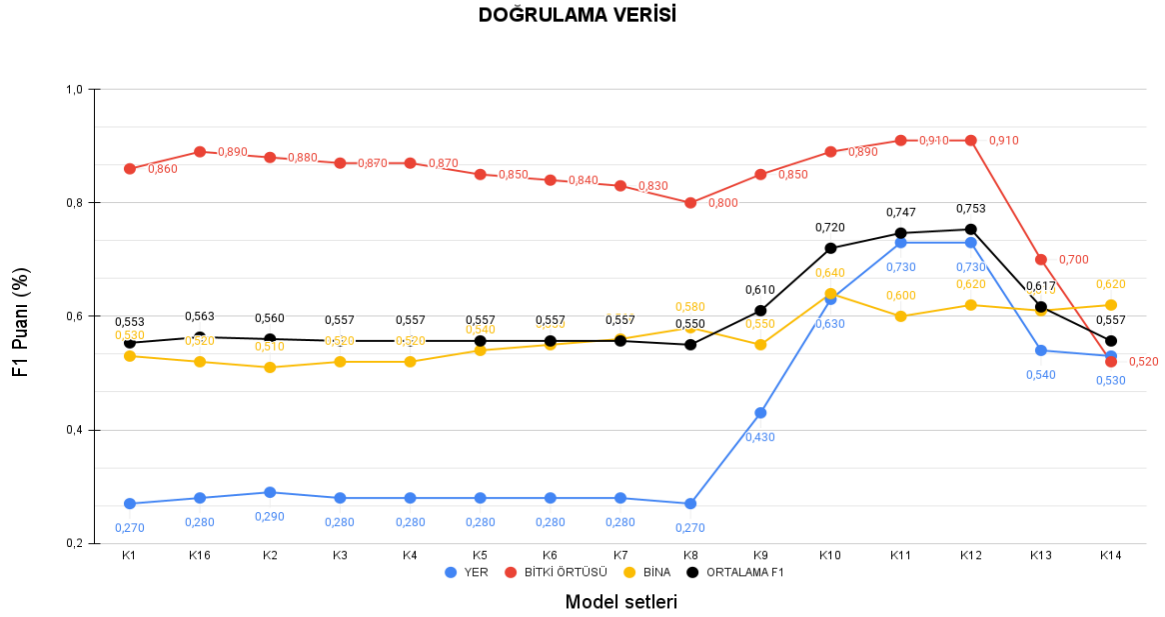
Şekil 5. Geometrik özelliklerin test verisinde genel doğruluğa etkisi (Konum ve renk bilgisi dahil edilmeden)

Tablo 8. Veri setlerinin eğitim süreleri (sn)

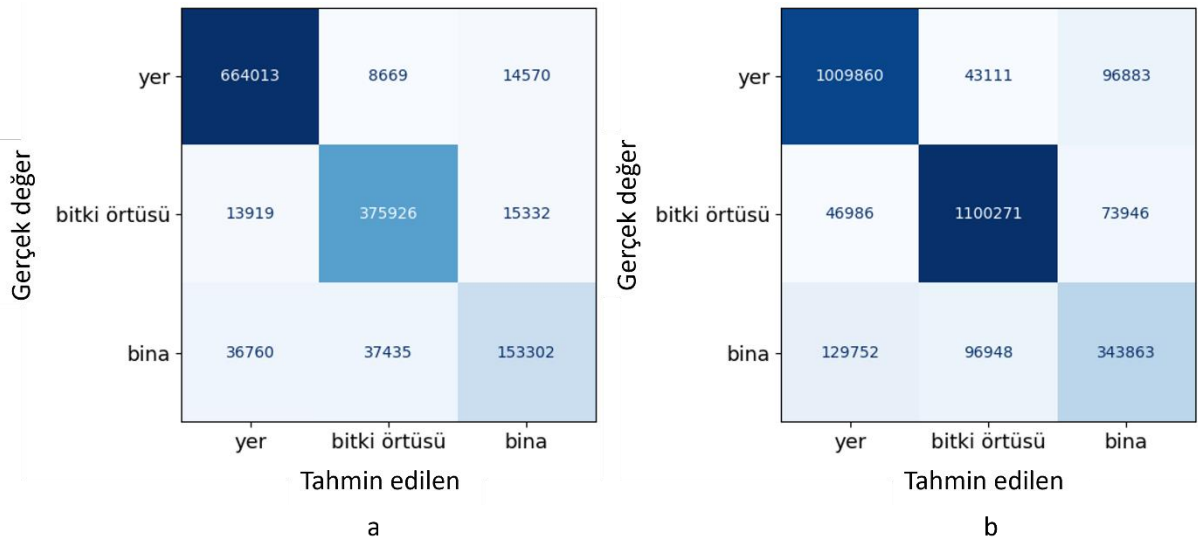
	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	K11	K12	K13	K14
Süre (sn)	707	688	599	863	1040	1195	865	1117	1158	740	582	616	429	482



Şekil 6. Test verisinde konumsal, renk ve geometrik özelliklerin her set için genel doğruluğa etkisi



Şekil 7. Doğrulama verisinde her model seti için üretilen F1 (%) puanları



Şekil 8. Test ve doğrulama verilerinde K14 modeli için üretilen hata matrisleri (a; test verisi, b: doğrulama verisi)

5. SONUÇ

Bu çalışmada derin öğrenme tekniklerinden çok katmanlı algılayıcı ile LiDAR nokta bulutlarının sınıflandırılmasında geometrik özelliklerin seçimi ve sınıflandırma sonuçlarına etkisi araştırılmıştır. Eğitilen modelin genelleştirme performansını görmek için daha önce görmediği bir LiDAR verisinin sınıflandırması yapılmış ve elde edilen sonuçlar da verilmiştir.

