

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ORMAN MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

FARKLI SENSÖRLERDEN TÜRETİLEN NDVI VERİLERİNİN SAF MEŞCERE
TÜRLERİNİN TANINABİLİRLİĞİ AÇISINDAN KARŞILAŞTIRILMASI:
TÜRKİYE ÖRNEĞİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Oğulcan YADİGAROĞLU

EKİM 2025

TRABZON



KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ORMAN MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**FARKLI SENSÖRLERDEN TÜRETİLEN NDVI VERİLERİNİN SAF MEŞCERE
TÜRLERİNİN TANINABİLİRLİĞİ AÇISINDAN KARŞILAŞTIRILMASI:
TÜRKİYE ÖRNEĞİ**

Oğulcan YADİGAROĞLU

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünce
"ORMAN YÜKSEK MÜHENDİSİ"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 17 / 09 / 2025

Tezin Savunma Tarihi : 24 / 10 / 2025

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Bülent TURGUT

Trabzon 2025

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**Orman Mühendisliği Anabilim Dalında
Oğulcan YADİGAROĞLU Tarafından Hazırlanan**

**FARKLI SENSÖRLERDEN TÜRETİLEN NDVI VERİLERİNİN SAF MEŞCERE
TÜRLERİNİN TANINABİLİRLİĞİ AÇISINDAN KARŞILAŞTIRILMASI:
TÜRKİYE ÖRNEĞİ**

**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 25 / 09 / 2025 gün ve 2121 sayılı
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda
YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak kabul edilmiştir.**

Jüri Üyeleri

Başkan : Prof. Dr. Ahmet MERT
Üye : Prof. Dr. Bülent TURGUT
Üye : Prof. Dr. Uzey KARAHALİL

**Prof. Dr. Asim KADIOĞLU
Enstitü Müdürü**

ÖNSÖZ

“Farklı Sensörlerden Türetilen NDVI Verilerinin Saf Meşcere Türlerinin Tanınabilirliği Açısından Karşılaştırılması: Türkiye Örneği” isimli bu tez Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Orman Mühendisliği Anabilim Dalı, Yüksek Lisans Programı’nda hazırlanmıştır.

Tez çalışmam boyunca hiçbir desteğini esirgemeyen ve bilim insanı olma yolundaki ilk adımlarımı atarken kıymetli bilgileriyle ve tecrübesiyle yolumu aydınlatan danışman hocam Sayın Prof. Dr. Bülent TURGUT’a teşekkürü bir borç bilirim. Ayrıca, yapıcı eleştirileri ve önerileri ile tezime büyük katkıları bulunan saygıdeğer hocalarım Sayın Dr. Taha Yasin HATAY’a, Sayın Arş. Gör. Gizem MISIRLIOĞLU’na ve Sayın Dr. Öğr. Üyesi Sümeyra Büşra HATAY’a teşekkür ederim.

Tez çalışması sürecinde bana desteklerini esirgemeyen Pelin OGAN BAYTOK, Halil KILIÇ, Taner Can CERAN ve Orman Mühendisliği Bölümü’ndeki tüm değerli hocalarıma teşekkürlerimi sunarım.

Son olarak, doğduğum günden beri elimi hiç bırakmayan, hayatım boyunca aldığım tüm kararlarda bilgi ve tecrübelerinden faydalandığım ve her kararında arkamda olan, maddi ve manevi desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen ve bugünlere gelmemde en büyük paya sahip olan annem Songül YADİGAROĞLU ve babam Bayram YADİGAROĞLU’na, kardeşlerim Ezgi YADİGAROĞLU ve Ceren Ece YADİGAROĞLU’na teşekkür eder, minnettarlığımı sunarım.

Bu tez çalışmasının bundan sonraki çalışmalara katkı sağlamasını temenni ederim.

Oğulcan YADİGAROĞLU
Trabzon 2025

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “Farklı Sensörlerden Türetilen NDVI Verilerinin Saf Meşcere Türlerinin Tanınabilirliği Açısından Karşılaştırılması: Türkiye Örneği” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Prof. Dr. Bülent TURGUT’un sorumluluğunda tamamladığımı, verileri/örnekleri kendim topladığımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuvarlarda yaptığımı/yaptırdığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 24/10/2025

Oğulcan YADİGAROĞLU

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET	VII
SUMMARY	VIII
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	IX
TABLolar DİZİNİ	X
SEMBOLLER VE KISATMALAR.....	XI
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş	1
1.2. Orman Ekosistemleri ve Ekosistem Temelli Yaklaşım.....	2
1.3. Uzaktan Algılama ve NDVI'nın Ormancılıktaki Rolü.....	4
1.4. NDVI'nın Sınırlılıkları ve Mevsimsel Dinamikleri	6
1.5. Türlerin Spektral Ayırım Potansiyeli ve NDVI'nın Ekolojik Yorumu	7
1.6. NDVI Tabanlı Tür Ayırımında Güncel Yaklaşımlar ve Bu Çalışmanın Konumlandırılması (State of the Art).....	9
1.7. Çalışmanın Bilimsel Boşluk, Amacı ve Özgün Değeri	11
2. MATERYAL VE METOT	13
2.1. Çalışma Alanı ve Veriler	13
2.2. NDVI Verilerinin Elde Edilmesi	14
2.3. Eksik Veri Tamamlama (Gap-Fill) Süreci	14
2.4. Saf Meşcere Seçimi ve Poligon İşlemleri.....	15
2.5. İstatistiksel Analiz Yaklaşımı.....	16
2.6. NDVI Eşik Değerlerinin Belirlenmesi (q05–q95 Aralıkları)	17
2.6.1. Receiver Operating Characteristic (ROC Analizi) ve Tür Bazlı Eşik Değerleri... 17	
2.6.2. Çağ ve Kapalılık ROC Analizleri.....	17
2.6.3. ROC–NNCF Entegrasyonu ve Sensörler Arası Dönüşüm	18
2.6.4. Tür Bazında NDVI _h (Harmonize NDVI) ROC Analizi.....	18
2.7. Yazılım ve Analiz Ortamı	18
2.8. Analiz İş Akışı (Workflow).....	19
3. BULGULAR VE TARTIŞMA.....	21

3.1. Veri Künyesi ve Tanımlayıcı İstatistikler.....	21
3.2. Varyans Homojenliği (Levene Testi) Bulgusu	22
3.3. NDVI Değerlerinin Faktörlere Göre Karşılaştırılması	23
3.3.1. Sensör Bazında NDVI Farklılıkları	24
3.3.2. Tür Bazında NDVI Farklılıkları	26
3.3.3. Çağ Sınıfına Göre NDVI Farklılıkları	29
3.3.4. Kapalılık Oranına Göre NDVI Farklılıkları	31
3.3.5. NDVI Varyansının Açıklama Oranlarına (η^2) Göre Genel Sentezi.....	33
3.4. NDVI Eşik Değerlerinin Belirlenmesi (ROC Analizi Bulguları).....	35
3.4.1. Sensör Bazında Receiver Operating Characteristic (ROC) Analizi	36
3.4.2. Tür Bazında Receiver Operating Characteristic (ROC) Analizi	42
3.4.3. Çağ Sınıfları Bazında ROC Analizi	49
3.4.4. Kapalılık Sınıfları Bazında ROC Analizi	52
4. SONUÇ.....	56
4.1. Sensör Etkisi ve Ölçeksel Normalizasyonun Gerekliliği	56
4.2. Tür Düzeyinde Spektral Ayırt Edilebilirlik	56
4.3. Çağ ve NDVI _h İlişkisi.....	57
4.4. Kapalılık Oranı ve NDVI _h 'nin Duyarlılığı	57
4.5. NDVI _h 'nin Ekolojik ve Yöntemsel Önemi.....	58
4.6. Genel Sonuç.....	58
5. KAYNAKLAR	60
6. EKLER	66
ÖZGEÇMİŞ	

ÖZET

FARKLI SENSÖRLERDEN TÜRETİLEN NDVI VERİLERİNİN SAF MEŞCERE TÜRLERİNİN TANINABİLİRLİĞİ AÇISINDAN KARŞILAŞTIRILMASI: TÜRKİYE ÖRNEĞİ

Oğulcan YADİGAROĞLU

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Orman Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Bülent TURGUT
2025, 70 Sayfa

Bu çalışma, Türkiye’deki saf meşcerelerde ağaç türlerinin NDVI temelli spektral tanınabilirliğini üç uydu sensörü (Sentinel-2, Landsat 8/9 ve MODIS) üzerinden karşılaştırmalı olarak incelemektedir. Tüm sensörlerden elde edilen NDVI verileri bulut–gölge maskesi ve median kompozit yöntemleriyle temizlenmiş; ardından Welch ANOVA, Games–Howell post-hoc, ROC ve Normalized NDVI Conversion Factor (NNCF) analizleri uygulanmıştır. Tür, çağ ve kapalılık düzeyine göre NDVI değişimleri değerlendirilmiş ve indeksin yalnızca fotosentetik aktiviteyi değil, LAI, taç kapanımı ve tür biyokimyası gibi ekolojik özellikleri de yansıttığı belirlenmiştir. Sonuçlar, NDVI varyansının en büyük kısmının sensör farklarından (%57.6), ardından tür (%9.5) ve kapalılıktan (%4.5) kaynaklandığını göstermektedir. ROC analizlerinde MODIS en yüksek ayırt ediciliği sunmuş ($AUC \approx 0.58$); tür bazında Kayın (0.732), Gürgen (0.719) ve Sapsız meşe (0.718) en başarılı sonuçları vermiştir. Hesaplanan NNCF katsayıları ($MODIS/Landsat = 2.12 \pm 0.74$; $Sentinel-2/Landsat = 1.81 \pm 1.14$) sensöre bağlı sistematik NDVI sapmalarını ortaya koymuştur. Genel olarak çalışma, NDVI’nin tür, yaş ve kapalılık gibi yapısal özelliklere duyarlı olduğunu ve ROC–NNCF yaklaşımının farklı sensör verilerini uyumlaştırmada etkili bir yöntem sunduğunu göstermekte olup, bulgular ulusal düzeyde tür sınıflandırması ve sensör harmonizasyonu için önemli katkılar sağlamaktadır.

