

Karar Ağacı Yaklaşımı ile Doğal ve Geri Dönüştürülmüş Beton Agreganın Mesafe Bazlı Maliyet ve Emisyon Optimizasyonu

Distance-Based Cost and Emission Optimization of Natural and Recycled Concrete Aggregates Using Decision Tree Approach

Merve Akbaş^{1*}, Recep İyisan¹

¹ İstanbul Teknik Üniversitesi, İnşaat Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, İstanbul Türkiye

Öz

Türkiye'nin yüksek deprem riski ve kentsel dönüşüm projeleri, geri dönüştürülmüş beton agregası (GDBA) kullanımını artırma potansiyeline sahiptir. Ancak taşıma maliyetleri ve emisyonlar, bu malzemenin kullanımını sınırlamaktadır. Bu çalışmada, Türkiye'de yol dolgu projelerinde doğal agregası (DA) ve GDBA kullanımını etkileyen mesafe, maliyet ve emisyon faktörlerini karar ağacı yöntemiyle analiz edilmiştir. 0-100 km taşıma mesafesinde farklı senaryolar incelenmiş ve kısa mesafelerde (0-30 km) GDBA'nın çevresel avantajlarının öne çıktığı, uzun mesafelerde (70-100 km) ise DA'nın ekonomik üstünlük sağladığı belirlenmiştir. Modelin sınıflandırmasının yüksek doğruluk oranlarına sahip olduğu, ROC eğrisi ve AUC değeri (0.97) gibi metriklerle gösterilmiştir. Sonuçlar, yol dolgu projelerinde mesafe bazlı maliyet ve emisyon optimizasyonunda DA ve GDBA'nın sürdürülebilirlik açısından kritik bir rol oynadığını göstermektedir. Bulgular, kaynak yerlerinin bölgesel dağılımına göre değişebileceğinden, gelecekte daha geniş sürdürülebilirlik kriterleriyle incelenmesi önerilmektedir.

Abstract

Turkey's high seismic risk and extensive urban transformation projects present significant potential for the use of recycled concrete aggregate (RCA). However, transportation costs and emissions limit its widespread adoption. This study analyzes the factors of distance, cost, emissions influencing the use of natural aggregate (NA) and RCA in road embankment projects in Turkey through a decision tree methodology. Various scenarios within a transportation range of 0-100 km was examined, revealing that RCA offers environmental advantages at short distances (0-30 km), while NA demonstrates economic superiority at longer distances (70-100 km). The classification accuracy of the model has been demonstrated through metrics such as the ROC curve and AUC value (0.97), indicating its high performance. The findings underscore the critical role of NA and RCA in sustainability, particularly in optimizing cost and emissions based on transportation distance. Results may vary regionally; future studies should consider broader sustainability criteria.

Anahtar Kelimeler: Deprem atıkları, geri dönüştürülmüş agrega, makine öğrenmesi, sürdürülebilir inşaat

Keywords: Earthquake debris, recycled aggregate, machine learning, sustainable construction

* Sorumlu yazar e-posta (Corresponding e-mail): akbas@itu.edu.tr

Geliş Tarihi (Received): 16.12.2024, Kabul Tarihi (Accepted): 26.02.2025

1. Giriş

Geri dönüştürülmüş beton agrega (GDBA), inşaat ve yıkım atıklarının geri dönüşümüyle elde edilen ve altyapı projelerinde doğal agregaların yerini alabilen alternatif malzemedir. Yıkım sonrası kırma ve eleme işlemlerinden geçirilerek yeniden kullanılabilir hale gelen bu malzemeler, çevresel ve ekonomik anlamda önemli avantajlar sunmakta; atık miktarını azaltarak, doğal agrega talebini sınırlayarak ve karbon emisyonlarını önemli ölçüde düşürerek sürdürülebilir inşaat yaklaşımına katkı sağlamaktadır [1, 2]

GDBA, çevresel ve ekonomik avantajları nedeniyle birçok ülkede dikkat çekmiş ve yaygın bir şekilde kullanılmaya başlanmıştır. GDBA'nın Avrupa'daki toplam agrega tüketimindeki oranı ve Amerika Birleşik Devletleri'ndeki uygulamaları dikkat çekmektedir [3]. Türkiye'de ise özellikle 6 Şubat 2023 depremleri sonrasında oluşan büyük miktardaki inşaat ve yıkım atıkları, geri dönüşüm süreçlerine kazandırılmadığı takdirde yalnızca depolama alanlarının dolmasına ve çevresel kirliliğe neden olmakla kalmayıp, aynı zamanda ekonomik bir değer yaratma fırsatını kullanamama riski taşımasına rağmen; GDBA kullanımının toplam agrega talebindeki payı hâlâ %5'in altında kalmaktadır [4]. Bu sınırlı kullanım, mesafeye bağlı artan taşıma maliyetleri, kalite standartlarını sağlama zorlukları ve geri dönüşüm farkındalığındaki eksiklikler gibi çeşitli nedenlere dayanmaktadır [5].

Türkiye'nin yüksek deprem riski ve yoğun kentsel dönüşüm projelerinin sağladığı potansiyel göz önüne alındığında, GDBA'nın özellikle yol dolguları gibi yüksek miktarda malzeme gerektiren uygulamalarda önemli bir alternatif olarak değerlendirilme imkânı sunduğu görülmektedir. Özellikle esneklik, dayanıklılık ve yüksek mukavemet gerektiren yol inşaatlarında temel ve alt temel tabakalarında kullanılan agrega seçimi, projelerin uzun vadeli dayanıklılığı, maliyet etkinliği ve çevresel sürdürülebilirliği açısından kritik bir rol oynamaktadır [6]. Bununla birlikte, geleneksel olarak doğal agrega (DA), dayanıklılık ve stabilite sağlama özellikleri nedeniyle sıklıkla tercih edilmektedir. Ancak, DA'nın taş ocaklarından çıkarılması, işlenmesi ve taşınması süreçleri, doğal kaynakların hızla tükenmesine ve ekosistem üzerinde olumsuz etkiler yaratmasına neden olmaktadır [7,8]. Bu bağlamda, GDBA'nın yol inşaatlarında çevre dostu ve ekonomik bir alternatif olarak kullanılması, Türkiye'nin sürdürülebilir inşaat hedeflerine ulaşabilmesi için büyük önem taşımaktadır. Türkiye'de GDBA elde edilme ve yol dolgu malzemesi olarak tekrar kullanıma kazandırma süreci Şekil 1'de detaylı bir şekilde verilmiştir. Ancak, taşıma mesafelerinin bu süreçteki etkisi göz önüne alındığında, GDBA'nın ekonomik ve çevresel faydalarının mesafe arttıkça azalma eğiliminde olduğu bilinmektedir. Bu durum, GDBA'nın taşıma mesafesi kısa olan projelerde hem çevresel hem de ekonomik açıdan tercih edilmesini sağlarken, daha uzun mesafelerde taşıma maliyetleri ve emisyonların artması nedeniyle verimliliğin düşme riskiyle karşı karşıya kalmasına neden olmaktadır [6,9].

Bu avantaj ve dezavantajlar doğrultusunda, Türkiye'de yapılan araştırmalar, GDBA'nın mühendislik özelliklerini incelemeye ve özellikle yol temel ile alt temel tabakalarında kullanılabilirliğini değerlendirmeye odaklanmıştır. Örneğin, Aytekin ve ark. [10] geri dönüştürülmüş malzemelerin mühendislik performansını doğal agregalarla karşılaştırarak, GDBA'nın belirli yol tabakalarında sürdürülebilir bir seçenek olabileceğini ortaya koymuştur. Akbaş ve ark. [11], geri dönüştürülmüş beton agregaların donma-çözülme döngülerine karşı dayanıklılığını analiz etmiş ve bu malzemenin Türkiye'deki yol projelerinde kullanımına uygun olduğunu göstermiştir. Toka ve Olgun [6] ise GDBA'nın yol alt temeli olarak hem mekanik performans hem de ekonomik açıdan avantajlarını incelemiş ve özellikle kısa taşıma mesafelerinde maliyet etkin bir çözüm sunduğunu belirtmiştir. Bu çalışmalar, Türkiye'de GDBA'nın yol projelerinde mühendislik özelliklerini, ekonomik faydalarını ve çevresel sürdürülebilirlik açısından değerli bir alternatif olduğunu ortaya koymaktadır. Ancak mevcut araştırmalar, daha detaylı analizler ve karar destek sistemleriyle güçlendirilmiş veri setlerinden yoksun olduğu için, GDBA'nın potansiyel kullanım alanlarında optimum çözümleri belirlemede yetersiz kalmaktadır. Bu durum, özellikle maliyet ve emisyon gibi çevresel ve ekonomik kriterlerin bir arada ele alınması gerektiğini ortaya koymakta ve bu alanda uzun vadeli sürdürülebilir hedeflere ulaşmak için kapsamlı planlamaları ve ileri düzey analizleri içeren bir yaklaşımın önemini vurgulamaktadır.