Son yıllarda 3B nokta bulutlarının makine öğrenmesi teknikleri ile sınıflandırılmasında eğitim

için özellik çıkarımı ve seçimi konusu ayrı bir araştırma alanı olmuştur. Bu kapsamda yapılan çalışmalarda sınıflandırmaya etki eden en önemli özellikler türetilmeye ve hesaplama maliyetini düşüren parametrelere odaklanılmıştır. Bu çalışmada da farklı geometrik özellik setleri ile eğitilen modellerin birbirinden bağımsız iki farklı topografyaya sahip LiDAR verisi üzerindeki sınıflandırma performansını test edilmiştir. Koordinat sistemleri de birbirinden farklı olan bu verilerde yatay koordinatların beklendiği gibi sınıflandırma etkisi geometrik özelliklerin gerisinde kalmıştır. Özellikle Yeryüzüne ait

noktaların sınıflandırma performansına doğrudan etkisi olan yatay koordinatların eğitim verisinden çıkarılması bu noktaların tespiti doğruluğunu arttırmıştır. Ayrıca özellik setlerinin seçiminde açıkça görüleceği üzere renk bilgisinin de sınıflandırmaya etkisi oldukça fazla olmuştur. Kırmızı, yeşil ve mavi renklerin doğruluğa etkisi sırasıyla %28, %24 ve %13 olmuştur.

Çalışmanın sonuç çıktıları, kullanılan iki LiDAR verisi özelinde, sınıflandırma doğruluğunu arttırabilmek için birçok özelliğin eğitim verisine gereksiz yere dahil edilmemesi gerektiğini savunan hipotezi desteklediğini göstermiştir. Bu görüşü desteklemek için daha fazla ve farklı arazi tiplerine sahip verilerde testler yapılabilir. Ayrıca fazla sayıda özelliğin ağa girdi olarak verilmesinin de hesaplama yükünü arttıracak göz önünde bulundurulmalıdır. Literatürdeki çalışmalar, LiDAR verisinden özellikler çıkarılırken seçilen komşuluk mesafesi ve biçiminin de geometrik özelliklerin hesaplanmasına etki edeceğini ve farklı değerler üreteceğini rapor etmiştir (Weinmann ve diğerleri, 2017, 2015, Saeys ve diğerleri, 2007, Hao ve diğerleri, 2023, Nong ve diğerleri, 2023).

Derin sinir ağlarının eğitiminde kullanılan verilere karşı daha yanlı bu tip verilerde daha başarılı sonuçlar üretmesi fakat eğitim verisinin tipinden farklı özellikler içeren test verilerinde aynı başarıyı gösterememesi olağan bir sonuçtur. Bu durum makine öğrenmesinin en büyük dezavantajlarından birisi olarak gösterilebilir (Özdemir ve diğerleri, 2021). Bu çalışmada da farklı bir arazi tipine sahip LiDAR nokta bulutu ile eğitilen modellerin bir diğer arazi tipine ait noktaları sınıflandırırken nasıl bir performans ortaya koyacağı verilmiştir.

Gelecek çalışmalarda komşuluk seçiminin sınıflandırma performansına etkilerini ve eğitim verisi ile doğrulama verileri arasındaki arazi tipi farklılıklarını dikkate alarak en optimum sınıflandırma sonucunu veren modeller önerilebilir.

ORCID

Fırat URAY  <https://orcid.org/0000-0001-9555-3190>

KAYNAKLAR

Atik, M. E. ve Duran, Z. (2022). Selection of Relevant Geometric Features Using Filter-Based Algorithms for Point Cloud Semantic Segmentation. *Electronics*, 11(20), p. 3310. doi:10.3390/electronics11203310

Atik, M. E., Duran, Z. ve Seker, D. Z. (2021). Machine Learning-Based Supervised Classification of Point Clouds Using Multiscale Geometric Features. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(3), 187. <https://doi.org/10.3390/ijgi10030187>

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning* 45(1), pp. 5–32.

Chauhan, I., Brenner, C., Garg, R. D. ve Parida, M. (2014). A New Approach to 3D Dense LiDAR Data Classification in Urban Environment. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 42(3):673–678, <https://doi.org/10.1007/s12524-013-0354-4>

Chehata, N., Guo, L. ve Mallet, C. (2009). Airborne lidar feature selection for urban classification using random forests. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Paris, France, Vol. XXXVIII-3/W8, pp. 207–212.

CloudCompare (2023). Erişim adresi: <https://github.com/cloudcompare/cloudcompare>.