Anahtar Kelimeler: NDVI, ROC analizi, NNCF, uzaktan algılama, orman ekosistemleri, sensör karşılaştırması, Türkiye

SUMMARY

COMPARISON OF NDVI DATA DERIVED FROM MULTIPLE SENSORS FOR TREE SPECIES DISCRIMINATION IN PURE FOREST STANDS: A CASE STUDY IN TÜRKİYE

Oğulcan YADİGAROĞLU

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Forest Engineering
Supervisor: Prof. Bulent TURGUT
2025, 70 Pages

This study examines the NDVI-based spectral separability of tree species in Turkey's pure forest stands by comparing three satellite sensors: Sentinel-2, Landsat 8/9, and MODIS. NDVI datasets were pre-processed using cloud–shadow masking and median composite techniques, followed by Welch ANOVA, Games–Howell post-hoc, Receiver Operating Characteristic (ROC), and Normalized NDVI Conversion Factor (NNCF) analyses. NDVI variations across species, stand age and canopy closure classes were evaluated, indicating that NDVI reflects not only photosynthetic activity but also ecological traits such as LAI, crown closure, and species-level biochemical properties. Results show that NDVI variance is mainly driven by sensor differences (57.6%), followed by species (9.5%) and canopy closure (4.5%). ROC analysis revealed that MODIS offers the highest discriminative power ($AUC \approx 0.58$), while Beech (0.732), Hornbeam (0.719), and Sessile oak (0.718) achieved the strongest species-level separability. The calculated NNCF coefficients ($MODIS/Landsat = 2.12 \pm 0.74$; $Sentinel-2/Landsat = 1.81 \pm 1.14$) demonstrate systematic, sensor-dependent NDVI biases. Overall, the study shows that NDVI is sensitive to structural forest attributes such as species, age and canopy closure, and that the combined ROC–NNCF approach provides an effective framework for harmonizing NDVI data across sensors, offering valuable contributions to national-scale species classification and sensor standardization efforts.

Keywords: NDVI, ROC analysis, NNCF, remote sensing, forest ecosystems, sensor harmonization, Türkiye

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1. Türkiye'nin coğrafi konumu	13
Şekil 2. Çalışmanın veri işleme ve analiz iş akışı.....	20
Şekil 3. NDVI dağılımı – sensör bazında (box plot, küçükten büyüğe sıralı).....	24
Şekil 4. Tür bazında NDVI dağılımları (box plot, küçükten büyüğe sıralı).....	27
Şekil 5. Türler arası NDVI farklarının Games–Howell post-hoc testine göre görselleştirilmiş heatmap'i. Hücre renkleri Hedges g etki büyüklüğünü (sıra türü eksi sütun türü) göstermektedir; kırmızı tonlar daha yüksek NDVI, mavi tonlar daha düşük NDVI değerlerini temsil etmektedir. Siyah noktalar (•) $p < 0.05$ düzeyinde anlamlı farklılıkları göstermektedir.	29
Şekil 6. Çağ sınıflarına göre NDVI dağılımı (kutu grafiği).	30
Şekil 7. NDVI dağılımı – kapalılık sınıfları bazında (box plot, küçükten büyüğe sıralı)...	32
Şekil 8. Sensör bazında ROC AUC dağılımları (tür düzeyi).....	37
Şekil 9. Tüm türler için ROC eğrileri — MODIS	38
Şekil 10. Tüm türler için ROC eğrileri — Landsat 8/9	38
Şekil 11. Tüm türler için ROC eğrileri — Sentinel-2.....	38
Şekil 12. Sensör-normalize edilmiş $NDVI_h$ verilerine dayalı tür bazında ROC (Receiver Operating Characteristic) eğrileri.	45
Şekil 13. Türlerle ait AUC değerlerinin dağılımı.	46
Şekil 14. Tür bazında optimum $NDVI_h$ eşiklerinin yaprak grubuna göre dağılımı.....	46
Şekil 15. Türler arasında ROC AUC farkları ($NDVI_h$). (a) Ortalama AUC farkları (bootstrap) — kırmızı: i türü $>$ j türü; mavi: tersi. (b) Anlamlı hücreler maskesi ($p < 0.05$, Games–Howell). (c) Anlamlı AUC farkı ısı haritası ($NDVI_h$, $p < 0.05$). .	48
Şekil 16. Çağ sınıflarına ait ROC eğrileri ($NDVI_h$) ve Youden J eşikleri.....	50
Şekil 17. Çağ sınıfları için AUC dağılımları	51
Şekil 18. Kapalılık sınıfları için ROC eğrileri ($NDVI_h$) ve Youden J eşikleri	53
Şekil 19. Kapalılık sınıflarına ait ROC AUC dağılımları (bootstrap)	54

TABLÖLAR DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1. Çalışmada analiz edilen saf meşcere türleri ve piksel sayıları	15
Tablo 2. Sensör bazında NDVI tanımlayıcı istatistikleri	21
Tablo 3. NDVI değerleri için Levene homojenlik testi sonuçları	23
Tablo 4. Games–Howell post hoc testi sonuçlarına göre sensör çiftleri arasındaki farklar.	25
Tablo 5. Çağ sınıfları arasında NDVI ortalamalarının karşılaştırılması (Welch ANOVA ve Games–Howell post hoc sonuçları).....	30
Tablo 6. Games–Howell post hoc testi sonuçlarına göre kapalılık sınıfları arasındaki NDVI farkları	32
Tablo 7. Sensör bazında ROC analizi sonuçları	37
Tablo 8. Tür Bazında ROC Analizi Sonuçları (NDVI _h , sensör-normalize edilmiş veriler)	44
Tablo 9. Çağ sınıflarına göre ROC özet istatistikleri ve optimum NDVI _h eşikleri	50
Tablo 10. Çağ sınıfları arası ROC AUC karşılaştırmaları (NDVI _h)	52
Tablo 11. Kapalılık sınıflarına göre ROC özet istatistikleri ve optimum NDVI _h eşikleri	53
Tablo 12. Kapalılık sınıfları arası ROC AUC karşılaştırmaları (NDVI _h).....	55

SEMBOLLER VE KISALTMALAR DİZİNİ

AUC	: Area Under Curve
CBD	: Convention on Biological Diversity
CBS	: Coğrafi Bilgi Sistemleri
CNN	: Convolutional Neural Network
COPERNICUS	: European Earth Observation Programme
EVI	: Enhanced Vegetation Index
ETÇAP	: Ekosistem Tabanlı Çok Amaçlı Planlama
FAO	: Food and Agriculture Organization
GEE	: Google Earth Engine
GIS	: Geographic Information System
HLS	: Harmonized Landsat–Sentinel
IPCC	: Intergovernmental Panel on Climate Change
LAI	: Leaf Area Index
LSR	: Landsat Surface Reflectance
MAE	: Mean Absolute Error
MEA	: Millennium Ecosystem Assessment
MODIS	: Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
NBS	: Nature-Based Solutions
NDVI	: Normalize Edilmiş Fark Bitki Örtüsü İndeksi
NIR	: Near Infrared
NNCF	: Normalized NDVI Conversion Factor
OGM	: Orman Genel Müdürlüğü
OLI	: Operational Land Imager
QA	: Quality Assurance
RF	: Random Forest
ROC	: Receiver Operating Characteristic
RSE	: Remote Sensing of Environment

SAVI	: Soil Adjusted Vegetation Index
SDG	: Sustainable Development Goal
SVM	: Support Vector Machine
TOA	: Top of Atmosphere
UA	: Uzaktan Algılama
UNECE	: United Nations Economic Commission for Europe
USGS	: United States Geological Survey
VI	: Vegetation Index
WGS84	: World Geodetic System 1984
η^2	: Eta-Squared