Şekil 1. Türkiye’de GDBA elde edilme ve tekrar kullanıma kazandırma süreci

GDBA’nın taşıma mesafeleriyle ilişkili ekonomik ve çevresel performansını değerlendirmek, farklı değişkenlerin bir arada ele alındığı kapsamlı analizleri gerektirmektedir. Bu tür karmaşık karar süreçlerinde, veri odaklı analiz yöntemleri önemli bir rol oynamaktadır. Karar ağacı modelleri, istatistiksel ve görselleştirme temelli bir analiz yöntemi olup, veri setlerini dallara ayırarak farklı koşullara bağlı sonuçları görselleştirebilme kapasitesine sahiptir. Bu modeller, taşıma mesafesi, maliyet ve çevresel etkiler gibi çok boyutlu değişkenleri anlamlı bir şekilde analiz ederek, GDBA’nın yol projelerinde hangi koşullarda daha avantajlı bir seçenek olduğunu belirlemek için etkili bir araç sunmaktadır [12]. Modellerin sınıflandırma başarısını değerlendirmek için sıkça kullanılan ROC (Alıcı İşletim Karakteristiği) ve AUC (Eğri Altındaki Alan) analizleri ise modelin doğru tahmin yapma kapasitesini ölçmek için önemli metriklerdir. ROC eğrisi, modelin doğru pozitif oranını yanlış pozitif oranına göre görselleştirirken, AUC değeri, ROC eğrisinin altında kalan alanı hesaplayarak modelin genel doğruluğunu ve performansını nicel bir şekilde ortaya koymaktadır [13,14]. Bu metodolojiler, maliyet ve emisyonlarının etkilerini daha somut bir şekilde ortaya koyarak, veri odaklı karar destek süreçlerine katkı sağlamaktadır [15].

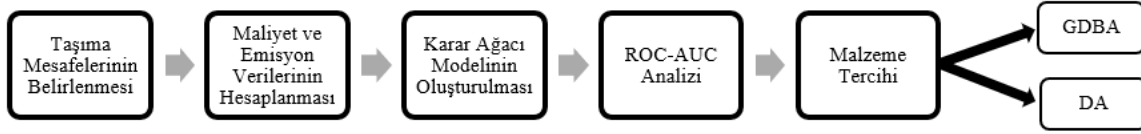
Türkiye’de yol yapım projelerinde kullanılan malzemelerin çevresel ve ekonomik etkilerini değerlendirirken, sürdürülebilirlik ile maliyet etkinliği arasında bir denge kurmak giderek daha önemli hale gelmektedir. Bu çalışma, Karayolları Teknik Şartnamesi (KTŞ) [16], kapsamında kullanım uygunluğu belirlenen DA ve GDBA malzemelerinin taşıma mesafesine bağlı çevresel ve ekonomik performanslarını analiz etmeyi amaçlamaktadır. Çalışmada taşıma mesafesi, maliyet ve emisyon gibi kritik parametreler dikkate alınarak karar ağacı modeli kullanılmıştır. Her bir mesafe aralığında hangi malzemenin daha uygun olduğu GDBA’nın kısa mesafelerde çevresel ve ekonomik üstünlüğünü, uzun mesafelerde ise maliyet ve emisyon avantajlarını yitirme riski dikkate alınarak analiz edilmiştir. Modelin performansı ROC eğrisi ve AUC değeri gibi metriklerle doğrulanmıştır. Elde edilen sonuçlar, taşıma mesafesine bağlı olarak malzeme tercihlerinde karar vericilere rehberlik edecek somut karar sınırları ve alanları sunmuştur.

2. Materyal ve Metod

Bu çalışmada, Akbaş ve İyisan [17] tarafından mühendislik özellikleri detaylı bir şekilde incelenerek Karayolları Teknik Şartnamesi (KTŞ) [16] kapsamında yol alt temel ve temel tabakalarında kullanım uygunluğu belirlenen doğal agrega (DA) ve geri dönüştürülmüş beton agrega (GDBA) malzemelerinin çevresel performansları taşıma mesafesi, maliyet ve emisyon parametreleri doğrultusunda, karar ağacı modeli kullanılarak analiz edilmiştir.

Analiz süreci Şekil 2’den de görülebileceği üzere taşıma mesafesinin belirlenmesiyle başlamış, ardından maliyet ve emisyon verilerinin hesaplanmasıyla devam etmiştir. Karar ağacı modeli oluşturularak malzeme tercihleri değerlendirilmiş ve modelin performansı, ROC (Alıcı İşletim Karakteristiği) ve AUC

(Eğri Altındaki Alan) analizleriyle doğrulanmıştır. Sürecin sonunda, çevresel ve ekonomik faktörler doğrultusunda taşıma mesafesine bağlı olarak doğal veya geri dönüştürülmüş malzeme tercihleri yapılmıştır.



Şekil 2. Analiz sürecinin genel çerçevesi

2.1. Veri Toplama ve Ön İşleme

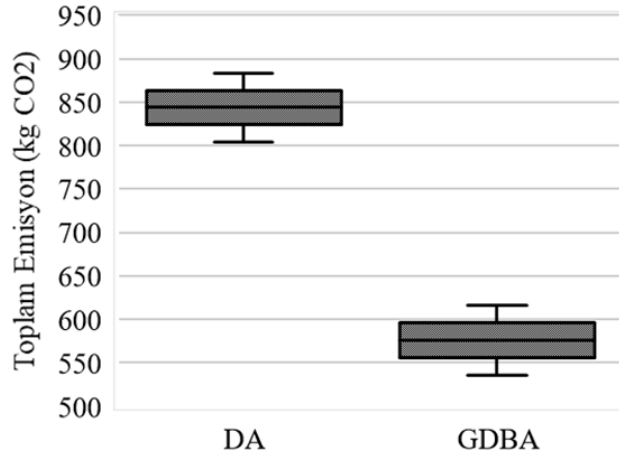
Bu çalışmada kullanılan veri seti, Türkiye’deki yol projelerinde DA ve GDBA malzemelerinin, üretim ve nakliye kaynaklı emisyonlarını belirlemek amacıyla oluşturulmuştur. Veri setinin oluşturulma sürecinde, uluslararası literatürde yer alan emisyon katsayıları ve Türkiye inşaat sektörüne ait yerel veriler sistematik bir yöntemle bir araya getirilmiştir. İlk olarak DA GDBA üretim ve nakliye süreçlerine ilişkin karbon emisyon katsayıları ve enerji tüketim değerleri uluslararası akademik çalışmalardan [18-22] elde edilmiştir. Ardından, Türkiye’de büyük ölçekli yol inşaat projelerinde faaliyet gösteren sektör temsilcileriyle gerçekleştirilen görüşmeler doğrultusunda DA ve GDBA’nın maliyet dinamikleri, lojistik süreçleri ve taşıma maliyetlerine ilişkin yerel veriler toplanmıştır. Son olarak, literatürden elde edilen küresel katsayıların saha verileriyle uyumluluğu değerlendirilmiş ve doğrulandıktan sonra, karar ağacı modelinde kullanılmıştır. Bu yöntem, doğal ve geri dönüştürülmüş malzemelere ilişkin ekonomik ve çevresel parametrelerin karşılaştırılabilirliğini artırarak, taşıma mesafesine bağlı maliyet-etkinlik analizinin çevresel sürdürülebilirlik çerçevesinde gerçekleştirilmesine olanak sağlamaktadır.

Taşıma mesafesi, maliyet ve emisyon parametrelerini dikkate alarak, 0-100 km mesafe aralıklarında hangi malzemenin ekonomik ve çevresel açıdan daha uygun olduğunu belirlemek için karar ağacı analizi gerçekleştirilmiştir. Bu analiz için DA ve GDBA’nın 0-100 km arasındaki mesafe kombinasyonlarını içeren, toplamda 10.000 senaryoyu kapsayan veri seti oluşturularak maliyet ve emisyon yüklerinin kapsamlı bir şekilde karşılaştırılması hedeflenmiştir. Taşıma maliyeti (TL) ve emisyon yükü (kg CO₂) gibi farklı ölçeklerdeki parametrelerin doğru bir şekilde karşılaştırılabilmesi için veri normalizasyonu uygulanmıştır. Normalizasyon işlemi, her bir parametrenin minimum ve maksimum değerleri kullanılarak yeniden ölçeklendirilmiş ve böylece farklı büyüklükteki değişkenlerin karar ağacı ile analiz sürecinde eşit ağırlıkla değerlendirilmesi sağlanmıştır.

Karar ağacı analizi için kullanılan verilerden biri, DA’nın üretim emisyonlarıdır. DA için üretim emisyonları 804 kg CO₂/ton olarak belirlenmiştir. Bu değer, Sabău ve Bompa [18] tarafından doğal agregaların karbon ayak izi üzerine yapılan kapsamlı bir analizle doğrulanmıştır. Çalışmada bu yüksek emisyonun, doğal kaynakların çıkarımı sırasında yoğun enerji tüketimi ve ilgili lojistik süreçlerden kaynaklandığı vurgulanmıştır. GDBA için ise üretim emisyonu 536 kg CO₂/ton olarak hesaplanmıştır. Bu değer, Pradhan ve ark. [19] tarafından geri dönüşüm süreçlerinin çevresel etkilerini detaylı olarak inceleyen çalışmada sunulan değerlerle uyumludur. Bu durum, GDBA’nın yeniden işlenmesinin DA çıkarımına kıyasla daha düşük enerji ve kaynak tüketimi gerektirdiğini göstermektedir [20].

Nakliye süreçleri sırasında oluşan karbon emisyonlarının hesaplanmasında, Tang ve ark. [21] tarafından önerilen, Avrupa ve Asya taşımacılık sistemlerindeki karbon salınımı standartlarıyla tutarlı olan taşıma mesafesine bağlı katsayı kullanılmıştır. Bu katsayı, her bir ton malzeme için kilometre başına 0.804 kg CO₂ olarak belirlenmiştir. Böylece, taşıma kaynaklı emisyonlar, toplam taşıma mesafesi ve taşınan malzeme miktarına bağlı olarak hesaplanmış ve üretim emisyon miktarına eklenerek toplam emisyon değeri belirlenmiştir. Bu veriler doğrultusunda, her iki malzemenin 0-100 km arası taşıma mesafesinde toplam karbon emisyonlarının dağılımı Şekil 3’te sunulmuştur. Şekildeki kutu grafikler, her malzeme türü için belirlenen mesafe aralığında üretim ve nakliyeden kaynaklı toplam karbon emisyonlarının medyanını,

çeyrekler aralığını ve en düşük/en yüksek değerlerini temsil etmektedir. DA için toplam karbon emisyonlarının medyan değerinin yaklaşık 840 kg CO₂ olduğu, GDBA için ise bu değer 580 kg CO₂ civarında gerçekleştiği görülmektedir.