Cortes, C. ve Vapnik, V. (1995). Support-Vector Networks. *Machine Learning*, 20, 273-297.

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*, Calgary, Canada, Vol. XXXVIII-5/W12, pp. 97–102.

Etemad, K. ve Chellapa, R. (1997). Discriminant Analysis for Recognition of Human Face Images, *Jos a*, 14(8), 1724-1733.

Filin, S. ve Pfeifer, N. (2005). Neighborhood systems for airborne laser data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 71(6), pp. 743–755.

Grandio, J., Riveiro, B., Soilán, M., Arias, P. (2022). Point cloud semantic segmentation of complex railway environments using deep learning. *Automation in Construction*, 141.

Grilli, E., Menna, F. ve Remondino, F. (2017). A review of point clouds segmentation and classification algorithms. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42(3/W3), pp. 339-344.

- Guan, H., Li, J., Cao, S. ve Yu, Y. (2016). Use of mobile LiDAR in road information inventory: a review. *International Journal of Image and Data Fusion* 7(3), 219–242. <https://doi.org/10.1080/19479832.2016.1188860>
- Guo, B., Huang, X., Zhang, F. ve Sohn, G. (2015). Classification of airborne laser scanning data using JointBoost. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 100, 71–83. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.04.015>
- Hackel, T., Wegner, J. D. ve Schindler, K. (2016). Contour Detection in Unstructured 3D Point Clouds. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1610–1618. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.178>
- Hu, Q., Yang, B., Xie, L., Rosa, S., Guo, Y., Wang, Z., Trigoni, N. ve Markham, A. (2020). *Randla-Net: Efficient semantic segmentation of large-scale point clouds*. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 11105–11114. <https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.01112>
- Hughes, G. F., (1968). On the mean accuracy of statistical pattern recognizers. *IEEE Transactions on Information Theory* 14(1), pp. 55–63.
- IGN. (2023). LIDAR HD. Erişim adresi: <https://geoservices.ign.fr/lidarhd>.
- Ji, H., Yang, S., Jiang, Z., Zhang, J., Guo, S., Li, G., Zhong, S., Liu, Z. ve Xie, Z. (2023). BEMF-Net: Semantic Segmentation of Large-Scale Point Clouds via Bilateral Neighbor Enhancement and Multi-Scale Fusion. *Remote Sensing* 15, no. 22: 5342. <https://doi.org/10.3390/rs15225342>
- 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*, Hannover, Germany, Vol. XXXVIII-1-4-7/W5.
- Kartal, S. ve Sekertekin, A. (2022). Prediction of MODIS land surface temperature using new hybrid models based on spatial interpolation techniques and deep learning models. *Environmental Science and Pollution Research*, Vol. 29(44).
- Kurdi, F. T., Amakhchan, W., Gharineiat, Z., Boulaassal, H. ve Omar, E. K. (2023). Contribution of Geometric Feature Analysis for Deep Learning Classification Algorithms of Urban LiDAR Data. *Sensors* 2023, 23, 7360.
- Kurt, F. (2018). *Evrşimli Sinir Ağlarında Hiper Parametrelerin Etkisinin İncelenmesi* (Yüksek Lisans Tezi). Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Lai, X., Jianhui, L., Li, J., Liwei, W., Hengshuang, Z., Shu, L., Xiaojuan, Q. ve Jiaya, J. (2022). Stratified Transformer for 3D Point Cloud Segmentation. *2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.00831>
- Lee, I. ve Schenk, T. (2002). Perceptual organization of 3D surface points. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Graz, Austria, Vol. XXXIV- 3A, pp. 193–198.
- Li, W., Wang, F. ve Xia, G. (2020). A geometry-attentional network for ALS point cloud classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 164, 26-40. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.03.016>
- Linsen, L. ve Prutzsch, H. (2001). Local versus global triangulations. *Proceedings of Eurographics*, Manchester, UK, pp. 257–263.
- Maturana, D. ve Scherer, S. (2015). Voxnet: A 3D convolutional neural network for real-time object recognition. *Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2015 IEEE/RSJ International Conference on (pp. 922-928). IEEE.
- Neyshabur, B., Bhojanapalli, S., McAllester, D. ve Srebro, N. (2017). *Exploring Generalization in Deep Learning*. 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017).
- 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, pp. 152–165.
- Nong, X., Bai, W. ve Liu, G. (2023). Airborne LiDAR point cloud classification using PointNet++ network with full neighborhood features. *Plos One* 18(2), e0280346.