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Doğal kaynakların sürdürülebilir yönetimi, iklim değişikliği ve çevresel bozulmaların giderek artan baskısı altında hem gelişmiş hem de gelişmekte olan ülkeler için stratejik bir zorunluluk hâline gelmiştir (Calvin vd., 2023; UNECE/FAO, 2020). 20. yüzyılın ortalarından itibaren hızlanan sanayileşme, kentleşme ve nüfus artışı, ekosistemlerin taşıma kapasitesini zorlamış ve doğal kaynakların rasyonel kullanımını küresel çevre politikalarının merkezine yerleştirmiştir (MEA, 2005; Díaz vd., 2018). Bu süreçte, ekosistem hizmetlerinin sürdürülebilirliği ve karbon dengesinin korunması, iklim değişikliğiyle mücadelede temel hedeflerden biri olarak öne çıkmıştır (IPCC, 2021). Orman ekosistemleri, bu bağlamda yalnızca odun hammaddesi üretimi açısından değil, aynı zamanda karbon depolama, biyolojik çeşitliliği koruma, su rejimini düzenleme ve erozyonu önleme gibi çok yönlü ekolojik işlevleri nedeniyle kritik bir konuma sahiptir (Bonan, 2008; Pan vd., 2011). Ormanlar, yeryüzündeki karasal karbonun yaklaşık %80'ini depolayarak küresel karbon döngüsünün en önemli bileşenlerinden birini oluşturmaktadır (FAO, 2020). Fotosentez yoluyla atmosferdeki karbondioksitin biyokütle ve toprak organik maddesi formunda tutulması, ormanları doğal bir “karbon yutağı” hâline getirmekte ve bu özellikleri, iklim değişikliğinin etkilerini azaltmaya yönelik doğa temelli çözümlerin merkezine yerleştirmektedir (IPCC, 2021). Ancak, artan antropojenik baskılar orman ekosistemlerinin sürdürülebilirliğini tehdit etmektedir. Tarımsal genişleme, madencilik, plansız kentleşme ve iklim değişikliğine bağlı ekstrem olaylar (kuraklık, sel, yangın) orman ekosistemlerinde yapısal bozulmalara yol açmaktadır (Allen vd., 2010; Seidl vd., 2017). Bu durum, yalnızca orman alanlarının azalmasına değil, aynı zamanda ormanların ekolojik işlevlerinin zayıflamasına da neden olmaktadır.

Türkiye özelinde değerlendirildiğinde, ülke yüzeyinin yaklaşık %29,6'sı ormanlarla kaplı olup, bu alanlar sahip oldukları yüksek ekolojik çeşitlilik ile önemli bir karbon yutak kapasitesine sahiptir (OGM, 2025). Karadeniz Bölgesi'nin nemli ikliminde kayın (*Fagus orientalis*), ladin (*Picea orientalis*) ve göknar (*Abies spp.*) türleri yaygınken; Akdeniz Bölgesi'nde kızılçam (*Pinus brutia*) ve maki formasyonu; İç Anadolu ve Doğu Anadolu'da ise karaçam (*Pinus nigra*), sarıçam (*Pinus sylvestris*) ve meşe (*Quercus spp.*) türleri baskındır (Atalay, 2002). Bu çeşitlilik, Türkiye ormanlarının hem biyolojik çeşitlilik hem de karbon depolama potansiyeli bakımından yüksek bir öneme sahip olduğunu göstermektedir.

Son yıllarda ormanların izlenmesi ve değerlendirilmesinde uzaktan algılama (UA) ve coğrafi bilgi sistemleri (CBS) tabanlı yöntemlerin önemi giderek artmaktadır (Wulder vd., 2019). Uydu verilerinden türetilen Normalize Edilmiş Fark Bitki Örtüsü İndeksi (NDVI), bitki örtüsünün yoğunluğu, canlılığı ve fotosentetik aktivitesini değerlendirmek için en yaygın kullanılan göstergelerden biridir (Rouse vd., 1974; Pettorelli vd., 2005). NDVI'nın kolay uygulanabilirliği, farklı zaman ve mekân ölçeklerinde karşılaştırma imkânı sunması, orman ekosistemlerinin dinamik yapısının uzun dönemli olarak izlenmesine olanak sağlamaktadır (Cohen & Goward, 2004). Günümüzde Sentinel-2, Landsat 8/9 ve MODIS gibi uydu platformlarından elde edilen veriler, ormanların zamansal ve mekânsal değişimlerinin yüksek doğrulukla izlenmesine olanak tanımaktadır (Immitzer vd., 2016; Huete vd., 2002). Bununla birlikte, bu sensörler arasında bant genişliği, mekânsal çözünürlük ve radyometrik kalibrasyon farkları nedeniyle NDVI değerlerinde sistematik farklılıklar oluşabilmektedir. Bu durum, sensörler arası veri karşılaştırmalarında dikkatli bir normalizasyon sürecini zorunlu kılmaktadır (Roy vd., 2016). Bu bağlamda, orman ekosistemlerinin sürdürülebilir yönetimi için NDVI temelli sensör harmonizasyonu, tür ayrımı ve yapısal farklılık analizleri, modern ormancılık araştırmalarının öncelikli çalışma alanlarından biri hâline gelmiştir. Türkiye ormanlarında farklı türlerin, gelişim çağlarının ve kapalılık düzeylerinin NDVI değişkenliği üzerindeki etkilerinin belirlenmesi, hem bilimsel hem de uygulamalı ormancılık açısından büyük önem taşımaktadır.

Bu çalışmada, Türkiye'deki saf meşcere tipleri Sentinel-2, Landsat 8/9 ve MODIS verileri kullanılarak NDVI temelli olarak değerlendirilmiş; farklı sensörlerin, tür, çağ ve kapalılık sınıflarının NDVI üzerindeki etkileri karşılaştırmalı bir analiz çerçevesinde ortaya konulmuştur. Böylece, uzaktan algılama temelli göstergelerin ormancılık planlamasında nasıl daha etkin kullanılabileceğine yönelik bilimsel bir temel oluşturulmuştur.

1.2. Orman Ekosistemleri ve Ekosistem Temelli Yaklaşım

Orman ekosistemleri; canlı (flora ve fauna) ile cansız (toprak, su, iklim, jeolojik yapı) bileşenlerin sürekli etkileşim hâlinde bulunduğu, enerji akışı ve madde döngüsünün dinamik biçimde sürdüğü karmaşık sistemlerdir (Bonan, 2008; Spies, 1998). Bu sistemler, fotosentez ve solunum gibi biyokimyasal süreçler aracılığıyla atmosfer, biyosfer ve pedosfer arasında karbon, su ve besin elementlerinin dolaşımını düzenler; dolayısıyla küresel ekosistem dengesinin korunmasında merkezi bir rol üstlenir (Pan vd., 2011).

Orman ekosistemlerinin sağladığı ekolojik işlevler, aynı zamanda insanların ekonomik ve sosyal refahına doğrudan katkı sağlayan çok yönlü hizmetler üretmektedir. Binyıl Ekosistem Değerlendirmesi (MEA, 2005) bu hizmetleri dört ana grupta sınıflandırmıştır:

- Düzenleyici hizmetler: karbon depolama, iklimin düzenlenmesi, su döngüsünün sürdürülmesi ve erozyonun önlenmesi;
- Destekleyici hizmetler: toprak oluşumu, habitat sağlama ve genetik çeşitliliğin korunması;
- Tedarik hizmetleri: odun, reçine, defne, kestane ve mantar gibi ekonomik ürünler;
- Kültürel hizmetler: rekreasyon, eğitim, estetik ve manevi değerler (Díaz vd., 2018; FAO, 2020).

Bu çok boyutlu hizmetler, ormanların yalnızca biyotik çeşitliliği değil, aynı zamanda ekolojik direnç ve toplumsal sürdürülebilirliği destekleyen doğa temelli çözümler (Nature-Based Solutions, NbS) kapsamında değerlendirilmesini gerekli kılmaktadır (IPCC, 2021). Günümüzde ormanlar, karbon nötrlüğü hedeflerine ulaşmak, toprak ve su kaynaklarını korumak ve iklim değişikliğine uyumu sağlamak için stratejik ekosistemler olarak görülmektedir (Seidl vd., 2017; UNECE/FAO, 2020).

Türkiye orman ekosistemleri, sahip oldukları yüksek iklimsel ve topoğrafik çeşitlilik sayesinde çok farklı ekolojik zonları barındırmaktadır. Karadeniz Bölgesi'nin nemli koşullarında kayın (*Fagus orientalis*), ladin (*Picea orientalis*) ve göknar (*Abies spp.*) türleri yayginken; Akdeniz Bölgesi'nde kızılçam (*Pinus brutia*) ve maki formasyonu; İç ve Doğu Anadolu'da karaçam (*Pinus nigra*), sarıçam (*Pinus sylvestris*), ardıç (*Juniperus spp.*) ve meşe türleri (*Quercus spp.*) geniş alanlar kaplamaktadır (Atalay, 2002; OGM, 2022). Bu çeşitlilik, Türkiye ormanlarının genetik kaynak değeri, karbon yutak kapasitesi ve ekolojik dayanıklılığı açısından yüksek bir potansiyel taşıdığını göstermektedir (Tüfekçioğlu & Tüfekçioğlu, 2018).

Son yıllarda iklim değişikliğine bağlı riskler (kuraklık, sıcak hava dalgaları, orman yangınları, zararlılar) orman ekosistemlerinin yapısal bütünlüğünü ve üretkenliğini tehdit etmektedir (Allen vd., 2010; Seidl vd., 2017). Bu nedenle çağdaş ormancılık politikaları, yalnızca üretim hedeflerine değil, ekosistemlerin dayanıklılığını ve adaptasyon kapasitesini artırmaya odaklanan ekosistem temelli yönetim anlayışına yönelmiştir (Grumbine, 1994; Kangas & Kurttila, 2008).

Ekosistem temelli ormancılık yaklaşımı (ETÇAP), ormanların ekonomik, ekolojik ve sosyal fonksiyonlarını bir arada değerlendirerek sürdürülebilirliği esas alır. Bu yaklaşım, klasik üretim odaklı planlamadan farklı olarak; karbon depolama, habitat bütünlüğü, yangın riski azaltımı, su kaynaklarının korunması ve kırsal kalkınma gibi unsurları da karar sürecine entegre eder (FAO, 2015; OGM, 2021). Özellikle ekosistem hizmetlerinin planlamaya dâhil edilmesi, orman yönetiminde yeni bir paradigma değişimini temsil etmektedir.