Şekil 3. DA ve GDBA malzemelerinin taşıma mesafelerine bağlı olarak toplam emisyon değerleri

Maliyet analizi kapsamında hem DA hem de GDBA için taşıma maliyetleri ve satın alma maliyetleri eşit olarak değerlendirilmiştir. Bu eşitlik, sektörde büyük hacimli malzeme alımları gerçekleştiren uygulayıcılarla yapılan görüşmeler sonucunda belirlenmiştir. Özellikle yol dolgusu gibi projelerde, yüksek miktarda alım yapıldığında GDBA'nın birim maliyetinin DA ile aynı seviyeye geldiği ifade edilmiştir. Bunun yanı sıra, taşıma maliyetlerinin de her iki malzeme için benzer olduğu kabul edilmiştir. Maliyet (satın alma ve nakliye) ve taşıma mesafesi için toplam ağırlık %70 (her biri için %35) olarak, emisyon için ise %30 ağırlık atanmıştır. Bu oranlar, sürdürülebilirlik odaklı projelerde ekonomik ve çevresel hedefler arasındaki dengeyi temsil etmektedir. Ağırlıklandırma değerleri, Türkiye bağlamındaki sürdürülebilir inşaat projelerine yönelik hedefler ve Marinković ve ark. [22] ile Tang ve ark. [21] gibi literatürdeki benzer çalışmalarda kullanılan yaklaşımlar temel alınarak belirlenmiştir.

2.2. Karar Ağacı Modeli, Modelin Derinlik Optimizasyonu ve Karışıklık Matrisi Analizi

Karar ağacı yöntemi, bir veri kümesindeki bağımsız değişkenler ile bir hedef değişken arasındaki ilişkileri görselleştirmek ve analiz etmek için kullanılan bir makine öğrenimi ve veri madenciliği tekniğidir. Bu yöntem, karar problemlerini çözmek için verileri dallara ayırarak farklı koşullar altında elde edilen sonuçları açık ve kolay anlaşılır bir şekilde sunar. Her bir dal, bir karar kuralını veya koşulu temsil ederken, yaprak düğümleri son kararları veya sınıfları ifade eder. Bu nedenle çalışmada karar ağacı modelinin oluşturulma sürecinde DA ve GDBA'nın 0-100 km arasındaki mesafe kombinasyonlarını içeren, toplamda 10.000 senaryoyu kapsayan veri seti, her iki malzemenin ekonomik ve çevresel avantajlarının detaylı bir şekilde analiz edilmesine olanak tanımıştır. Modelin eğitim sürecinde, taşıma maliyeti, emisyon ve nakliye mesafesi parametreleri, önem katsayıları dikkate alınarak değerlendirilmiştir. Modelin sonuçlarını ifade eden ve malzeme seçimini belirleyen bir değişken olan hedef değişken DA ve GDBA arasında seçim yapmak üzere kodlanmıştır. Model, malzeme tercihinin ikili sınıflandırma biçiminde gerçekleştirmiştir; 0 değeri DA'yı, 1 değeri ise GDBA'yı temsil etmektedir. Python programlama dilinde veri bilimi için yaygın olarak kullanılan Scikit-learn kütüphanesi ile geliştirilen karar ağacı modelinin performansını artırmak amacıyla, Scikit-learn'ün sunduğu hiperparametre optimizasyon araçlarından olan ve belirli hiperparametreler için önceden tanımlanmış bir değer kümesi üzerinden sistematik bir arama gerçekleştirip her kombinasyonu deneyerek en iyi performans gösteren parametreleri seçen grid search yöntemi kullanılmıştır. Bu kapsamda, en uygun derinlik seviyesi, bölünme kriteri ve minimum yaprak düğüm boyutu gibi hiperparametreler optimize edilmiştir. Optimize edilen bu parametreler, modelin sınıflandırma doğruluğunu ve genelleme kapasitesini artırmayı hedeflemiştir.

Derinlik seviyesi, karar ağacının dallanma miktarını belirleyen önemli bir parametredir. Daha yüksek bir derinlik, modelin veriyi daha ayrıntılı öğrenmesini sağlarken, aşırı öğrenme riskini artırabilir. Bu nedenle, modelin sınıflandırma doğruluğunu korurken genelleme kapasitesini optimize etmek için uygun bir derinlik seviyesi seçilmiştir. Seçilen derinlik seviyesi ve maksimum derinlikteki modelin doğruluk oranları, doğru ve yanlış tahminlerini ayrıntılı bir şekilde görselleştiren karışıklık matrisi analizleri ile değerlendirilmiştir. Seçilen derinlik seviyesi için sonuçlar Python programlama dilinde Scikit-learn kütüphanesinde yer alan plot_tree fonksiyonu ile görselleştirilmiştir.

Karışıklık matrisi ise dört temel bileşenden oluşmaktadır. Doğru Pozitif (True Positive, TP), modelin pozitif bir sınıfı doğru bir şekilde tahmin ettiği durumları ifade ederken; Yanlış Pozitif (False Positive, FP), modelin negatif bir sınıfı pozitif olarak yanlış sınıflandırdığı durumları temsil etmektedir. Benzer şekilde, Doğru Negatif (True Negative, TN), modelin negatif bir sınıfı doğru bir şekilde sınıflandırmasını, Yanlış Negatif (False Negative, FN) ise modelin pozitif bir sınıfı yanlış bir şekilde negatif olarak sınıflandırmasını ifade etmektedir. Bu çalışmada, karışıklık matrisindeki TN, modelin DA sınıfını doğru bir şekilde tahmin ettiği durumları ifade etmektedir. Örneğin, gerçek malzeme tercihi DA iken, modelin bu tercihi doğru bir şekilde DA olarak tahmin etmesi bir TN durumu olarak değerlendirilmektedir. FN ise, gerçek sınıf GDBA iken modelin bu sınıfı yanlış bir şekilde DA olarak sınıflandırması anlamına gelmektedir. Benzer şekilde, TP modelin gerçek sınıf GDBA olan bir durumu doğru bir şekilde GDBA olarak sınıflandırdığı durumları temsil ederken; FP ise, gerçek sınıf DA iken modelin bu sınıfı yanlış bir şekilde GDBA olarak tahmin ettiği durumları ifade etmektedir.

2.3. Model Performansının ROC Eğrisi ve AUC Değerine Göre Analizi

Bu çalışmada, karar ağacı modelinin sınıflandırma başarısını kapsamlı bir şekilde değerlendirmek amacıyla Alıcı İşletim Karakteristiği (ROC) eğrisi, Eğri Altındaki Alan (AUC), Doğru Pozitif Oranı (TPR) ve Yanlış Pozitif Oranı (FPR) metrikleri tercih edilmiştir. ROC eğrisi, modelin farklı eşik değerlerinde nasıl bir performans sergilediğini analiz etmeye olanak tanıyan önemli bir görselleştirme aracı olup; karar ağacı gibi ikili sınıflandırma modellerinde, modelin pozitif ve negatif sınıfları ne kadar iyi ayırt edebildiğini değerlendirmek açısından kritik bir rol oynamaktadır. ROC eğrisinin altında kalan alanı temsil eden AUC metriği ise, modelin genel performansını özetleyen tek bir değer sunduğundan, sınıflandırma başarısını nicel olarak ifade etmek ve modelleri karşılaştırmak için yaygın olarak kullanılmaktadır. AUC değeri 0 ile 1 arasında değişmekte olup, 1'e yakın bir değer modelin mükemmel bir sınıflandırma performansı sergilediğini, 0.5'e yakın bir değer ise modelin rastgele tahmin ettiğini ifade etmektedir. ROC eğrisi ve AUC değeri farklı eşik değerlerinde modelin performansını kapsamlı bir şekilde değerlendirme imkânı sunduğundan dolayı bu çalışmada karar ağacı modelinin sınıflandırma başarısını analiz etmek için tercih edilmiştir. Modelin doğru pozitif sınıfları yakalama kapasitesini ölçmek için TPR metriği kullanılmıştır. Özellikle, GDBA'nın doğru bir şekilde sınıflandırılması çevresel ve ekonomik analiz açısından büyük önem taşıdığından, TPR'nin yüksekliği model başarısını doğrudan etkileyen bir faktör olarak değerlendirilmiştir. Öte yandan, modelin negatif sınıfları yanlış pozitif olarak tahmin etme eğilimini belirlemek için FPR metriği hesaplanmıştır. FPR'nin düşük olması, modelin yanlış pozitif tahmin oranının az olduğunu ve karar destek süreçlerinde güvenilir bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir. Genel doğruluk metriği, model başarısını ölçmek için temel bir kriter olsa da dengesiz veri setlerinde yanıltıcı olabileceğinden, tek başına değerlendirilmesi yeterli bulunmamıştır. Bu nedenle, ROC eğrisi ve AUC metriği gibi sınıflandırma eşiklerinden bağımsız metrikler tercih edilerek, modelin yalnızca genel doğruluğu değil, aynı zamanda karar verme sürecinde farklı sınıfları ne kadar iyi ayırt edebildiği analiz edilmiştir. TPR ve FPR'nin kullanımı ise modelin hangi durumlarda doğru ve yanlış tahminler yaptığını daha detaylı anlamayı sağlamış, böylece modelin güvenilirliğini artırmıştır. Bu doğrultuda, çalışmada ROC eğrisi, AUC, TPR ve FPR metriklerinin birlikte kullanımı, modelin sınıflandırma performansının kapsamlı ve güvenilir bir şekilde değerlendirilmesini sağlamıştır.