- Özdemir, E., Remondino, F. ve Golkar, A. (2021). An Efficient and General Framework for Aerial Point Cloud Classification in Urban Scenarios. *Remote Sensing* 13(10). <https://doi.org/10.3390/rs13101985>
- Saeys, Y., Inza, I. ve Larranaga, P. (2007). A review of feature selection techniques in bioinformatics. *Bioinformatics*, 23(19), pp. 2507–2517.
- Schmidhuber, J. (2015). Deep Learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 61, pp. 85–117. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>
- Seyfeli, S. ve Ok, A. O. (2022). Automatic Classification Of Urban Objects From Mobile Laser Scanning Data. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVIII-4/W(4/W3-2022), 171–177. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-4-W3-2022-171-2022>
- Singh, S. ve Girase, S. (2022). Semantic Segmentation of Satellite Images for Water Body Detection. *Algorithms for Intelligent Systems*, Chapter 64, pp. 831-840.
- Uray, F. (2022). *Derin Öğrenme Tekniklerinin Üç Boyutlu Nokta Bulutu Verisi Filtrelemede Kullanılması* (Doktora Tezi). Necmettin Erbakan Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.
- Uray, F. (2023). LiDAR Nokta Bulutunun Derin Öğrenme ile Sınıflandırılmasında Geometrik Özelliklerin Etkisi. *TUFUAB XII. Teknik Sempozyumu*, 2023.
- Wan, J., Zeng, Z., Qiu, Q., Xie, Z. ve Xu, Y. (2023). PointNest: Learning Deep Multiscale Nested Feature Propagation for Semantic Segmentation of 3-D Point Clouds. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 16, pp. 9051-9066, <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3315557>
- Wan, J., Xu, Y., Qiu, Q. ve Zhong, Xie. (2023). A geometry-aware attention network for semantic segmentation of MLS point clouds. *International Journal of Geographical Information Science*, 37(1). <https://doi.org/10.1080/13658816.2022.2111572>
- Wang, L., Zhang, Y. ve Wang, J. (2017). Map-Based Localization Method for Autonomous Vehicles Using 3D-LIDAR. *IFAC-Papers OnLine*, 50(1), pp.276-281.
- Weinmann, M., Jutzi, B., Hinz, S. ve Mallet, C. (2015). Semantic point cloud interpretation based on optimal neighborhoods, relevant features and efficient classifiers. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 105, pp. 286–304.
- Weinmann, M. (2016). Reconstruction and analysis of 3D scenes – From irregularly distributed 3D points to object classes. Springer, Cham, Switzerland.
- Weinmann, M., Jutzi, B., Mallet, C. ve Weinmann, M. (2017). Geometric Features And Their Relevance For 3d Point Cloud Classification. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, IV-1/W1(1W1), 157–164. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-IV-1-W1-157-2017>
- Xu, Y., Tang, W., Zeng, Z., Wu, W., Wan, J., Guo, H. ve Xie, Z. (2023). NeIEA-NET: Semantic segmentation of large-scale point cloud scene via neighbor enhancement and aggregation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 119, 103285, ISSN 1569-8432, <https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103285>
- Yıldız Erdemir, M. ve Yastıklı, N. (2018). Lidar Nokta Bulutu Yerel Komşuluk Öznitelik Verileri Kullanılarak Bina Çıkarımı. *VII. Uzaktan Algılama ve CBS Sempozyumu Uzal-Cbs2018*. <https://doi.org/10.15659/uzalcbs2018.7008>
- Yuanwei, B., Zhang, L., Liu, Y., Huang, Y. ve Liu, H. (2023). A local-global feature fusing method for point clouds semantic segmentation. *IEEE Access*, vol. 11, pp. 68776-68790, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3293161>
- Zhan, L., Li, W. ve Min, W. (2023). FA-ResNet: Feature affine residual network for large-scale point cloud segmentation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18, <https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103259>
- Zheng, M., Lemmens, M. ve van Oosterom, P. (2017). Classification of mobile laser scanning point clouds from height features. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.* XLII-2/W7, 321–325. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W7-321-2017>
- Zhou, C. ve Ling, Q. (2023). GAF-Net: Geometric Contextual Feature Aggregation and Adaptive Fusion for Large-Scale Point Cloud Semantic Segmentation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3336053>

YAZIM ESASLARI

1. Harita Dergisine Yazı Hazırlama Esasları

a. Sayfa büyüklüğü A4 (210x297 mm) standardında olmalı; her sayfanın sağ kenarından 2 cm diğer kenarlarından 3'er cm boşluk bırakılmalıdır. Yazı zorunlu olmadıkça toplam 15 sayfayı geçmemelidir. Yazı, bilgisayarda Microsoft Word formatında Arial Türkçe fontu bir satır aralığı ile yazılmalıdır. Paragraflar arasında bir satır boşluk bırakılmalıdır.

b. Makale adı, Türkçe ve İngilizce olarak kelimelerin ilk harfleri büyük olacak şekilde 12 punto büyüklüğünde sayfanın üst ortasına gelecek şekilde yazılmalı ve iki satırı geçmemelidir. Makale adı, makale içeriğini en fazla ölçüde yansıtmalı; makale içeriğinde anlatılan konuların büyük çoğunluğu, makale adı ile doğrudan ilgili olmalıdır. Makale adından sonra bir satır boşluk bırakıp ortalarak yazar adı ve soyadı koyu (bold) ve 10 punto harf büyüklüğünde yazılmalıdır (Soyadı büyük harflerle). Yazar adının altına ortalarak adres ve elektronik posta adresi 9 punto harf büyüklüğünde yazılır.

c. Yazı; makalenin başlangıç kısmına yazılmış, tek paragraf Türkçe ve İngilizce olarak 100-250 kelime arası Türkçe "Öz" ile İngilizce "Abstract", ortalama 5 adet Anahtar Kelime içeren Anahtar Kelimeler ile Key Words (İngilizce anahtar kelimeler), Giriş, Bölümler, Sonuç ve Kaynaklar şeklindeki ana bölümlerden oluşur. Bu bölümlerin tamamı sayfada iki sütun olacak şekilde yazılır. Sütunlar arasında 0,5 cm boşluk bırakılır. Her ana bölüm ve alt bölüm başlığı öncesi ve sonrası bir satır boşluk bırakılır.