Türkiye’de bu dönüşümün temel aracı, Orman Genel Müdürlüğü tarafından uygulanan Ekosistem Tabanlı Çok Amaçlı Planlama (ETÇAP) modelidir. ETÇAP, orman alanlarını fonksiyonel birimlere (koruma, üretim, rekreasyon, karbon yönetimi vb.) ayırarak hem ulusal ormancılık politikalarıyla hem de uluslararası sözleşmeler (CBD, Paris Anlaşması, SDG-15) ile uyumlu bir çerçeve oluşturmuştur (OGM, 2021). Bu bağlamda, uzaktan algılama (UA) ve coğrafi bilgi sistemleri (CBS) temelli teknolojilerin planlamaya entegrasyonu, veri tabanlı ve nesnel karar süreçlerinin geliştirilmesinde temel araç hâline gelmiştir (Wulder vd., 2019).

1.3. Uzaktan Algılama ve NDVI’nin Ormancılıktaki Rolü

Uzaktan algılama (UA), elektromanyetik spektrumun farklı bölgelerinden elde edilen yansıma ve yayılma değerleri aracılığıyla yeryüzündeki nesne ve süreçlerin uzaktan gözlemlenmesine olanak tanıyan bir teknolojidir (Lillesand vd., 2015). Bu yöntem, geniş alanlarda hızlı, tekrarlanabilir ve nesnel veri üretimi sağlayarak orman ekosistemlerinin izlenmesi ve değerlendirilmesinde vazgeçilmez bir araç hâline gelmiştir. Özellikle yüksek mekânsal, zamansal ve spektral çözünürlüğe sahip yeni nesil uydu platformları, ormanların zamansal değişimlerinin, tür bileşimlerinin ve yapısal özelliklerinin hassas biçimde izlenmesine olanak tanımaktadır (Wulder vd., 2018; Immitzer vd., 2016).

Ormancılık çalışmalarında uzaktan algılama teknikleri, meşcere tiplerinin sınıflandırılması, kapalılık oranlarının belirlenmesi, biyokütle ve karbon stoklarının tahmini, zararlı etkilerin ve yangın sonrası iyileşme süreçlerinin izlenmesi gibi geniş bir uygulama alanına sahiptir (Coops vd., 2009; Lu vd., 2016). Bu kapsamda, Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) bitki örtüsünün yoğunluğu, canlılığı ve fotosentetik aktivitesini ölçmek için en yaygın kullanılan spektral göstergelerden biri olarak öne çıkmaktadır (Rouse vd., 1974).

NDVI, kırmızı (Red) ve yakın kızılötesi (NIR) bantlardaki yansıma farkının toplamına oranlanmasıyla elde edilir ve formülü aşağıdaki gibidir:

$$NDVI = (NIR - RED) / (NIR + RED)$$

Bu oran, klorofil pigmentlerinin kırmızı bantta güçlü emilimi ile NIR bölgesinde yüksek yansıma özelliğine dayanmaktadır. Dolayısıyla NDVI değeri, fotosentetik olarak aktif yüzeylerin yoğunluğu ile pozitif korelasyon göstermektedir (Gamon vd., 1995; Cohen & Goward, 2004). Yüksek NDVI değerleri genellikle yüksek yaprak alan indeksi (LAI), yoğun taç örtüsü ve güçlü fotosentetik aktiviteye işaret ederken; düşük NDVI değerleri zayıf bitki örtüsü, açıklıklar veya toprak yansıması ile ilişkilidir (Huete vd., 2002; Fensholt & Proud, 2012).

Uzaktan algılama tabanlı NDVI verileri, farklı sensörlerin sağladığı spektral ve mekânsal çözünürlük avantajları sayesinde çok ölçekli analizlerde kullanılabilir. Landsat 8/9, 30 m mekânsal çözünürlüğüyle orman dinamiklerinin uzun dönemli izlenmesinde temel bir veri kaynağıdır (Roy vd., 2016). Sentinel-2, 10–20 m çözünürlükteki bantları ve kırmızı kenar (red-edge) spektral bölgeleriyle, orman tür ayrımı ve fenolojik analizlerde yüksek duyarlılık sağlar (Immitzer vd., 2016; Weiss vd., 2020; Drusch vd., 2012). MODIS sensörü ise düşük mekânsal (250 m) ancak yüksek zamansal çözünürlüğü (1–2 gün) sayesinde, geniş alanlarda fenolojik döngülerin ve karbon yutak dinamiklerinin değerlendirilmesinde kullanılır (Huete vd., 2002; Pettorelli vd., 2005; Justice vd., 2002).

NDVI'nın ormancılıkta kullanım alanı oldukça geniştir. Zararlı, hastalık ve kuraklık kaynaklı stresler fotosentetik aktiviteyi azaltarak NDVI değerlerinde düşüşe neden olduğundan, bu endeks orman sağlığının izlenmesinde etkin biçimde kullanılmaktadır (Coops vd., 2009). NDVI zaman serileri aynı zamanda yangın öncesi, sırası ve sonrasında bitkisel örtüde meydana gelen değişimlerin izlenmesinde önemli bir araçtır; yangın sonrası bitkisel toparlanma hızının nicel olarak belirlenmesine olanak tanır (Chuvieco vd., 2019). Uzun dönemli NDVI serileri, orman alanlarının tarım, mera veya yerleşim alanlarına dönüşümünü güvenilir biçimde ortaya koyarak arazi kullanım ve örtüsü değişimlerinin tespitinde kullanılmaktadır (Naunyal vd., 2023). Ayrıca NDVI eğrileri, ilkbahar yeşermesi, yaz aylarında maksimum fotosentetik aktivite ve sonbaharda yaprak dökümü gibi fenolojik evreleri belirgin biçimde yansıttığından, bitki örtüsünün mevsimsel döngülerinin izlenmesinde de güçlü bir göstergedir (Pettorelli vd., 2005). Bununla birlikte NDVI'nın bazı sınırlılıkları bulunmaktadır. Yüksek yaprak alan indeksine sahip kapalı ormanlarda doyma etkisi (saturation) görülebilir; bu durumda NDVI artan biyokütleyi yeterince ayırt edemez (Dash & Curran, 2004). Ayrıca farklı sensörlerin bant genişliği ve kalibrasyon farklılıkları, ölçek uyumsuzluğu (scale effect) ve karışık piksel (mixed-pixel) sorunlarına yol açabilir (Roy vd.,

2016). Bu sınırlılıkların giderilmesi amacıyla NDVI'nın EVI (Enhanced Vegetation Index) veya SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index) gibi alternatif indekslerle birlikte kullanılması önerilmektedir (Huete vd., 2002; Thenkabail vd., 2016).

1.4. NDVI'nın Sınırlılıkları ve Mevsimsel Dinamikleri

NDVI, bitki örtüsünün yoğunluğunu, canlılığını ve fotosentetik aktivitesini değerlendirmede yaygın biçimde kullanılan güvenilir bir göstergedir. Bununla birlikte, NDVI'nın yorumlanmasında bazı sınırlılıkların dikkate alınması gerekmektedir. En önemli sınırlılıklardan biri doyma etkisidir (saturation effect). Özellikle yaprak alan indeksinin (LAI) 3'ün üzerinde olduğu yoğun ve kapalı orman örtülerinde, kırmızı banttaki emilim ve yakın kızılötesi (NIR) banttaki yansıma belirli bir seviyeden sonra sabitlenmekte; bu da NDVI'nın artan biyokütle miktarını ayırt edememesine yol açmaktadır (Dash & Curran, 2004; Huete vd., 2002). Bu durum, özellikle nemli iklim bölgelerinde yer alan olgun ve sık taç yapılı meşcerelerde NDVI değerlerinin birbirine yakınlaşmasına neden olmaktadır.

Bir diğer sınırlılık zemin yansıması (soil background effect) ve gölgeleme etkisidir (shadowing). Seyrek meşcerelerde veya genç çağ sınıflarında, çıplak toprak ve otsu tabaka yansımaları kırmızı bantta sinyali güçlendirirken NIR yansımasını zayıflatır, bu da NDVI değerlerini olduğundan düşük göstermektedir (Carlson & Ripley, 1997). Benzer biçimde, eğimli arazilerde gölge alanlar yansıtım oranını düşürmekte ve spektral heterojenliği artırmaktadır (Song vd., 2001). Karışık piksel etkisi (mixed-pixel problem), özellikle orta çözünürlüklü sensörlerde (ör. Landsat) orman, tarım ve açıklık alanlarının aynı pikselde bulunması sonucu NDVI değerlerinde belirsizlik yaratabilmektedir (Roy vd., 2016).

NDVI'nın yorumlanmasında sensör farklılıkları da önemli bir hata kaynağıdır. Farklı uydu platformları, bant genişliği, merkez dalga boyu ve radyometrik kalibrasyon açısından farklılık gösterdiğinden, sensörler arası NDVI değerleri doğrudan karşılaştırılamamaktadır (Huete vd., 2002; Fensholt & Proud, 2012). Bu nedenle, çok sensörlü çalışmaların karşılaştırılabilirliği için NDVI harmonizasyonu veya Normalized NDVI Conversion Factor (NNCF) gibi ölçek dönüştürme yaklaşımları kullanılmaktadır (Roy vd., 2016).