Modelin ROC eğrisi, Python programlama dili ve Scikit-learn kütüphanesi kullanılarak oluşturulmuştur. Bu süreçte, modelin tahmin ettiği olasılık değerleri ile gerçek sınıflar karşılaştırılmış ve farklı eşik değerlerine göre TPR ve FPR değerleri sırasıyla Denklem 1 ve 2'ye göre hesaplanmıştır.

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (2)$$

Burada, TP (True Positive) doğru pozitif tahmin sayısını, FN (False Negative) ise modelin yanlış negatif sınıflandırmalarını ifade ederken; FP (False Positive) yanlış pozitif tahmin sayısını, TN (True Negative) ise doğru negatif sınıfları ifade etmektedir. TPR'nin yüksek olması, modelin hedef sınıfları doğru bir şekilde yakaladığını, FPR'nin düşük olması ise modelin yanlış pozitif tahmin oranının düşük olduğunu göstermektedir. Hesaplanan TPR ve FPR değerleri, ROC eğrisi üzerindeki noktaları oluşturmuştur. Bu noktaların görselleştirilmesiyle elde edilen eğrinin altında kalan alan, trapez entegrasyonu yöntemiyle hesaplanarak AUC değeri Denklem 3 ile bulunmuştur.

$$AUC = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} \cdot (y_i + y_{i+1}) \cdot (x_i + x_{i+1}) \quad (3)$$

Burada, y_i ve y_{i+1} bu noktalara karşılık gelen TPR değerlerini ifade ederken; x_i ve x_{i+1} ise ardışık FPR değerlerini ifade etmektedir.

2.4. Karar Sınırı ve Karar Alanları

Karar sınırları, modelin belirlediği taşıma mesafesi faktörüne bağlı olarak DA ve GDBA arasında tercih yapılmasını sağlayan ayırım çizgilerini ifade etmektedir. Bu sınırlar, taşıma mesafesi kriterine göre malzemelerin çevresel ve ekonomik uygunluklarını görselleştirerek karar vericilere rehberlik etmektedir. Bu nedenle DA ve GDBA tercihlerini belirleyen karar sınırlarını görselleştirmek ve farklı taşıma mesafelerinde malzeme seçimi ile ilgili karar alanlarını netleştirmek amacıyla, karar ağacı modelinin çıktıları analiz edilmiş ve karar alanları 0-100 km mesafe aralığındaki tüm kombinasyonlarda DA veya GDBA'nın tercih edildiği bölgeleri açıkça gösterecek şekilde ayrılmıştır.

Karar sınırlarının görselleştirilmesi için Python programlama dilindeki Matplotlib ve Seaborn kütüphanelerinden yararlanılarak iki boyutlu grafik oluşturulmuştur. Bu grafik, taşıma mesafesi ile malzeme tercihleri arasındaki ilişkiyi görselleştirerek karar süreçlerini sadeleştirmeyi ve somutlaştırmayı amaçlamaktadır. Grafiklerin taşıma mesafesi ve malzeme tercihinin göstermesinin nedeni, Türkiye'de GDBA kullanımının önündeki temel engellerden biri olan taşıma mesafesi kaynaklı maliyet ve emisyon yüklerini karar vericilere net bir şekilde sunma ihtiyacı ve bu bağlamda, taşıma mesafesi değiştiğinde hangi malzemenin çevresel ve ekonomik açıdan daha uygun olduğunu belirtmektir.

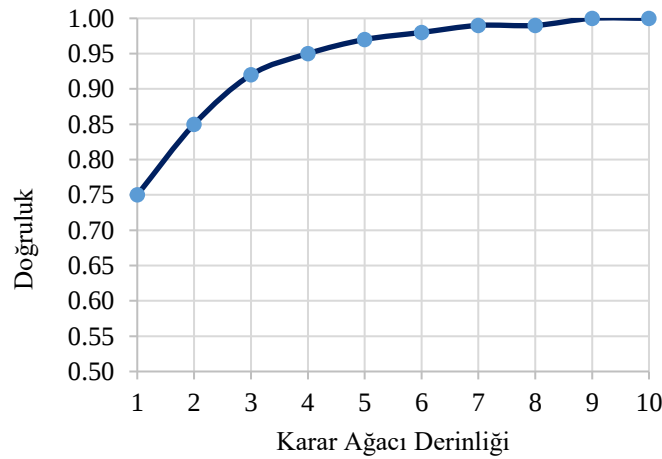
3. Bulgular ve Tartışma

Bu bölümde, çalışmanın sonuçları kapsamlı bir şekilde ele alınmış ve kullanılan karar ağacı modelinin performansı detaylı olarak incelenmiştir. İlk olarak, modelin farklı derinlik seviyelerinde sınıflandırma başarısı ve genelleme kapasitesi değerlendirilmiş, optimum derinlik seviyesi belirlenmiştir. Daha sonra, modelin DA ve GDBA sınıflarını doğru tahmin etme kapasitesi karışıklık matrisi analizleriyle incelenmiş ve sınıflandırma performansı ROC eğrisi ve AUC değeriyle değerlendirilmiştir. Karar ağacı görselleştirmesi, taşıma mesafesi değişkeninin malzeme tercihleri üzerindeki etkisini açıkça ortaya koymuş, karar sınırları ve alanlarının görselleştirilmesiyle farklı mesafe aralıklarında sürdürülebilir malzeme seçimleri için içgörüler sunulmuştur. Son olarak, elde edilen bulgular literatürdeki ilgili çalışmalarla karşılaştırılarak tartışılmış ve modelin agrega seçimi üzerindeki etkisi analiz edilmiştir.

3.1. Derinlik ve Karışıklık Matrisine Göre Model Performansı

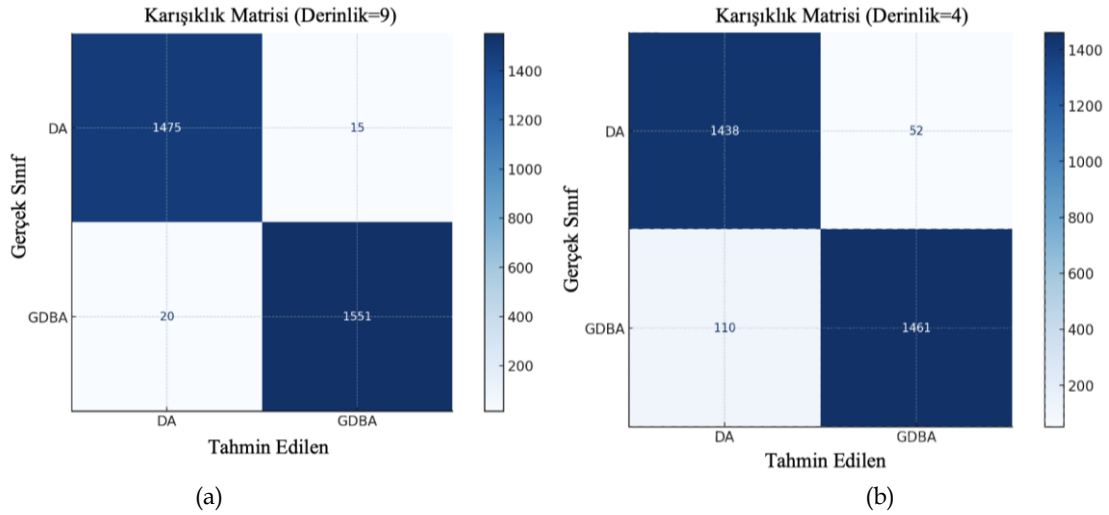
Karar ağacı modelinin performansını değerlendirmek ve optimum derinliği belirlemek için model doğruluğu farklı derinlik seviyelerinde analiz edilmiştir. Daha yüksek bir derinlik, modelin daha fazla parametreyi dikkate alarak daha ayrıntılı tahminler yapmasını sağlar; ancak bu durum aynı zamanda aşırı öğrenme riskini de beraberinde getirebilmektedir. Bu nedenle bu çalışmada farklı derinlik seviyelerindeki model doğrulukları eğitim ve test veri setleri üzerinde elde edilen sınıflandırma sonuçlarına dayalı olarak hesaplanmıştır.

Şekil 4, modelin farklı derinlik seviyelerinde sınıflandırma doğruluğunu göstermektedir. Şekilden de görüleceği üzere, derinlik seviyesi arttıkça model doğruluğunun önemli ölçüde yükselmiş, ancak 9. derinlikten sonra doygunluğa ulaşmıştır. Model doğruluğu, düşük derinlik seviyelerinde (%75-85 aralığında) sınırlı bir performans gösterirken, 4. derinlikten itibaren doğruluk oranı %95 seviyesine ulaşmıştır. Bu durum, modelin daha fazla karar noktası ile sınıflandırma başarısını artırdığını gösterirken; derinlik 9'dan sonra doğruluğun sabitlenmesi, eklenen karar noktalarının sınıflandırma başarısına anlamlı bir katkı sağlamadığını ortaya koymuştur. Ayrıca, 4 ile 9 arasındaki derinlik seviyelerinde doğruluk oranındaki artış, sınıflandırma performansını iyileştirse de eklenen karar noktalarının neden olduğu artan karmaşıklığın modelin genelleme yeteneğini sınırlayabileceği ve aşırı öğrenme riskini artırmaya başladığı göz önünde bulundurularak, bu durum karışıklık matrisi analizleri ile de kapsamlı bir şekilde değerlendirilmiştir.