Öz bölümünde, yapılan çalışma tanıtılarak kullanılan yöntemler ve sonuçlar kısaca belirtilmeli; abstract bölümü, özün doğru ve eksiksiz tercümesini içermelidir. Giriş bölümünde, çalışmanın amacı ve konuyla ilgili diğer çalışmalar anlatılmalıdır. Ara bölümlerde, kullanılan yöntemler ve veriler açıklanmalı; sonuç bölümünde, bulgular başka araştırmacıların bulguları ile karşılaştırılmalı, yazarın yorumu belirtilmeli ve ayrıca bulgulardan çıkan sonuçlar ve varsa öneriler yazılmalıdır. Öz, abstract, anahtar kelimeler ve key words, 9 punto büyüklüğünde italik harflerle yazılmalıdır. Diğer bölümler 10 punto harf büyüklüğünde normal yazılır.

Ana bölüm başlıkları büyük harflerle koyu (bold) olarak ve alt bölümlerin başlıkları kelimelerin ilk harfleri büyük diğerleri küçük ve sadece birinci düzey alt bölümlerin başlıkları koyu (bold) olarak yazılmalıdır. Yazının geri kalan kısmı normal baskıda yazılmalı, italik ya da altı çizgili karakterler kullanılmamalıdır. Öz, Anahtar Kelime, Abstract (ingilizce özet), Key Words (İngilizce anahtar kelimeler) ve kaynaklar ana bölümleri dışındaki ana bölüm başlıkları 1., 2., 3.; alt bölüm başlıkları a., b., c.; (1), (2), (3); (a), (b), (c); (i), (ii), (iii); (aa), (bb), (cc) şeklinde hiyerarşik düzeyde numaralandırılmalı; ardışık düzeylerin numaraları arasındaki dikey fark 0.5 cm olmalıdır. Numaralandırılan bölümlerin başlıkları, numaralarının başlangıç hizasından 0.5 cm içeriden; bir alt satıra devam eden bölüm başlıkları sayfa başından; tüm paragraflar sayfanın 0.5 cm içerisinden başlamalıdır.

Noktalama ve imlâ için Türk Dil Kurumu tarafından en son yayımlanan İmlâ Kılavuzu ve Türkçe sözlüğüne, Haritacılık ile ilgili Yönetmeliklerde kullanılan deyimlere uyulmalıdır. İfadelerde üçüncü şahıs kullanılmalı; her sembol ilk geçtiği yerde tanımlanmalı; her kısaltma ilk geçtiği yerde parantez içinde yazılmalı (örneğin, Coğrafi Bilgi Sistemi (CBS)); kelime ikiye bölünmemelidir. Noktalama işaretlerinden sonra bir karakter boşluk bırakılmalı; sayfa numaralama yapılmamalıdır.

ç. Tablo isimleri, tablonun üstüne sol üst köşesinden itibaren yazılmalı (örneğin, Tablo 1. Karesel ortalama hatalar.); şekil isimleri, şeklin altına ortalanarak yazılmalı (örneğin, Şekil 1. CBS tasarımı.); tablo isimlerinden ve şekillerden önce, şekil isimlerinden ve tablolardan sonra bir satır boşluk bırakılmalı; tablolar ve şekiller sayfaya ortalanmalıdır. Tablolar ve şekillerin boyutu tek sütundan büyük olduğu durumlarda, sayfanın tamamına ortalı olarak yazılabilir. Bu durumda tablo ve şekiller metni bölmemeli sayfanın en altında ya da en üstünde yer almalıdır.

d. Denklemlere verilen numaralar, kendi hizalarına ve sayfa sağ kenarına çıkışacak şekilde parantez içinde (1),(2),(3),... şeklinde yazılmalıdır. Metin içerisindeki denklemlerin kendi aralarında ve metin ile aralarında bir satır boşluk bırakılır.

e. Makaleler, "MAKALE ÖRNEĞİ"nde sunulan boşluk ve yapılandırmalara uyularak; Şekil, Tablo ve Denklemler tek sütunda olacak ise metin

aralarına konularak; iki sütuna yayılan bir bütün halindeki metin bloğundan sonra veya önce sayfanın alt veya üstünde olacak ve okuma akıcılığını bozmayacak şekilde yazılır.

f. Yazarlar; unvanlarını, görev yaptıkları kurumları, iletişim adreslerini, telefon numaralarını, e-posta adreslerini ve ORCID (Open Researcher ve Contributor ID) numarasını bildirmelidir. <https://orcid.org>

g. Öz ve abstract bölümlerinde kaynak atfı yapılmamalıdır. Metin içinde kaynak gösterme şekilleri aşağıda verilmiştir:

Tek yazarlı çalışmada ilk gönderme ve diğer göndermeler aynı biçimde olacak; gönderme cümle içerisinde yapılıyorsa Ceylan (2018) **veya** gönderme cümlelerin sonunda yapılıyorsa (Ceylan, 2018)

İki yazarlı çalışmada ilk gönderme ve diğer göndermeler aynı biçimde olacak; gönderme cümle içerisinde yapılıyorsa Simav ve Türkezer (2019) **veya** gönderme cümlelerin sonunda yapılıyorsa (Simav ve Türkezer, 2019)

Üç, dört ve beş yazarlı çalışmalarda ilk göndermede tüm yazarların soyadları Şengün, Yılmaz ve Kurt (2013) ve diğer göndermelerde Şengün ve diğerleri (2013) **veya** ilk göndermede (Şengün, Yılmaz ve Kurt, 2013) ve diğer göndermelerde (Şengün ve diğerleri, 2013)

Altı ve daha fazla yazarlı çalışmalarda ilk ve diğer göndermelerde sadece ilk yazarın soyadı belirtilir. Yıldız ve diğerleri (2014) veya (Yıldız ve diğerleri, 2014)

Tüzel yazarlı çalışmalarda ilk göndermede Maden Tetkik ve Arama Genel Müdürlüğü (MTA, 2017) ve diğer göndermelerde MTA (2017) **veya** ilk göndermede (Maden Tetkik ve Arama Genel Müdürlüğü [MTA], 2017) ve diğer göndermelerde (MTA, 2017)

ğ. Kaynakların hazırlanmasında Amerikan Psikoloji Birliği (American Psychology Association)'nin hazırladığı rehberin altıncı baskısı (Publication Manual of the American Psychological Association, Sixth Edition) kuralları uygulanacaktır. <https://www.apastyle.org>

Kaynaklar ana bölümü başlığı birer aralıklı büyük harflerle koyu (bold) ve sayfa ortalanarak yazılmalıdır

Kaynaklar ilk yazarlarının soyadına göre alfabetik sırada sıralanır.

Makale veya bölüm başlığındaki ilk kelimenin ilk harfi ve eğer varsa özel adların ilk harfleri büyük yazılır.

İnternet üzerinden ulaşılan ve zaman içerisinde değiştiği düşünülen kaynağın erişim tarihi internet adresi verilmeden önce (Erişim Adresi (19 Mayıs 2018): ...) belirtilmelidir.

Özellikle faydalanan elektronik kaynağın varsa doi numarası yoksa erişim adresi kaynağın sonuna eklenmelidir.

Elektronik Kaynaklar: Talimat, Rehber vb.

INSPIRE. (2014). *D2.8.I.1 Data Specification on Coordinate Reference Systems – Technical Guidelines* (D2.8.I.1_v3.2). Erişim Adresi: <https://inspire.ec.europa.eu/id/document/tg/rs>

ISO 19111. (2007). *Geographic information - Spatial referencing by coordinates*. Erişim Adresi: <https://www.iso.org/standard/41126.html>

Jekeli, C. (2016). *Geometric Reference Systems in Geodesy*. Erişim Adresi: https://kb.osu.edu/bitstream/handle/1811/77986/Geom_Ref_Sys_Geodesy_2016.pdf?sequence=1&isAllowed=y

EU Official Journal. (2007). *Directive 2007/2/EC of the European Parliament and of the Council of 14 March 2007: Establishing an Infrastructure for Spatial Information in the European Community (INSPIRE)*, (L 108/1). Erişim Adresi: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/ALL/?uri=CELEX:32007L0002>

Teknik Rapor:

Demir, C. (1999). *Türkiye Ulusal Düşey Kontrol Ağı* (JEOFNIV-02-1999). Ankara: Harita Genel Komutanlığı.

Sürelî yayın:

Geymen, A., Yomralioglu, T. ve Baz, I. (2008). Developing an urban information system for local governments. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Municipal Engineer: Published for the Institution of Civil Engineers*, 161(3), 163-173. doi: 10.1680/muen.2008.161.3.163

Moritz, H. (1988). Geodetic Reference System 1980. *Bulletin Géodésique*, 62(3), 348-358. doi:10.1007/bf02520722

Zandbergen, P.A. (2008). A Comparison of address point, parcel and street geocoding techniques. *Computers, Environment and Urban Systems*, 32, 214-232. doi: 10.1016/j.compenvurbsys.2007.11.006

Kitap:

Torge, W. ve Müller, J. (2012). *Geodesy* (4. baskı). Berlin: Walter de Gruyter.

Vaníček, P. ve Krakiwsky, E. (1986). *Geodesy: The Concepts* (2. baskı). Amsterdam: Elsevier.

Day, R.A. (2000). *Bilimsel bir makale nasıl yazılır ve yayımlanır?* (G. A. Altay, Çev.). Ankara: TÜBİTAK.

Sempozyum, Bildiri vb:

Kılıç B. ve Gülgen F. (2017, Kasım). *A Research on Standard Address Usage in Turkey*. UCTEA International Geographical Information Systems Congress 2017, Adana, Türkiye.