NDVI'nın mevsimsel değişimi (phenological dynamics) ise bitki örtüsünün biyofiziksel özellikleriyle doğrudan ilişkilidir. Yaprak döken geniş yapraklı türler, ilkbaharda tomurcuklanma evresinden itibaren NDVI değerlerinde hızlı bir artış sergilemekte, yaz ortasında maksimuma ulaşmakta ve sonbaharda yaprak dökümüyle birlikte azalmaktadır (Zhang vd., 2003; Pettorelli vd., 2005). Buna karşılık, her dem yeşil iğne yapraklı türlerde

NDVI değerleri yıl boyunca daha sabit seyretmekte, yalnızca pigment yoğunluğu ve su stresi gibi fizyolojik değişimlere bağlı olarak küçük dalgalanmalar göstermektedir (White vd., 2009; Gerard vd., 2020). NDVI'nın mevsimsel davranışı iklimsel faktörlerle de kuvvetle ilişkilidir. Özellikle Akdeniz iklim koşullarında yağışın ilkbaharda yoğunlaşması, yaz aylarında ise belirgin kuraklık yaşanması, NDVI'nın yaz ortasında düşmesine neden olabilmektedir (Gouveia vd., 2017). Buna karşılık Karadeniz ikliminde yüksek nem oranı ve daha dengeli yağış rejimi, yaz döneminde fotosentetik aktivitenin en yüksek düzeye ulaşmasını sağlamaktadır (Vogel vd., 2021). Bu çalışmada yalnızca Temmuz 2022 dönemi NDVI verilerinin kullanılması, hem bu mevsimsel dalgalanmayı minimize etmek hem de türler arası karşılaştırılabilirliği artırmak amacıyla tercih edilmiştir. Temmuz ayı, Türkiye'nin büyük bölümünde vejetatif gelişimin maksimum düzeyde olduğu, yaprak dökümünün başlamadığı ve bulutluluk oranlarının en düşük seviyede seyrettiği dönemdir. Bu sayede NDVI'nın hem sensörler arası hem de tür bazında en homojen biçimde ölçülebileceği koşullar elde edilmiştir. Ayrıca bulut ve gölge boşluklarının giderilmesi amacıyla 2019–2022 yılları arasındaki Temmuz ayı verilerinin medyan bileşimi oluşturularak, zamansal istikrar artırılmış ve NDVI'nın yıllık varyasyonu elimine edilmiştir.

1.5. Türlerin Spektral Ayrım Potansiyeli ve NDVI'nın Ekolojik Yorumu

Bitki örtüsünün elektromanyetik spektrum üzerindeki yansıtım davranışı, yaprak morfolojisi, klorofil içeriği, su miktarı ve taç yapısına bağlı olarak değişmektedir (Asner, 1998; Ustin & Gamon, 2010). Bu biyofiziksel farklılıklar, uzaktan algılama temelli spektral indekslerin — özellikle NDVI'nın — bitki türleri arasında ayırt edicilik göstermesini sağlamaktadır. NDVI, kırmızı (Red) banttaki klorofil absorpsiyonu ile yakın kızılötesi (NIR) banttaki yüksek yansıtım arasındaki farkı normalize ederek, bitkilerin fotosentetik etkinliğiyle doğrudan ilişkili bir ölçüt üretir (Rouse vd., 1974; Huete vd., 2002).

Orman ekosistemlerinde geniş yapraklı ve iğne yapraklı türlerin spektral imzaları belirgin biçimde farklılık göstermektedir. Geniş yapraklı türler (örneğin *Fagus orientalis*, *Quercus spp.*, *Castanea sativa*), yüksek yaprak alan indeksi (LAI), geniş yaprak morfolojisi ve yüksek klorofil konsantrasyonu sayesinde kırmızı bantta güçlü bir absorpsiyon, NIR bölgesinde ise yüksek yansıma sergilerler (Gamon vd., 1995; Pettorelli vd., 2005). Buna karşılık, iğne yapraklı türlerde (*Pinus*, *Abies*, *Picea*) dar yaprak geometrisi, düşük klorofil yoğunluğu ve gölge etkisi nedeniyle kırmızı bant absorpsiyonu daha zayıf, NIR yansıması ise

sınırlıdır (Heiskanen, 2006; Carlson & Ripley, 1997). Bu durum, NDVI değerlerinin iğne yapraklı türlerde daha düşük ve daha dar bir dağılım göstermesine yol açmaktadır.

NDVI'nın türler arası farklılıkları yansıtma gücü, yalnızca morfolojik değil, aynı zamanda ekofizyolojik süreçlerle de ilgilidir. Fotosentetik pigmentlerin mevsimsel yenilenme hızı, yaprak su içeriği, taç kapanma oranı ve alt tabaka yansımaları, NDVI sinyalinin spektral kontrastını belirleyen başlıca faktörlerdir (Garrity vd., 2013; Huete vd., 2002). Örneğin, su stresi yaşayan kserofitik türlerde (*Quercus ithaburensis*, *Pinus halepensis*) kırmızı bant yansıtımı artarken, NIR yansıtımı azalır; bu da NDVI değerlerinde düşüşe neden olur (Ceccato vd., 2001). Buna karşılık mezofitik türlerde (*Fagus orientalis*, *Carpinus betulus*) yüksek hücre içi nem ve yaprak pigment doygunluğu, NDVI'nın 0.6–0.8 aralığında seyretmesini sağlar.

NDVI, bu biyofiziksel farkların optik izdüşümünü temsil ettiğinden, türlerin ROC tabanlı ayırım analizlerinde kullanılabilecek güçlü bir parametredir. ROC (Receiver Operating Characteristic) eğrileri, NDVI değerlerinin türler arasında doğru sınıflandırma kapasitesini (AUC – Area Under Curve) ölçmekte; böylece hangi türlerin spektral olarak belirgin, hangilerinin örtüşen dağılımlara sahip olduğunu istatistiksel olarak ortaya koymaktadır (Fensholt & Proud, 2012; Pettorelli vd., 2005). Bu yaklaşım, klasik sınıflandırma yöntemlerinden farklı olarak yalnızca istatistiksel ayrışma düzeyini değil, aynı zamanda NDVI'nın ekolojik tutarlılığını da değerlendirmeye olanak tanımaktadır.

Türkiye orman ekosistemlerinde yürütülen çalışmalarda da NDVI'nın tür ayırımındaki başarısı açıkça ortaya konmuştur. Özellikle Karadeniz Bölgesi'nde kayın (*Fagus orientalis*) ve ladin (*Picea orientalis*) meşcerelerinin fenolojik dönemlerde belirgin NDVI farkları gösterdiği (Yüksel, 2022); Akdeniz Bölgesi'nde ise kızılçam (*Pinus brutia*) ormanlarının maki formasyonlarından NDVI temelli analizlerle güvenilir biçimde ayrılabilirdiği rapor edilmiştir (Naunyal vd., 2023). Bu bulgular, NDVI'nın yalnızca tür tanımlamada değil, aynı zamanda habitat haritalama ve ekolojik izleme çalışmalarında da işlevsel bir araç olduğunu göstermektedir.

Bununla birlikte NDVI'nın tür tanıma gücü, spektral bant genişlikleri ve çözünürlükle doğrudan ilişkilidir. Sentinel-2'nin kırmızı kenar bantları (705–783 nm) ve 10 m mekânsal çözünürlüğü, dar taç yapılı türlerin bile ayırımını mümkün kılar (Immitzer vd., 2016; Weiss vd., 2020), Landsat 8/9'un 30 m çözünürlüğü bazı karışık meşcerelerde tür temelli ayırımı sınırlayabilmektedir (Roy vd., 2016). MODIS ise düşük mekânsal ancak yüksek zamansal çözünürlüğü sayesinde, türlerin fenolojik tepkilerinin zamansal analizinde önemli avantajlar sunar (Pettorelli vd., 2005).

1.6. NDVI Tabanlı Tür Ayrımında Güncel Yaklaşımlar ve Bu Çalışmanın Konumlandırılması (State of the Art)

Son yirmi yılda, uzaktan algılama temelli orman ekosistemi analizleri, spektral indekslerin yanı sıra istatistiksel ve makine öğrenmesi tabanlı yöntemlerin gelişmesiyle birlikte önemli bir dönüşüm geçirmiştir (Fensholt & Proud, 2012; Wulder vd., 2018). Bu dönüşümün merkezinde, NDVI gibi optik temelli göstergelerin ekolojik modelleme, tür tanıma ve ekosistem hizmeti değerlendirmelerinde standardize edilmesi bulunmaktadır. NDVI'nın basit hesaplama yapısı, çok sensörlü uygulamalara uyumlu olması ve fotosentetik aktiviteyle doğrudan ilişkili olması, onu orman sınıflandırmaları için en yaygın kullanılan indeks hâline getirmiştir (Pettorelli vd., 2005; Huete vd., 2002).