Şekil 4. Derinliğe göre karar ağacı doğruluğunun değişimi

Karar ağacı modelinin sınıflandırma başarısını daha ayrıntılı bir şekilde anlamak ve farklı derinliklerdeki doğruluk ve hata oranlarını karşılaştırmak için karışıklık matrisi analizleri gerçekleştirilmiştir. Şekil 5a ve Şekil 5b, modelin sırasıyla 9. ve 4. derinlik seviyelerinde DA ve GDBA sınıflarını doğru ve yanlış tahmin ettiği durumları görselleştirmektedir. Matrisin yatay eksen tahmin edilen sınıfları, dikey eksen ise gerçek sınıfları göstermektedir. Her hücrede yer alan değerler, modelin ilgili sınıflar için doğru veya yanlış sınıflandırma durumlarını ifade etmektedir.



Şekil 5. Karar ağacı derinliğinin 4 ve 9 olması durumunda karışıklık matrisler

Şekil 5a'dan da görüleceği üzere, 9. derinlik seviyesinde model DA sınıfında 1475 doğru ve 15 yanlış tahmin yaparken, GDBA sınıfında 1551 doğru ve 20 yanlış tahminde bulunmuştur. Bu sonuçlar, derinlik arttıkça modelin sınıflandırma başarısının daha hassas hale geldiğini göstermektedir. Ancak, aşırı öğrenme riski nedeniyle bu derinlik seviyesinde modelin genelleştirme yeteneği sınırlı olabilmektedir. Şekil 5b'den ise, 4. derinlik seviyesinde modelin DA sınıfında 1438 doğru ve 52 yanlış tahmin yaparken, GDBA sınıfında 1461 doğru ve 110 yanlış tahminde bulunduğu görülmektedir. Daha düşük derinlik seviyesinde sınıflandırma doğruluğu bir miktar düşse de modelin genelleştirme kapasitesinin artması ve aşırı öğrenme riskinin azalması bu derinlik seviyesini daha uygun hale getirmiştir. Bu doğrultuda karar ağacı görselleştirmesi için derinlik 4 olarak seçilmiştir.

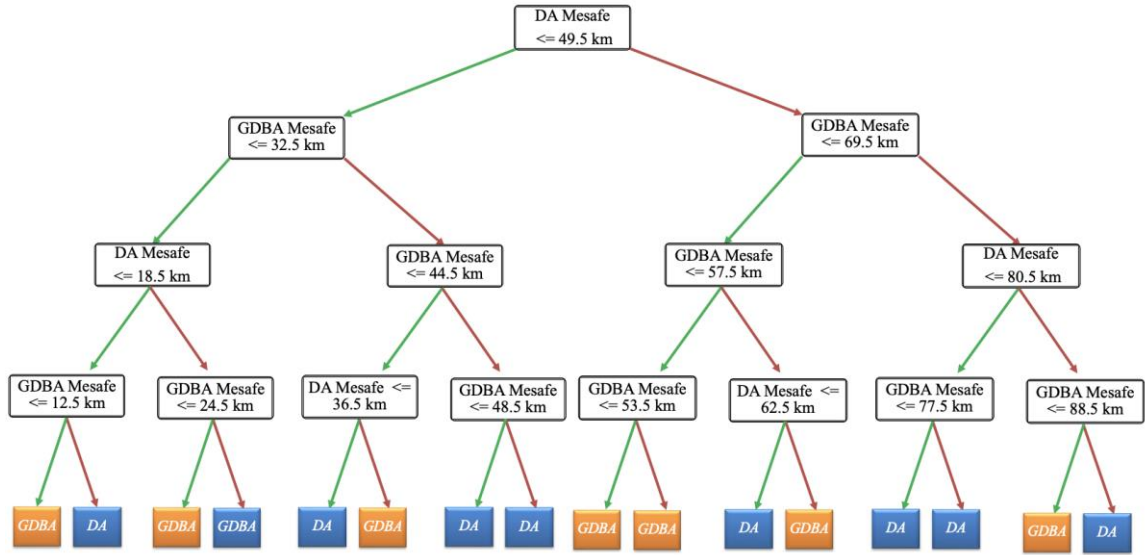
Elde edilen sonuçlara göre, modelin doğruluk oranı derinlik arttıkça yükselmiş, ancak 9. seviyeden sonra doygunluğa ulaşmıştır. Bu noktadan sonra, eklenen karar noktalarının sınıflandırma başarısına anlamlı bir katkı sağlamadığı ve test veri seti üzerindeki doğruluk oranını belirgin şekilde artırmadığı görülmüştür. Karışıklık matrisleri incelendiğinde, daha yüksek derinlik seviyelerinde modelin eğitim verisi üzerinde yüksek doğruluk sağlarken, test verisi üzerinde daha düşük doğruluk oranına sahip olduğu gözlemlenmiştir. Bu durum, modelin aşırı öğrenmeye yatkın hale geldiğini ve yeni verilere genelleme yapma yeteneğinin azaldığını göstermektedir. Modelin doğruluk ve genelleme dengesini sağlamak amacıyla, aşırı öğrenmeyi minimize edecek ve modelin açıklanabilirliğini koruyacak bir derinlik seviyesi belirlenmesi amaçlanmıştır. 4 ile 9. derinlik seviyeleri arasında modelin doğruluk oranı artmasına rağmen, hata oranlarında belirgin bir azalma sağlanmamıştır. Bu nedenle, gereksiz karar noktalarının eklenmesini önlemek, modelin açıklanabilirliğini artırmak ve genelleme yeteneğini korumak amacıyla optimum derinlik seviyesi 4 olarak belirlenmiş ve karar ağacı bu derinlik seviyesinde görselleştirilmiştir.

3.2. Karar Ağacı Görselleştirmesi ve Analizi

0-100 km taşıma mesafesi aralığında DA ve GDBA malzeme tercihlerinin analiz edilmesi için oluşturulan karar ağacı modelinin görselleştirilmiş hali Şekil 6'da verilmiştir. Bu karar mekanizmalarını daha detaylı anlamak ve düğümlerdeki kararların hangi metriklere dayandığını açıklamak amacıyla ise Çizelge 1 hazırlanmıştır.

Şekil 6'dan da görüleceği üzere, karar ağacında yer alan her düğüm, modelin karar verme sürecini detaylı bir şekilde açıklayan bilgiler içermektedir. Her düğümün üst kısmında yer alan koşul, karar sürecinde kullanılan bir eşik değeri belirtmektedir. Karar ağacındaki yeşil ve kırmızı oklar ise modelin hangi koşulları sağladığını ve karar dallarının hangi yönde ilerlediğini görselleştirmektedir. Yeşil oklar "koşul doğru" durumlarını ifade ederken, kırmızı oklar "koşul yanlış" durumlarını temsil etmektedir. Örneğin, kök düğümde "DA Mesafe ≤ 49.5 km" koşulu yer almaktadır. Eğer bu koşul sağlanıyorsa yeşil ok takip

edilerek sol dala ilerlenir ve 'DA Mesafe ≤ 18.5 km' koşulu kontrol edilir. Kök bölgesinde DA Mesafe ≤ 49.5 km koşulu sağlanmıyorsa (örneğin mesafe 50 km'nin üzerindeyse), kırmızı ok takip edilir ve model sağ dala yönelerek başka bir karar kriteri (GDBA ≤ 69.5 km) değerlendirilir. Bu süreç, alt dallarda da benzer bir şekilde devam eder ve nihai yaprak düğümlerde hangi malzemenin tercih edilmesi gerektiğine dair sonuçlar sunulur.



Şekil 6. Karar ağacı modeli

Çizelge karar ağacındaki ara düğümleri ve bunlara bağlı karar noktalarını içermekte ve her bir karar yolunun sonucunu, bu sonuçlara bağlı malzeme tercihlerinin detaylarını içermektedir. Çizelgede karar ağacının düğümleri soldan sağa doğru numaralandırarak düzenlenmiş ve numaralandırmada kök düğümden başlayarak her bir dalın sol ve sağ dallarını takip eden bir sıra kullanılmıştır. Örneğin, kök düğüm altında yer alan, ilk sol dal "Düğüm 1.1", ilk sağ dal ise "Düğüm 1.2" olarak numaralandırılmıştır. Benzer şekilde, alt dallar da bir önceki düğümün sol veya sağ dallarını ifade edecek şekilde sırayla "Düğüm 2.1", "Düğüm 2.2" gibi numaralandırılmıştır. Bu düzen, okuyucunun hem çizelgeyi hem de Şekil 6'da sunulan karar ağacını kolaylıkla takip etmesine olanak sağlamaktadır.