Bard, G.V. (2007, Ocak). *Spelling-error tolerant, order-independent pass-phrases via the Damerau-Levenshtein string-edit distance metric*. In Proceedings of the fifth Australasian symposium on ACSW frontiers, Ballarat, Avustralya.

Yakar, M. ve Doğan, Y. (2017, Nisan). Silifke Aşağı Dünya Obruğunun İHA Kullanılarak 3B Modellenmesi. *Türkiye Ulusal Fotogrametri ve Uzaktan Algılama Birliği Teknik Sempozyum*, Afyonkarahisar.

Tez:

Kellison, M.T. (2012). *Address points and A Master address file: Improving efficiency in the city of Chino* (Doktora Tezi). ProQuest Dissertations and Theses veri tabanından erişildi. (UMI No. 1532831)

Gençerk, E. Y. (2016). *İnsansız Hava Aracı Fotogrametrisi Uygulaması İle İnşaat Projesi İmalat Durumunun Araştırılması (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi)*. İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

2. Makalelerin Gönderilmesi

Makaleler, "haritadergisi@harita.gov.tr" adresine e-posta ile gönderilir.

(MAKALE ÖRNEĞİ)

XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX (Makale Başlığı-Türkçe)
(XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX) (Makale Başlığı- İngilizce)

(1 satır boşluk)

XXXX XXXX (Yazar ismi)

XXXXXX XXXX XXXX, XXXXX XXXXX (Adres)

xxxxxxxx@xxxxxx (e-posta)

(1 satır boşluk)

0.5 cm
0.5 cm
0.5 cm

ÖZ
(1 satır boşluk)

XXXXXXXXXXXX XXXXX XXXXX XXXXXXXXXXXXXXX; XXXXXX XXXX
XXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.

(1 satır boşluk)

Anahtar Kelimeler: XXXXXXXX XXXXX XXXXXXX XXXXXXX
XXXXXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXXXX

(1 satır boşluk)

ABSTRACT
(1 satır boşluk)

XXXXXXXXXXXX XXXXXXX XX XXXXXXXXXXXXXXX. XXXXXXX
XX
XXXXXXXXXXXX XXXX XXXX.

(1 satır boşluk)

Keywords: XXXXXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXXXXXX
XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX XXXXX.

(1 satır boşluk)

1. GİRİŞ
(1 satır boşluk)

XX XXX XX
XXXX XXXXX /1/.

(1 satır boşluk)

a. XXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXXXX
XXXX XXXX XXXXXXX XXXX XXXXXXX XXXXX XXXX XXXX

(1 nci düzey alt bölüm)

(1 satır boşluk)

XXXXXXXXXX
(1) XXXXXXX XXX XXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXX
XXXX XXXXX XXXXX XXXX.

(2 nci düzey alt bölüm)

(1 satır boşluk)

2. XXXXX XXXXX XXXX (Ana bölüm başlığı)

(1 satır boşluk)

a. XXXXXXXXXXX XXXXXXX XXXXX XXXXXXX
XXXXXXXX

(1 inci düzey alt bölüm başlığı)

(1 satır boşluk)

XXXXXXXX XXX XXXXXXXXXXXXXXX XXX XXXXXXX
XXXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.

(1 nci düzey alt bölüm 1 inci paragraf)

(1 satır boşluk)

(1) XXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXX XXXXXXX
XXXXXXXX XXXXXXX

(2 nci düzey alt bölüm başlığı)

(1 satır boşluk)

XXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXX
XXXXXXXXXXXX XXX XXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX.

(2 nci düzey alt bölüm 1 nci paragraf)

(1 satır boşluk)

(a) XXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXXX

(3 üncü düzey alt bölüm başlığı)

(1 satır boşluk)

XXXX XXXXX XXXXXXX XXXXX XXXXXXX

XX
XX

XX
XX

XX
XX

XXXXX XXXX XXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX
XX.

(1 satır boşluk)

(b) XXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXXX

(3 üncü düzey alt bölüm başlığı)

(1 satır boşluk)

XXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXX
XXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX

XXXXXXXXXXXX XXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX
XXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX

XXXXXXXXXXXX XXXX XXXX XXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX
XXXXXXXXXXXX XXXX XXXX XXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX

XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.

(1 satır boşluk)

(I) XXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXXX

XXXXXXXX XXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX
(4 üncü düzey alt bölüm başlığı)

(1 satır boşluk)

XXXXXXXXXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXXXXXX
XXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX

XXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXX
XXXXXXXXXXXX XXXXXXX XXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXX XXXXXXX

XXXXXXXXXXXX XXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX
XXXXXXXXXXXX XXXXXXX XXXX XXXX XXXX XXXXXXXXXXXXXXX

XXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXX
XXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX

(1 satır boşluk)

(aa) XXXXX XXXXXXX XXXXXXXXXXX

(5 inci düzey alt bölüm başlığı)

(1 satır boşluk)

XXXXXXXXXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXXXXXX
XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX

XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXX
XXXXXXXXXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX

XXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXX XXXX XXXX
XXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX.