Güncel çalışmalarda, NDVI'nın tür tanımlama gücü çoğunlukla yüksek çözünürlüklü uydu verileri (ör. Sentinel-2, PlanetScope, WorldView) ve zamansal analizler ile güçlendirilmiştir. Örneğin, Immitzer vd. (2016) çalışmasında Sentinel-2 kırmızı kenar bantlarının kullanımıyla Avrupa ormanlarında tür sınıflandırma doğruluğu %85'in üzerine çıkarılmıştır. Benzer biçimde, Punalekar vd. (2018) NDVI zaman serilerini kullanarak fenolojik dönemlerin ayrımını optimize etmiş ve tür tanıma doğruluğunu belirgin biçimde artırmıştır. Bu gelişmeler, NDVI'nın yalnızca tek bir zaman diliminde değil, fenolojik döngü boyunca değişiminin izlenmesiyle daha güçlü bir ayırım potansiyeli sunduğunu ortaya koymaktadır.

Bununla birlikte, farklı uydu sensörlerinden elde edilen NDVI verilerinin doğrudan karşılaştırılabilir olmaması literatürde önemli bir sınırlılık olarak vurgulanmaktadır (Roy vd., 2016). Farklı spektral bant genişlikleri, kalibrasyon farklılıkları ve mekânsal çözünürlükler, sensörler arası sistematik sapmalara neden olmaktadır. Bu nedenle son yıllarda çalışmalar, NDVI harmonizasyonu (cross-sensor harmonization) ve ölçek dönüştürme katsayıları (conversion factors) üzerine yoğunlaşmıştır (Fensholt & Proud, 2012; Huete vd., 2002). Bu bağlamda, Normalized NDVI Conversion Factor (NNCF) gibi yeni yaklaşımlar, sensörler arası NDVI farklarını istatistiksel olarak azaltmak için kullanılmaktadır. Böylece çok sensörlü analizlerde karşılaştırılabilirlik ve hata payı kontrolü sağlanabilmektedir.

NDVI tabanlı tür tanımlamada bir diğer yenilik, ROC (Receiver Operating Characteristic) analizi gibi doğruluk temelli yöntemlerin kullanılmasıdır. ROC yaklaşımı, NDVI'nın türler arasında ayırt edici gücünü AUC (Area Under Curve) istatistiğiyle ölçmekte ve her tür için optimum eşik değerleri belirlemeye olanak tanımaktadır (Fawcett, 2006). Bu yöntem, klasik sınıflandırma doğruluk analizlerine (ör. kappa, confusion matrix) kıyasla

değişkenin ayırma performansını daha nesnel biçimde değerlendirmektedir. ROC analizi aynı zamanda ekolojik yorumlama açısından da güçlüdür; zira NDVI'nın biyofiziksel sinyal gücüyle ekosistem özellikleri arasındaki ilişkiyi nicel olarak test etmeye imkân verir (Pettorelli vd., 2005; Garrity vd., 2013).

Son yıllarda geliştirilen hibrit yaklaşımlar, NDVI verilerini makine öğrenmesi algoritmalarıyla bütünleştirerek tür, yaş sınıfı ve karbon stok tahminlerinde yüksek doğruluk sağlamıştır (Naunyal vd., 2023; Wulder vd., 2018). Özellikle Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM) ve Convolutional Neural Network (CNN) gibi algoritmalar, NDVI'nın spektral varyansını ve zamansal dinamiklerini değerlendirerek tür bazlı sınıflandırmaları otomatikleştirmektedir (Weiss vd., 2020). Bununla birlikte, bu algoritmaların başarı düzeyi büyük ölçüde kullanılan NDVI verisinin sensör kalibrasyonuna ve mevsimsel istikrarlılığına bağlıdır.

Türkiye'de yapılan NDVI temelli çalışmalar, genellikle orman sağlığı izleme (Yüksel, 2022), yangın sonrası toparlanma analizi (Uzun vd., 2020) ve arazi kullanım değişimi konularına odaklanmıştır. Ancak, tür tanımlama ve sensörler arası NDVI karşılaştırması konularında sınırlı sayıda çalışma bulunmaktadır. Özellikle farklı sensörlerden elde edilen NDVI verilerinin ROC tabanlı olarak karşılaştırılması ve NNCF katsayılarıyla dönüştürülmesi Türkiye literatüründe henüz sistematik olarak ele alınmamıştır. Bu durum, çok sensörlü NDVI analizlerinin doğruluk ve karşılaştırılabilirlik sorunlarının çözümünde önemli bir araştırma boşluğu oluşturmaktadır.

Bu çalışmanın özgün katkısı, literatürdeki bu boşluğu ROC tabanlı istatistiksel yaklaşım ve NNCF harmonizasyon yöntemi ile birleştirerek gidermesidir. Çalışmada Sentinel-2, Landsat 8/9 ve MODIS sensörlerinden elde edilen NDVI verileri karşılaştırmalı biçimde analiz edilmiş; her sensör için tür, çağ ve kapalılık sınıflarına yönelik optimum NDVI eşik değerleri belirlenmiştir. ROC analizinden türetilen NNCF katsayıları, sensörler arası NDVI dönüşümünün ekolojik tutarlılığını istatistiksel olarak test etmiş; bu yönüyle çalışma, hem ulusal hem de uluslararası düzeyde NDVI temelli tür tanımlama yaklaşımlarına yeni bir standart önerisi getirmiştir. Bu yaklaşım, yalnızca orman türlerinin ayırma değil, aynı zamanda Türkiye ormanlarının uzaktan algılama tabanlı karbon stok ve ekosistem hizmeti analizlerinde veri bütünlüğünün artırılmasına da katkı sağlamaktadır. Böylece çalışma, NDVI'nın ekolojik anlamını istatistiksel olarak güçlendiren, çok sensörlü analizlerde karşılaştırılabilirliği sağlayan ve sürdürülebilir orman yönetimi uygulamalarına doğrudan bilgi sağlayan bir çerçeve sunmaktadır.

1.7. Çalışmanın Bilimsel Boşluk, Amacı ve Özgün Değeri

Uzaktan algılama tabanlı vejetasyon indeksleri, orman ekosistemlerinin izlenmesinde yaygın biçimde kullanılmakla birlikte, farklı sensörlerden elde edilen NDVI verilerinin ölçeksel ve spektral farkları bu verilerin doğrudan karşılaştırılmasını güçleştirmektedir (Roy vd., 2016; Fensholt & Proud, 2012). Özellikle Türkiye gibi yüksek topoğrafik çeşitliliğe, heterojen tür dağılımına ve farklı ekolojik bölgelerde değişken fenolojik döngülere sahip ülkelerde, bu farkların tür tanımlama ve ekosistem modelleme süreçlerine yansması yeterince incelenmemiştir. Mevcut literatür çoğunlukla yangın sonrası izleme (Yüksel, 2022), arazi kullanım değişimi (Çetin vd., 2021) veya vejetasyon trend analizi (Naunyal vd., 2023) konularına odaklanmış; buna karşın tür bazlı NDVI eşiklerinin belirlenmesi, ROC tabanlı performans analizleri ve sensörler arası NDVI harmonizasyonu Türkiye ölçeğinde sistematik olarak ele alınmamıştır. Bu çalışma, söz konusu bilimsel boşluğu doldurmayı hedeflemektedir. Araştırmanın temel amacı, farklı uzaktan algılama sensörlerinden (Sentinel-2, Landsat 8/9 ve MODIS) elde edilen NDVI verilerini karşılaştırmalı olarak değerlendirerek, Türkiye'deki saf meşceredeki türlerin spektral tanınabilirliğini belirlemektir. Bu amaç doğrultusunda;

- NDVI'nin tür, çağ ve kapalılık sınıflarına göre ROC tabanlı ayırt edicilik (AUC) performansı analiz edilmiş,
- Her sensör için optimum NDVI eşik değerleri Youden's J istatistiğiyle belirlenmiş,
- Sensörler arasındaki sistematik ölçek farklarını ortadan kaldırmak üzere Normalized NDVI Conversion Factor (NNCF) katsayıları türetilmiş,
- Ve nihayetinde, sensör ölçeğinden bağımsız, ekolojik olarak anlamlı NDVI eşiklerinin tür düzeyinde standardize edilmesi sağlanmıştır.

Bu bütünleşik yaklaşım, NDVI'nin yalnızca bir spektral indeks değil, aynı zamanda ekolojik temelli bir sınıflandırma değişkeni olarak kullanılabileceğini göstermektedir. ROC analizinin istatistiksel gücü, NDVI dağılımlarının türler, yaş grupları ve kapalılık düzeyleri arasında ne ölçüde ayrıştığını nicel biçimde ortaya koyarken, NNCF katsayıları sensör ölçeğindeki sapmaların giderilmesini sağlamaktadır. Böylece elde edilen bulgular, NDVI verilerinin çok sensörlü harmonizasyonuna yönelik Türkiye'deki ilk kapsamlı örneklerden birini temsil etmektedir.