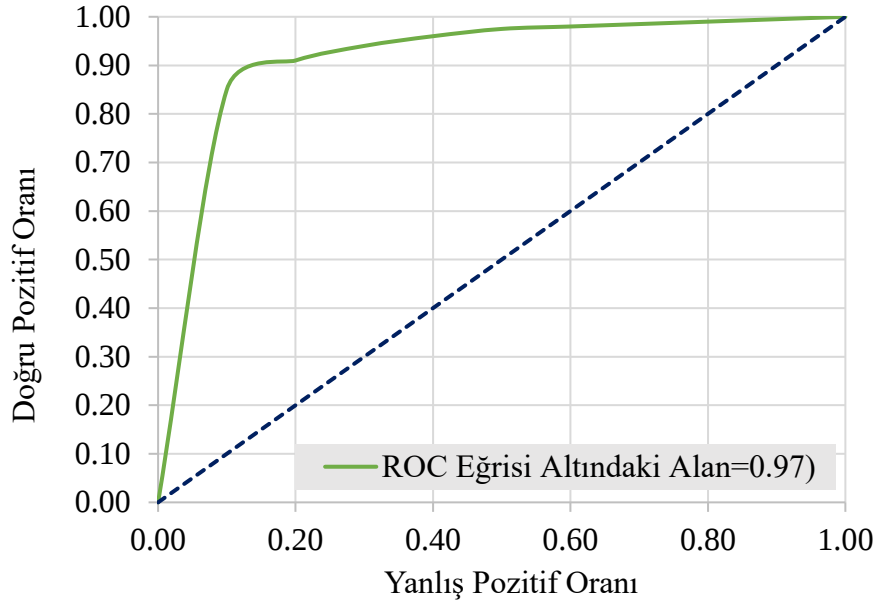
Çizelgede şart sütunu, modelin karar verme sürecinde kullanılan eşik değerlerini belirtmekte ve hangi durumlarda hangi malzemenin tercih edileceğine dair ayrıntılar sunmaktadır. Örneğin, "DA Mesafe ≤ 49.5 " ifadesi, taşıma mesafesi 49.5 km'den az olduğunda kararın sol dala ilerlediğini, aksi durumda sağ dala yönlendiğini açıklamaktadır. 0 ile 0.5 arasında değer alan gini indeksi ise her düğümdeki sınıfların homojenliğini ölçmekte ve o düğümdeki karışıklık seviyesini göstermektedir. Daha düşük bir Gini değeri, o düğümde sınıfların daha net ayrıldığını, yani modelin daha kesin bir tahmin yaptığını gösterirken, yüksek bir Gini değeri karışıklığın daha fazla olduğunu ifade etmektedir. Numune sayısı, her düğümde değerlendirilen toplam örnek sayısını temsil etmektedir. Değer sütunu ise, bu örneklerin sınıflar bazındaki dağılımını açıklamaktadır. Örneğin bir düğümdeki "Değer = [4949, 5051]" ifadesi, 4949 örneğin DA 5051 örneğin ise GDBA olarak sınıflandırıldığını belirtmektedir. Son olarak, sınıf sütunu her düğümde çoğunlukta olan sınıfı ve bu sınıf modelin tahmin ettiği sonucu vermektedir.

Çizelge 1. Karar ağacı düğüm metrikleri

Düğüm	Şart	Gini	Numune Sayısı	Değer	Sınıf
Kök	DA Mesafe ≤ 49.5 km	0.500	10201	[4949, 5051]	GDBA
Düğüm 1.1	GDBA Mesafe ≤ 32.5 km	0.363	5151	[1225, 3926]	GDBA
Düğüm 1.2	GDBA Mesafe ≤ 69.5 km	0.387	5050	[3725, 1325]	DA
Düğüm 2.1	DA Mesafe ≤ 18.5 km	0.42	1650	[496, 1154]	GDBA
Düğüm 2.2	GDBA Mesafe ≤ 44.5 km	0.096	3400	[3229, 171]	DA
Düğüm 2.3	GDBA Mesafe ≤ 57.5 km	0.091	3570	[171, 3399]	DA
Düğüm 2.4	DA Mesafe ≤ 80.5 km	0.444	1581	[1054, 527]	DA
Düğüm 3.1	GDBA Mesafe ≤ 12.5 km	0.444	627	[418, 209]	DA
Düğüm 3.2	GDBA Mesafe ≤ 24.5 km	0.141	1023	[78, 945]	GDBA
Düğüm 3.3	DA Mesafe ≤ 36.5 km	0.375	600	[450, 150]	DA
Düğüm 3.4	GDBA Mesafe ≤ 48.5 km	0.015	2800	[2779, 21]	DA
Düğüm 3.5	GDBA Mesafe ≤ 53.5 km	0.014	2958	[21, 2937]	GDBA
Düğüm 3.6	DA Mesafe ≤ 62.5 km	0.370	612	[150, 462]	GDBA
Düğüm 3.7	GDBA Mesafe ≤ 77.5 km	0.149	961	[883, 78]	DA
Düğüm 3.8	GDBA Mesafe ≤ 88.5 km	0.399	620	[171, 449]	GDBA
Düğüm 4.1	Düğüm 3.1'den gelen şart sağlanıyorsa	0.392	247	[66, 181]	GDBA
Düğüm 4.2	Düğüm 3.1'den gelen şart sağlanmıyorsa	0.137	380	[352, 28]	DA
Düğüm 4.3	Düğüm 3.2'den gelen şart sağlanıyorsa	0.025	775	[10, 765]	GDBA
Düğüm 4.4	Düğüm 3.2'den gelen şart sağlanmıyorsa	0.398	248	[68, 180]	GDBA
Düğüm 4.5	Düğüm 3.3'ten gelen şart sağlanıyorsa	0.065	444	[429, 15]	DA
Düğüm 4.6	Düğüm 3.3'ten gelen şart sağlanmıyorsa	0.233	156	[21, 135]	GDBA
Düğüm 4.7	Düğüm 3.4'ten gelen şart sağlanıyorsa	0.164	200	[182, 18]	DA
Düğüm 4.8	Düğüm 3.4'ten gelen şart sağlanmıyorsa	0.002	2600	[2597, 3]	DA
Düğüm 4.9	Düğüm 3.5'ten gelen şart sağlanıyorsa	0.002	2754	[3, 2751]	GDBA
Düğüm 4.10	Düğüm 3.5'ten gelen şart sağlanmıyorsa	0.161	204	[18, 186]	GDBA
Düğüm 4.11	Düğüm 3.6'dan gelen şart sağlanıyorsa	0.233	156	[135, 21]	DA
Düğüm 4.12	Düğüm 3.6'dan gelen şart sağlanmıyorsa	0.064	456	[15, 441]	GDBA
Düğüm 4.13	Düğüm 3.7'den gelen şart sağlanıyorsa	0.398	248	[180, 68]	DA
Düğüm 4.14	Düğüm 3.7'den gelen şart sağlanmıyorsa	0.028	713	[703, 10]	DA
Düğüm 4.15	Düğüm 3.8'den gelen şart sağlanıyorsa	0.104	380	[21, 359]	GDBA
Düğüm 4.16	Düğüm 3.8'den gelen şart sağlanmıyorsa	0.469	240	[150, 90]	DA

3.3. Model Performansının ROC Eğrisi ve AUC Değerine Göre Analizi

Modelin doğruluk ve güvenilirlik performansını değerlendirmek için ROC (Alıcı İşletim Karakteristiği) eğrisi ve AUC (Eğri Altındaki Alan) değerleri analiz edilmiştir. Şekil 7'de ROC eğrisi ve doğrusal referans çizgi görselleştirilmiştir. ROC eğrisi, modelin farklı eşik değerlerinde doğru pozitif oranı (True Positive Rate, TPR) ile yanlış pozitif oranı (False Positive Rate, FPR) arasındaki ilişkiyi ortaya koymaktadır. Eğrinin sola doğru keskin bir yükseliş göstermesi, modelin yüksek bir doğru pozitif oranını düşük bir yanlış pozitif oranı ile birleştirdiğini ifade etmektedir. Örneğin, eğri üzerinde FPR değeri 0.2'ye denk geldiğinde, TPR değerinin 0.9'un üzerinde olması, modelin güçlü bir sınıflandırma yeteneğine sahip olduğunu göstermektedir.



Şekil 7. ROC eğrisi ve AUC değeri

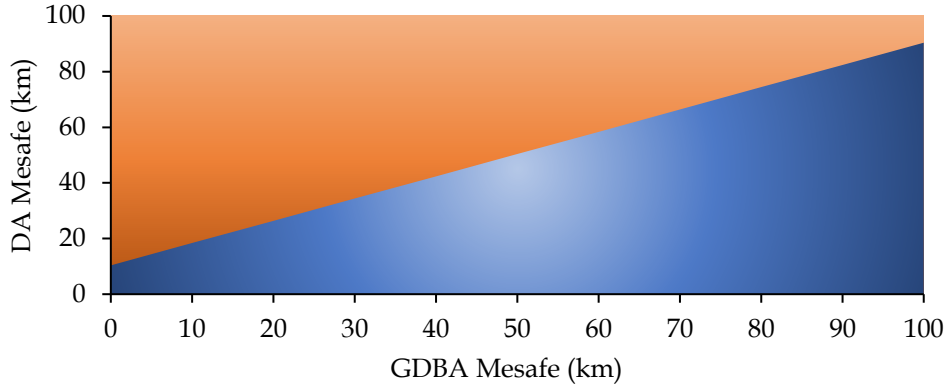
AUC değeri ise modelin genel sınıflandırma başarısını özetlemektedir. Şekilde görüldüğü üzere, modelin ROC eğrisi doğrusal referans çizgiden (rastgele sınıflandırmayı temsil eden mavi kesikli çizgi) belirgin şekilde ayrılarak yukarı ve sola yakın bir konumda yer almaktadır. Bu durum, modelin rastgele tahminlerden üstün olduğunu ve sınıflar arasında yüksek doğrulukla ayırım yapabildiğini ortaya koymaktadır. Bu çalışmada modelin genel sınıflandırma performansını bir metrikle ifade edilen AUC değeri 0.97 olarak hesaplanmıştır. Bu yüksek AUC değeri, modelin hem DA hem de GDBA sınıflarını ayırt etme konusundaki yüksek performansını ve güvenilirliğini göstermektedir. Özellikle, ROC eğrisinin doğrusal referans çizgiden ne kadar uzak olduğu, modelin sınıflandırma yeteneğini somut bir şekilde ortaya koymakta ve karar destek süreçlerinde güvenilir bir temel oluşturduğunu göstermektedir.