(1 satır boşluk)

b. XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXX

(1 inci düzey alt bölüm başlığı)

(1 satır boşluk)

XXXXXXXX XXX XXXXXXXXXXXXXXX XXX XXXXXXX
XXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.

(1 nci düzey alt bölüm 1 inci paragraf)

3 cm

0.5 cm

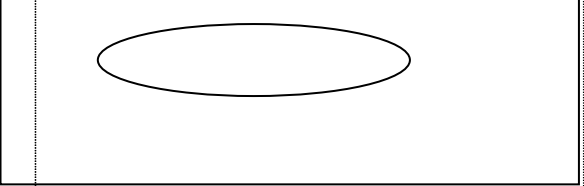
2 cm

xx

3 cm

1.25 cm

(MAKALE ÖRNEĞİ)

(1) Xxxxx Xxxxxx Xxxxxx XXXXXXXXXXXX. (2 nci düzey alt bölüm başlığı) (1 satır boşluk) XXXXXXXXXX XXXXX XXXXXX XXXXXXXXXX XXXX XXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXX XXXXXX. (2 nci düzey alt bölüm 1 nci paragraf) (1 satır boşluk) (a) Xxxxx Xxxxxx Xxxxxx Xxxx (3 üncü düzey alt bölüm başlığı) (1 satır boşluk) XXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXX XXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXX XXXX XXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXX XXXXXX XXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXX XXXX XXXX XXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX. (1 satır boşluk) (b) Xxxxx Xxxxxx Xxxxxx Xxxx (3 üncü düzey alt bölüm başlığı) (1 satır boşluk) XXXXXXXXXX XXXXX XXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXX XXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXX XXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXX XXXX XXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXX XXXX XXXX XXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXX XXXXXXXXXXX X XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX. (1 satır boşluk) (l) Xxxxx Xxxxxx Xxxxxx Xxxx (4 üncü düzey alt bölüm başlığı) (1 satır boşluk) XXXX XXXXX XXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXX XXXXXXXX XXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXX XXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXX XXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXX XXXXX XXXXXX XXXXXXXXXXX XXXX XXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXX XXXX XXXXXX XXXXXXXXXXX XXX XXXX. (1 satır boşluk) Tablo 1. Xxxx xxxxxxxx xxxxxxxx xxxxxxx (1 satır boşluk) XXXXXXXX XXXXX XXXX XXXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXX XXXXXX XXXXXX XXXXXX XXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXX XXX XXXXXX XXXXXX XXXXXXX. (1 satır boşluk) $KOH = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n X_i - X_{i(RASAT)}}{n}} \quad (1)$	(1 satır boşluk) XXXXXXXXXX XXXXX XXXX XXXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXX XXXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXX XXX XXXXXX XXXXXX . (1 satır boşluk)  (1 satır boşluk) Şekil 1. Xxxxxx xxxx xxxxxxxx xxxxxxx (1 satır boşluk) XXXXXXXX XXXXXX XXXXX XXXXXX XXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXX XXXXXX XXXX XX XXXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXX XXXX. (1 satır boşluk) 3. SONUÇ (1 satır boşluk) XXXXX XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXX XXXXX XXXXXX XXXXX XXXXXX. (1 satır boşluk) KAYNAKLAR (1 satır boşluk) Sürelî Yayınlar: Yazar, A. A., Yazar, B. B. ve Yazar, C. C. (Yıl). Yazının başlığı. <i>Sürelî Yayının Başlığı, Cilt, s-</i> s. doi:xx.xxxxxxxx (veya Erişim Adresi:) Kitap: Yazar, A. A. (Yıl). <i>Eserin başlığı</i>. Yer: Yayıncı. Yazar, A. A. (Yıl). <i>Eserin başlığı</i>. Erişim adresi: http://www.xxxxxxxx Yazar, A. A. (Yıl). <i>Eserin başlığı</i>. doi:xxxxxxxxxxxx Editor, A. A. (Ed.). (Yıl). <i>Eserin başlığı</i>. Yer: Yayıncı. Yazar, A. A. ve Yazar, B. B. (Yıl). <i>Bölüm ya da</i> <i>giriş başlığı</i>. A. Editör, B. Editör ve C. Editör (Ed.), Kitap başlığı (s. xxx-xxx) içinde. Yer: Yayıncı. Doktora ve yüksek lisans tezleri: Yazar, A. A. (Yıl). <i>Doktora ya da yüksek lisans</i> <i>tezinin başlığı</i> (Yüksek lisans tezi/Doktora tezi). ... veri tabanından erişildi (Erişim ya da Sipariş No.). Yazar, A. A. (Yıl). <i>Doktora ya da yüksek lisans</i> <i>tezinin başlığı</i> (Yayımlanmamış doktora tezi/yüksek lisans tezi). Kurum adı, Yer bilgisi. Teknik raporlar ve araştırma raporları: Yazar, A. A. (Yıl). <i>Çalışmanın başlığı</i> (Rapor No. xxx). Yer bilgisi: Yayıncı. Toplantı ve sempozyumlar: Sunan, A. A. (Yıl, Ay). <i>Bildiri ya da poster başlığı</i>. Kuruluş Adının toplantısında sunulan bildiri ya da poster, Yer bilgisi.
---	--