Çalışmanın özgün değerleri şu şekilde özetlenebilir:

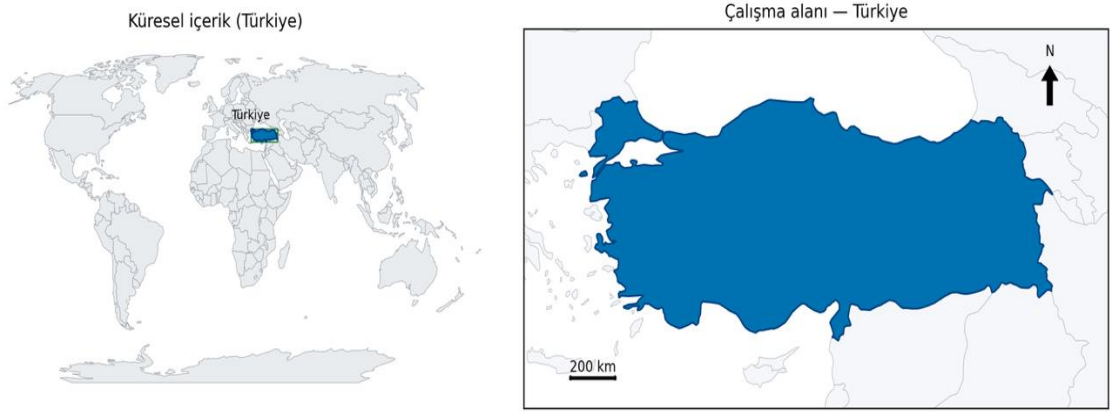
1. Çok sensörlü yaklaşım: MODIS, Landsat 8/9 ve Sentinel-2 verileri aynı çerçevede karşılaştırılarak, NDVI'nın ölçek ve çözünürlük temelli varyasyonu istatistiksel olarak test edilmiştir.
2. ROC temelli eşikleme: Tür tanımlama doğruluğu, klasik sınıflandırma doğruluk ölçütleri yerine AUC performansına dayalı olarak değerlendirilmiş; bu yönüyle çalışma, NDVI analizlerine yenilikçi bir doğruluk ölçüm yaklaşımı kazandırmıştır.
3. NNCF harmonizasyonu: Farklı sensörlerden elde edilen NDVI verileri arasındaki sistematik farklar, normalize dönüşüm katsayıları (NNCF) ile giderilerek veri bütünlüğü sağlanmıştır.
4. Ekolojik yorumlama: NDVI varyasyonları, yalnızca istatistiksel değil; taç morfolojisi, yaprak alan indeksi (LAI), klorofil yoğunluğu ve su içeriği gibi biyofiziksel parametrelerle ilişkilendirilmiştir.
5. Uygulama potansiyeli: Elde edilen NDVI eşik değerleri, orman amenajman planlarının güncellenmesi, ekosistem hizmetlerinin (ör. karbon tutma) modellenmesi ve tür dağılım haritalarının doğrulanması için kullanılabilir niteliktedir.

Sonuç olarak hazırlanan tez, uzaktan algılama verilerinin ekolojik yorum gücünü istatistiksel sağlamlıkla birleştirerek, orman türlerinin tanınabilirliği konusunda ölçekler arası geçerliliği yüksek bir metodolojik çerçeve ortaya koymaktadır. Çalışma, hem ulusal düzeyde sürdürülebilir ormancılık planlaması hem de uluslararası düzeyde sensör temelli veri harmonizasyonu araştırmaları için referans niteliğinde bir örnek teşkil etmektedir.

2. MATERYAL VE METOT

2.1. Çalışma Alanı ve Veriler

Çalışma alanı, Türkiye genelindeki farklı ekolojik bölgeleri kapsamakta olup, orman ekosistemlerinin coğrafi çeşitliliğini temsil edecek şekilde seçilmiştir (Şekil 1). Böylece tek bir orman bölgesine değil, ülke genelinde yayılış gösteren ana ağaç türlerine odaklanılmıştır.



Şekil 1. Türkiye'nin Coğrafi Konumu

Analizlerde kullanılan referans orman verileri, Orman Genel Müdürlüğü (OGM) tarafından hazırlanan meşcere haritalarından elde edilmiştir. Bu veri seti, tür bileşimi, çağ sınıfı, kapalılık oranı ve alan bilgilerini içermekte olup, Türkiye ormanlarının ağaç türü bazında dağılımını gösteren en güncel ve kapsamlı ulusal kaynaktır.

NDVI (Normalize Edilmiş Fark Bitki Örtüsü İndeksi) hesaplamaları üç farklı uzaktan algılama sensöründen elde edilen uydu görüntülerine dayanmaktadır: Sentinel-2 MSI (ESA), Landsat 8/9 OLI (USGS/NASA) ve MODIS MOD13Q1 (NASA). Bu sensörler sırasıyla 10 m, 30 m ve 250 m mekânsal çözünürlüğe sahip olup, 2019–2022 yılları arasındaki Temmuz dönemlerine ait yansıtım (surface reflectance) ürünleri kullanılmıştır.

Temmuz ayı, geniş yapraklı türlerde maksimum yaprak alan indeksinin (LAI) görüldüğü, ibreli türlerde ise yıl boyunca gözlenen spektral stabilitenin en yüksek olduğu dönemdir. Böylece, elde edilen NDVI değerlerinin mevsimsel değişimlerden etkilenmeden türlerin karakteristik spektral davranışlarını yansıtması sağlanmıştır.

Uydu görüntüleri Copernicus Data Space Ecosystem (Sentinel-2), USGS EarthExplorer (Landsat) ve NASA LP-DAAC (MODIS) portallarından temin edilmiştir. Tüm rasterlar WGS-84 datumunda; Türkiye kapsamı nedeniyle UTM Zone 35–37N aralığında mozaiklenmiş, analizlerde tek grid üzerinde işlem yapılabilmesi için ortak grid ve nearest-neighbour yeniden örnekleme uygulanmıştır.

2.2. NDVI Verilerinin Elde Edilmesi

NDVI, bitki örtüsünün fotosentetik aktivitesini ve klorofil yoğunluğunu temsil eden bir yansıma indeksidir ve şu formül ile hesaplanmıştır:

$$NDVI = (NIR - RED) / (NIR + RED)$$

Her bir sensör için kullanılan bant kombinasyonları şu şekildedir:

- Sentinel-2 MSI: NIR = Band 8 (842 nm), RED = Band 4 (665 nm)
- Landsat 8/9 OLI: NIR = Band 5 (865 nm), RED = Band 4 (655 nm)
- MODIS MOD13Q1: NIR = Band 2 (858 nm), RED = Band 1 (645 nm)

NDVI hesaplamaları Google Earth Engine (GEE) ortamında gerçekleştirilmiş, atmosferik düzeltme işlemleri sensörlere özgü algoritmalar (Sen2Cor, LaSRC) kullanılarak uygulanmıştır. Bulut/gölge/kar maskelemesi için Sentinel-2 QA60 + SCL (Scene Classification Layer), Landsat 8/9 QA_PIXEL, MODIS VI_Quality bantları kullanılmış; sadece yüksek kalite (good data) pikseller analize dahil edilmiştir. MODIS verileri yüzey yansıtım düzeyinde sağlandığı için ek işlem gerektirmemiştir. Elde edilen NDVI rasterları ArcGIS Pro 3.x ortamında organize edilmiştir. Her sensör için 2022 Temmuz tekil kompozit raster üretilmiş; NDVI doğal aralığında (−1..1) korunmuş, analizlerde [0..1] pozitif NDVI alt kümesi kullanılmıştır.

2.3. Eksik Veri Tamamlama (Gap-Fill) Süreci

2022 Temmuz görüntülerinde bulut ve gölge maskesi nedeniyle oluşan veri boşlukları (NoData pikseller) 2019–2021 yıllarına ait Temmuz NDVI değerleri kullanılarak tahmin edilmiştir. Bu işlem yalnızca veri bütünlüğünü sağlamak amacıyla yapılmış, zaman serisi

analizi amacı taşımamıştır. Eksik pikseller öncelikle aynı sensörün 2019–2022 Temmuz median değerlerinden tamamlanmış, eksik kalan bölgelerde çapraz sensör dönüşümü uygulanmıştır. Bu çalışmada NNCF (Normalized NDVI Conversion Factor), sensör çiftleri arasında aynı dönem ve aynı tür için elde edilen optimum ROC eşiği (T) oranı ve destekleyici olarak poligon ortalaması NDVI üzerinden kurulan robust lineer kalibrasyon eğiminin medyanı olarak tanımlanmıştır. Formel olarak, sensör A ve B için: $NNCF_{\{A/B\}} = T_A / T_B$, ayrıca $NDVI_A = \alpha + \beta \cdot NDVI_B$ için $\beta_{\{robust\}}$ (Theil–Sen) hesaplanmış; iki ölçütün medyanı dönüşüm katsayısı olarak kullanılmıştır. Tür×sensör kombinasyonunda $n \geq 500$ koşulu sağlanmayan hücreler dönüştürmeye dahil edilmemiştir.

Bu dönüşüm için sensörler arası Normalized NDVI Conversion Factor (NNCF) katsayıları kullanılmıştır. Piksel düzeyinde doldurulamayan küçük boşluklar, aynı türün yer aldığı eko-bölge × yükselti bandı ortalamasıyla tamamlanmıştır. Gap-fill oranı %30’un üzerinde olan poligonlar analiz dışı bırakılmış; hem tamamlanmış hem de yalnızca özgün NDVI değerlerinden oluşan alt küme üzerinde istatistiksel testler yürütülmüştür.

2.4. Saf Meşcere Seçimi ve Poligon İşlemleri

Referans veriler, OGM meşcere haritalarındaki tür, çağ, kapalılık ve alan özniteliklerine dayanmıştır. Çalışmada yalnızca saf meşcere dikkate alınmış, yani baskın tür oranı %80’in üzerinde olan poligonlar değerlendirmeye alınmıştır. Bu oran literatürde yaygın kullanılan tür-dominans eşiğiyle (FAO, 2016; Chuvieco, 2019) uyumludur. Çalışmada yer alan saf meşcereler **Tablo 1**’de verilmiştir.