3.4. Karar Sınırları ve Karar Alanlarının Görselleştirilmesi

Karar ağacı modelinin taşıma mesafelerine bağlı olarak DA ve GDBA tercihlerini görselleştiren karar sınırı grafiği analiz edilmiş ve Şekil 8’de sunulmuştur. Grafik, karar ağacı modelinin hangi mesafelerde hangi malzemeyi tercih ettiğini görselleştirerek, karar mekanizmalarının daha anlaşılır bir şekilde yorumlanmasına olanak tanımıştır. Karar sınırı grafiği, x ekseninde DA mesafesini, y ekseninde ise GDBA mesafesini temsil etmektedir. Turuncu bölge GDBA malzemesinin tercih edildiği alanları; mavi bölge ise DA malzemesinin tercih edildiği alanları göstermektedir. Grafikte yer alan sınır çizgisi DA ve GDBA arasında kararın değiştiği mesafeleri temsil etmekte ve modelin malzeme tercihi sürecinde kullandığı karar mekanizmalarını yansıtmaktadır. Karar sınırını temsil eden sınır Denklem 4 ile ifade edilmiştir.

$$y \text{ (km)} = 0.80 x \text{ (km)} + 10.39 \text{ km} \quad (4)$$

Burada denklem, GDBA mesafesi (x) ve DA mesafesi (y) arasındaki ilişkiyi yaklaşık olarak modellemektedir. Örneğin, GDBA mesafesi 40 km olarak alındığında, bu denkleme göre $y = 0.80 \times 40 + 10.39 = 42.4$ sonucu elde edilmektedir. Bu durumda DA mesafesi 42.4 km’den büyükse GDBA malzemesi, aksi takdirde DA malzemesi tercih edilmelidir. Bu matematiksel model, grafikte görselleştirilen karar sınırını sayısal bir bağlama oturtarak, farklı senaryolarda hızlı ve etkin karar alınmasını kolaylaştırmaktadır.



Şekil 8. Karar sınırı grafiği

3.5. Tartışma

Bu çalışmada kullanılan karar ağacı modeli DA ve GDBA tercihlerinin optimizasyonu için oldukça etkili bir yöntem olduğunu göstermiştir. Hem mesafe, maliyet ve emisyon verilerini bir arada değerlendirerek ROC eğrisi ve AUC gibi model doğruluğunu ölçen metrikler ile modelin performansını analiz eden bir karar mekanizması oluşturulmuştur. Bu bölümde, karar ağacı modelinin geçerliliği, karar sınırlarının analizi ve özelliklerin yorumlanması daha ayrıntılı bir şekilde tartışılmıştır.

Literatürde karar ağacı modellerinin, özellikle karmaşık değişkenlerin bir arada değerlendirildiği durumlarda, güçlü bir sınıflandırma yöntemi sunduğu defalarca vurgulanmıştır. Örneğin, Mistikoglu ve ark. [23], karar ağacı yönteminin inşaat projelerinde kullanıldığını ve bu yöntemin, çoklu değişkenlerin etkisini anlamada oldukça etkili olduğunu göstermiştir. Benzer şekilde, Lin ve ark. [24], inşaat projelerinin analizinde karar ağaçlarının sağladığı ayrıntılı içgörüler ile süreç optimizasyonuna katkıda bulunduğunu belirtmiştir. Bu çalışmalara paralel olarak, bu çalışmada hazırlanan karar ağacı modelinde de mesafe, maliyet ve emisyon katsayıları gibi önemli faktörler dikkate alınarak yol projelerinde doğal veya geri dönüştürülmüş agregaların tercihi taşıma mesafesine göre belirlenmiştir.

Karar ağacı modelinin performansını etkileyen bir diğer önemli unsur ise modelin yapılandırmasında kullanılan hiperparametrelerdir. Özellikle, ağacın derinlik parametresinin belirlenmesi, modelin doğruluk performansı ile genelleştirilebilirlik arasında denge kurulmasında kritik bir rol oynamaktadır. Bu neden çalışmada, derinlik parametresinin model performansını nasıl etkilediği de dikkate alınmıştır. Karar ağacının derinlik parametresi 4 olarak sınırlandırıldığında, modelin hem DA hem de GDBA sınıflarını yüksek bir doğruluk oranıyla başarılı bir şekilde sınıflandırdığı gözlemlenmiştir. Jafarimoghaddam ve ark. [25], benzer şekilde, sınırlı derinlikteki karar ağaçlarının hem genelleştirilebilirliği koruduğunu hem de aşırı öğrenme riskini azalttığını ifade etmiştir. Bu çalışmalardan elde edilen çıkarımlara paralel olarak, karar ağacı modelimizde de özelliklerin etkisi başarıyla değerlendirilmiştir. Karar ağacı modelinin başarısı, AUC değerinin 0.97 olarak elde edilmesi ile açıkça ortaya konulmuştur. Bu yüksek performans ve doğruluk oranları, yalnızca sınıflandırma başarısını değil, aynı zamanda karar ağacı modelinin oluşturduğu karar sınırlarının DA ve GDBA tercihlerinin koşullara bağlı avantajlarını belirlemedeki etkinliğini de ortaya koymaktadır.

Modelin oluşturduğu karar sınırları DA ve GDBA tercihlerinin hangi koşullarda daha avantajlı olduğunu net bir şekilde göstermektedir. Karar sınırı grafikleri ve analizler, GDBA'nın genellikle daha uzun mesafelerde çevresel avantajlar sunduğunu, ancak taşımacılık mesafesinin artmasıyla bu avantajın azaldığını ortaya koymuştur. Bu durum, Kurda ve ark. [1] tarafından da desteklenmiştir; çalışmada, GDBA'nın karbon emisyonlarını azaltmada etkin olduğu ancak taşıma mesafesi arttıkça ekonomik avantajını kaybetme riskinin yüksek olduğu ifade edilmiştir. Ek olarak, Dias ve ark. [8] taşıma maliyetlerinin malzeme seçiminde belirleyici bir faktör olduğunu vurgulamış ve özellikle kısa mesafelerde çevresel ve ekonomik dengenin daha kolay sağlanabileceğini belirtmiştir.

Karar sınırları üzerine yapılan değerlendirmeler, taşıma mesafelerinin optimize edilmesinin agrega seçimi üzerindeki kritik etkisini doğrulamaktadır. Spekkers ve ark. [26], mesafeye bağlı kararların inşaat projelerinde maliyet etkinliği sağlama konusunda hayati önem taşıdığını ve bu tür modellerin karar alıcılar için stratejik bir rehber olarak kullanılabilirliğini vurgulamıştır. Bu çalışmada DA ve GDBA'nın farklı mesafe kombinasyonlarında tercih edilmesi gereken durumlar açıkça ortaya konmuş, bu sayede hem maliyet hem de çevresel sürdürülebilirlik dengesi sağlanmıştır.

Modelin kullanılan değişkenler açısından değerlendirilmesi DA ve GDBA mesafe değişkenlerinin karar sürecinde en etkili faktörler olduğunu göstermiştir. Bu bulgu, mesafe temelli analizlerin agrega seçimi üzerindeki belirleyici etkisini doğrulamaktadır. Shin ve ark. [27], benzer şekilde, malzeme seçimi sırasında mesafenin karar süreçlerinde kritik bir rol oynadığını ve bu tür modellerin tercih doğruluğunu artırdığını belirtmiştir. Modelin özellikleri incelendiğinde, mesafe değişkenlerinin önem sıralamasında öne çıkması, karar ağacının yapı malzemesi seçiminde kullanılabilirliğini artırmaktadır.

4. Sonuç ve Öneriler

Bu çalışmada, yol dolgu projelerinde doğal agrega (DA) ve geri dönüştürülmüş beton agrega (GDBA) malzemelerinin taşıma mesafesi, maliyet ve emisyon faktörlerine bağlı olarak nasıl tercih edileceği, karar ağacı modeli ile analiz edilmiştir. Çalışmanın bulguları, kısa mesafelerde GDBA'nın çevresel avantajlarının öne çıktığını, uzun mesafelerde ise DA'nın maliyet üstünlüğü nedeniyle tercih edildiğini göstermiştir. Modelin performansı, ROC eğrisi ve AUC değeri ile desteklenmiş ve bu sonuçlar, taşıma mesafesine dayalı malzeme tercihlerinde bir rehber sunmuştur.

Analizlerde, farklı derinlik seviyelerinde model performansı detaylı bir şekilde değerlendirilmiştir. Modelin derinlik seviyesi 9'dan sonra doğruluk artışının sınırlı olduğu ve genelleme yeteneğinin azaldığı gözlemlenmiştir. Bu durum, modelin daha fazla karmaşıklık eklendiğinde aşırı öğrenme riski taşıyabileceğini ve yeni veri üzerinde doğru tahmin yapma kapasitesinin azalabileceğini göstermektedir. Bu nedenle hem doğruluk hem de genelleme kapasitesini dengelemek adına derinlik 4 olarak seçilmiştir. Taşıma mesafesine bağlı malzeme tercihlerini belirlemede kullanılan karar ağacı modeli, 4. derinlikte sağlanan denge ile karar destek süreçlerinde daha güvenilir bir araç olarak değerlendirilmiştir.

Modelin genel sınıflandırma performansı, ROC eğrisi ve AUC değeri ile detaylandırılarak değerlendirilmiştir. ROC eğrisinin sol üst köşeye yakın bir konumda olması, modelin doğru pozitif oranını yüksek, yanlış pozitif oranını ise düşük tutarak etkili bir sınıflandırma gerçekleştirdiğini kanıtlamaktadır. Bu durum, modelin DA ve GDBA sınıflarını ayırt etme yeteneğini ortaya koymaktadır. Elde edilen 0.97 AUC değeri, modelin iki sınıfı da başarıyla ayırabildiğini ve tahmin doğruluğunun oldukça yüksek olduğunu göstermektedir. Bu yüksek AUC değeri, modelin rastgele bir tahmin sürecinden çok daha üstün olduğunu ve taşıma mesafesine bağlı malzeme seçimlerinde güvenilir bir sınıflandırma performansı sunduğunu ortaya koymaktadır.

Karar sınırı analizleri, taşıma mesafesine dayalı olarak malzeme tercihlerinin optimizasyonunu görselleştirmek amacıyla yapılmıştır. Karar sınırı grafiği GDBA mesafesi (x) ve DA mesafesi (y) arasındaki ilişki $y=0.80 \cdot x+10.39$ matematiksel denklemle ifade etmektedir. Analiz sonuçlarına göre, taşıma mesafesinin kısa olduğu durumlarda (örneğin, her iki malzeme için de 40 km'nin altında), GDBA'nın karbon emisyonlarını azaltma potansiyeli ve çevresel avantajlarının ön planda olduğu görülmüştür. Buna karşılık, taşıma mesafesi arttıkça (örneğin, her iki malzeme için de 60 km ve üzeri), DA'nın daha düşük taşıma maliyetleri nedeniyle ekonomik olarak daha avantajlı hale geldiği belirlenmiştir. Bu durum, taşıma maliyetleri ve emisyon katsayılarının malzeme seçimindeki kritik rolünü açıkça ortaya koymuştur.

Sonuç olarak, bu çalışma DA ve GDBA tercihlerinin optimize edilmesine yönelik bir metodoloji sunarak, yol dolgularında çevresel sürdürülebilirlik ve maliyet etkinliği arasında bir denge kurma hedefini

desteklemektedir. Karar ağacı modeli, taşıma mesafesi, maliyet ve karbon emisyonu gibi çok boyutlu parametrelerin entegre bir şekilde değerlendirilmesine olanak sağlayarak, taşıma mesafesine bağlı olarak hangi malzemenin tercih edilmesi gerektiğini somut kriterlerle ortaya koymuştur. Ayrıca, Türkiye'deki geri dönüştürülmüş malzeme kullanımını teşvik etmeye yönelik karar ağacı modelinin yol projelerinde nasıl etkili bir şekilde kullanılabileceğini göstermiştir.

Gelecek çalışmalarda, modelin 100 km üzeri mesafeler için genişletilmesi ve farklı çevresel ve sosyal faktörlerin de kullanılarak daha geniş kapsamlı analizlerin yapılması önerilmektedir. Ayrıca, farklı coğrafi bölgelerdeki taşıma altyapılarının ve üretim süreçlerinin modele dahil edilmesi, sonuçların genelleştirilebilirliğini artıracaktır. Diğer makine öğrenimi yöntemlerinin karar destek süreçlerindeki performanslarının karşılaştırmalı olarak incelenmesi ve farklı türde geri dönüştürülmüş malzemelerin analiz edilmesi de bu alandaki bilgi birikimine katkı sağlayacaktır.

Teşekkür

Çalışma, T.C. İstanbul Teknik Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi tarafından desteklenen ve Proje Kodu MÇAP-2023-44494 olan "Pazarcık-Kahramanmaraş'ta Meydana Gelen Deprem Sonrası Oluşan İnşaat Atıklarının Yol Üstyapısında Kullanım Uygunluğunun İnşaat ve Çevre Mühendisliği Açısından İncelenmesi" başlıklı Özel Çağrılı Genel Araştırma Projesi (ÖÇGAP) kapsamında gerçekleştirilmiştir. Proje desteği için İstanbul Teknik Üniversitesi'ne teşekkürlerimizi sunarız.

Katkı Beyanı

Merve AKBAŞ: Analiz, Veri Düzenleme, Araştırma, Kaynaklar, Yazma-İlk Taslak. Recep İYİSAN: Kavramsallaştırma, Görselleştirme, Düzenleme, Danışmanlık, Proje Yönetimi.

Çıkar Çatışması Beyanı

Makalenin yazarları, çalışma kapsamında herhangi bir kişisel ve finansal çıkar çatışması olmadığını beyan ederler.

Kaynaklar

- [1] Kurda R, Silvestre JD, de Brito J. Life cycle assessment of concrete made with high volume of recycled concrete aggregates and fly ash. *Resources, Conservation and Recycling* 2018;139:407–417.
- [2] Ulucan M, Tas Y, Alyamac KE. Multi-objective optimization and assessment of recycled concrete aggregates for sustainable development: Example of the Kömürhan bridge. *Structural Concrete* 2023;24(5):5750–5768.
- [3] Akhtar A, Sarmah AK. Construction and demolition waste generation and properties of recycled aggregate concrete: A global perspective. *Journal of Cleaner Production* 2018;186:262–281.
- [4] Dilbas H, Şimşek M, Çakır Ö. An investigation on mechanical and physical properties of recycled aggregate concrete (RAC) with and without silica fume. *Construction and Building Materials* 2014;61:50–59.
- [5] Bayraktar OY, Benli A, Bodur B, Öz A, Kaplan G. Performance assessment and cost analysis of slag/metakaolin-based rubberized semi-lightweight geopolymers with perlite aggregate: Sustainable reuse of waste tires. *Construction and Building Materials* 2024;411:134655.
- [6] Toka EB, Olgun M. Performance of granular road base and sub-base layers containing recycled concrete aggregate in different ratios. *International Journal of Pavement Engineering* 2022;23(11):3729–3742.
- [7] Gökarp İ, Uz VE, Saltan M, Tutumluer E. Technical and environmental evaluation of metallurgical slags as aggregate for sustainable pavement layer applications. *Transportation Geotechnics* 2018;14:61–69.

- [8] Dias AB, Pacheco JN, Silvestre JD, Martins IM, de Brito J. Environmental and economic life cycle assessment of recycled coarse aggregates: A Portuguese case study. *Materials* 2021;14(18):5452.
- [9] Bostanci SC. Use of waste marble dust and recycled glass for sustainable concrete production. *Journal of Cleaner Production* 2020;251:119785.
- [10] Aytekin B, Mardani A, Ünsever YS. Performance assessment of recycled waste materials for use in unbound pavement layers: A case study from Turkey. *Construction and Building Materials* 2023;402:133004.
- [11] Akbas M, Iyisan R, Dayioglu AY, Hatipoglu M. Stiffness properties of recycled concrete aggregates as unbound base and subbase materials under freeze and thaw cycles. *Arabian Journal for Science and Engineering* 2021;46(11):10569–10584.
- [12] Lin CL, Fan CL. Decision tree analysis of the relationship between defects and construction inspection grades. *International Journal of Materials, Mechanics and Manufacturing* 2019;7(1):27–32.
- [13] Hasan R, Islam Z, Alam M. Predictive analytics and machine learning applications in the USA for sustainable supply chain operations and carbon footprint reduction. *Journal of Electrical Systems* 2024;20(10s):463–471.
- [14] Sarmaş E, Dimitropoulos N, Marinakis V, Mylona Z, Doukas H. Transfer learning strategies for solar power forecasting under data scarcity. *Scientific Reports* 2022;12(1):1–13.
- [15] Khan MJUR, Awasthi A. Machine learning model development for predicting road transport GHG emissions in Canada. *WSB Journal of Business and Finance* 2019;53(2):55–72.
- [16] Karayolları Esnek Üstyapılar Projelendirme Rehberi. T.C. Ulaştırma Bakanlığı Karayolları Genel Müdürlüğü; 2008.
- [17] Akbas M, Iyisan R. Sustainable infrastructure: The effect of freeze-thaw cycles on road base materials comprising natural and recycled concrete aggregates. *International Journal of Sustainable Engineering* 2023;16(1):211–223.
- [18] Sabău M, Bompă DV, Silva LF. Comparative carbon emission assessments of recycled and natural aggregate concrete: Environmental influence of cement content. *Geoscience Frontiers* 2021;12(6):101235.
- [19] Pradhan S, Tiwari BR, Kumar S, Barai SV. Comparative LCA of recycled and natural aggregate concrete using particle packing method and conventional method of design mix. *Journal of Cleaner Production* 2019;228:679–691.
- [20] Xing W, Tam VW, Le KN, Hao JL, Wang J. Life cycle assessment of sustainable concrete with recycled aggregate and supplementary cementitious materials. *Resources, Conservation and Recycling* 2023;193:106947.
- [21] Tang Y, Xiao J, Liu Q, Xia B, Singh A, Lv Z, Song W. Natural gravel-recycled aggregate concrete applied in rural highway pavement: Material properties and life cycle assessment. *Journal of Cleaner Production* 2022;334:130219.
- [22] Marinković S, Radonjanin V, Malešev M, Ignjatović I. Comparative environmental assessment of natural and recycled aggregate concrete. *Waste Management* 2010;30(11):2255–2264.
- [23] Mistikoglu G, Gerek IH, Erdis E, Usmen PM, Cakan H, Kazan EE. Decision tree analysis of construction fall accidents involving roofers. *Expert Systems with Applications* 2015;42(4):2256–2263.
- [24] Lin J, Zhong C, Hu D, Rudin C, Seltzer M. Generalized and scalable optimal sparse decision trees. In: *International Conference on Machine Learning*; 2020, November. p. 6150–6160. PMLR.
- [25] Jafarimoghaddam A, Hamidi JK, Najafi M. Application of decision tree to selection of MTBM for adverse geological conditions. *International Journal of Mining Science and Technology* 2013;23(4):503–511.
- [26] Spekkers MH, Kok M, Clemens FHLR, Ten Veldhuis JAE. Decision-tree analysis of factors influencing rainfall-related building structure and content damage. *Natural Hazards and Earth System Sciences* 2014;14(9):2531–2547.
- [27] Shin Y, Kim T, Cho H, Kang KI. A formwork method selection model based on boosted decision trees in tall building construction. *Automation in Construction* 2012;23:47–54.