Tablo 1. Çalışmada Analiz Edilen Saf Meşcere Türleri ve Piksel Sayıları

No	Tür Adı	Türkçe Adı	Piksel Sayısı (n)	Ekolojik Grup	Yayılış Alanı
1	<i>Fagus orientalis</i>	Kayın	187,021	Mezofitik	Nemli, gölgeli yamaçlar
2	<i>Carpinus betulus</i>	Gürgen	7,422	Mezofitik	Orta kuşak karışık ormanlar
3	<i>Quercus petraea</i>	Sapsız meşe	49,197	Mezofitik	Orta nemli yükseltiler
4	<i>Castanea sativa</i>	Kestane	6,952	Mezofitik	Nemli Karadeniz ormanları
5	<i>Corylus avellana</i>	Fındık	14,080	Mezofitik	Alt tabaka baskın tür
6	<i>Quercus sp.</i>	Meşe (genel)	235,626	Mezofitik	Yaygın dağılım
7	<i>Abies nordmanniana</i>	Gökmar	21,300	Mezofitik–soğuk	Nemli yüksek kuşak ormanları
8	<i>Pinus nigra</i>	Karaçam	751,852	Kserofitik	Orta kuşak, yarı kurak eğimler
9	<i>Pinus sylvestris</i>	Sarıçam	251,228	Kserofitik	Yüksek dağlık alanlar
10	<i>Picea orientalis</i>	Ladin	36,024	Mezofitik	Serin, nemli kuzey yamaçlar

Tablo 1'in devamı

11	<i>Pinus brutia</i>	Kızılçam	824,505	Kserofitik	Akdeniz ve Ege kuşağı
12	<i>Cedrus libani</i>	Sedir	48,033	Kserofitik	Yüksek rakımlı kurak bölgeler
13	<i>Pinus pinea</i>	Fıstık çamı	36,740	Kserofitik	Kıyusal alanlar
14	<i>Pinus halepensis</i>	Halep çamı	584	Kserofitik	Akdeniz düşük yükseltiler
15	<i>Eucalyptus sp.</i>	Okaliptus	782	Egzotik	Plantasyon alanları
16	<i>Quercus ithaburensis</i>	Palamut meşesi	1,097	Kserofitik	Güneybatı Anadolu
17	<i>Juglans regia</i>	Ceviz	1,891	Mezofitik	Tarım–orman geçiş zone
18	<i>Quercus infectoria</i>	Mazı meşesi	4,280	Kserofitik	Güneydoğu Anadolu
19	<i>Laurus nobilis</i>	Defne	214	Kserofitik	Akdeniz kıyı kuşağı
20	<i>Arbutus andrachne</i>	Kızılcık	27	Kserofitik	Kuru ve taşlı yamaçlar
21	<i>Cupressus sempervirens</i>	Servi	465	Kserofitik	Kurak bölgeler, plantasyonlar
22	<i>Liquidambar orientalis</i>	Günlük ağacı	103	Mezofitik	Nemli Güneybatı vadiler
23	<i>Acer campestre</i>	Akçaağaç	30	Mezofitik	Karasal geçiş zonları
24	<i>Ceratonia siliqua</i>	Harnup	167	Kserofitik	Akdeniz alt kuşağı
25	<i>Quercus cerris</i>	Mazı meşesi varyantı	428	Kserofitik	İçbatı Anadolu
26	<i>Pinus radiata</i>	Radiata çamı	298	Egzotik	Deneyisel plantasyonlar
27	<i>Alnus glutinosa</i>	Kızılağaç	13,212	Mezofitik	Akarsu kenarları

Not: *Quercus infectoria* ve *Quercus cerris* literatürde farklı ‘mazı’ adlarıyla anıldığından, bu çalışmada ayrı tür girişleri olarak ele alınmıştır.

Sınır piksel karışımını (mixed pixel) azaltmak için Sentinel-2’de 1 piksel (=10 m), Landsat 8/9’da 1 piksel (=30 m) ve MODIS’de 1 piksel (=500 m) içe tampon uygulanmıştır. Bu seçim, çözünürlüğe eşdeğer iç tampon yaklaşımı ve sınır etkilerinin giderilmesine yönelik literatürle uyumludur (örn., Fassnacht vd., 2016; Watzig vd., 2023; Bazzi vd.). Böylece türler arası geçiş bölgelerindeki yansıma farklarının analiz sonuçlarını etkilemesi önlenmiştir. Her saf meşcere poligonu, tür, çağ sınıfı (I–V) ve kapalılık oranı (%10–100) değişkenleriyle etiketlenmiştir. NDVI değerleri rasterlardan Zonal Statistics as Table aracıyla çıkarılmış, her poligonun NDVI ortalama, minimum, maksimum ve standart sapma değerleri hesaplanmıştır. Poligon ortalaması, o meşcereyi temsil eden tekil NDVI değeri olarak analizlerde kullanılmıştır.

2.5. İstatistiksel Analiz Yaklaşımı

Bu çalışmada istatistiksel analizler iki temel hedef doğrultusunda yürütülmüştür:

- NDVI değerlerinin tür, çağ sınıfı, kapalılık oranı ve sensör tipine göre farklılık gösterip göstermediğini belirlemek,
- ROC analizleri aracılığıyla sensör bazında NDVI eşik değerlerini karşılaştırmak ve bu değerleri tür düzeyinde harmonize ederek ekolojik ayırt gücünü test etmek.

NDVI verilerinin dağılım özellikleri Shapiro–Wilk ve Levene testleriyle kontrol edilmiş, varyans homojenliği sağlanmadığı için klasik ANOVA yerine Welch ANOVA testi uygulanmıştır. Anlamlı fark ($p < 0.05$) saptanan faktörlerde, farkın hangi gruplar arasında oluştuğunu belirlemek amacıyla Games–Howell post-hoc testi kullanılmıştır. Bu analizlerde her faktör (tür, sensör, çağ, kapalılık) için ortalama $\pm$ standart hata (SE), F istatistiği, serbestlik derecesi ve anlamlılık düzeyi (p) raporlanmıştır. NDVI dağılımları ayrıca boxplot ve violin grafikleriyle görselleştirilmiştir.

2.6. NDVI Eşik Değerlerinin Belirlenmesi (q05–q95 Aralıkları)

Her sensör için tür, çağ ve kapalılık sınıfına göre NDVI değerlerinin alt ve üst sınırları belirlenmiştir. NDVI dağılımlarının uç değerlerden etkilenmemesi amacıyla klasik min–max yerine robust quantile yöntemi kullanılmıştır. Bu kapsamda 5. ve 95. yüzdeler (q05–q95) NDVI eşik aralığını temsil etmektedir. Elde edilen bu aralıklar, ROC analizleriyle bütünleştirilerek tür ve yapı sınıfları bazında güvenilir spektral sınırlar oluşturulmuştur.

2.6.1. Receiver Operating Characteristic (ROC Analizi) ve Tür Bazlı Eşik Değerleri

Her bir tür için NDVI’nın ayırıştırma gücünü test etmek amacıyla **one-vs-rest** analizi uygulanmıştır. Pozitif sınıf, ilgili türün saf meşcerelerini; negatif sınıf, aynı ekolojik koşullardaki diğer türleri temsil etmiştir. ROC eğrisi altındaki alan (AUC) NDVI’nın türü ayırt etme başarısını göstermiştir. Optimum NDVI eşik değeri, Youden’s J istatistiği ($J = \text{TPR} - \text{FPR}$) kullanılarak belirlenmiş, ayrıca F1 ve Matthews Correlation Coefficient (MCC) değerleriyle desteklenmiştir. ROC analizleri sensör bazında ayrı ayrı yürütülmüş, böylece her tür için Sentinel-2, Landsat 8/9 ve MODIS’e karşılık gelen NDVI eşikleri hesaplanmıştır.

2.6.2. Çağ ve Kapalılık ROC Analizleri

ROC yaklaşımı yalnızca türler için değil, çağ ve kapalılık grupları için de uygulanmıştır. Bu analizlerde pozitif sınıf ilgili çağ veya kapalılık kategorisini, negatif sınıf ise diğer sınıfları temsil etmiştir. Böylece NDVI’nın orman yapısal özelliklerini (ör. genç-olgun meşcere ayrımı, sık-seyrekle kapalılık farkı) ayırt etme duyarlılığı (AUC) test edilmiştir. Bu adım, NDVI’nın sadece tür farklarını değil, aynı zamanda orman yapısının spektral yansımalarını da doğru şekilde temsil edip etmediğini değerlendirmek için kritik önemdedir.

2.6.3. ROC–NNCF Entegrasyonu ve Sensörler Arası Dönüşüm

ROC analizlerinden elde edilen optimum NDVI eşikleri, sensörler arası dönüşüm katsayılarının (Normalized NDVI Conversion Factor – NNCF) hesaplanmasında kullanılmıştır. Her sensörün medyan optimum NDVI değeri, Landsat 8/9’un medyan eşiğine oranlanarak aşağıdaki eşitlikler yardımıyla NNCF katsayısı elde edilmiştir:

$$NNCF_{\text{Sentinel/Landsat}} = T_{\text{Sentinel}}/T_{\text{Landsat}}$$

$$NNCF_{\text{MODIS/Landsat}} = T_{\text{MODIS}}/T_{\text{Landsat}}$$

Burada T optimum NDVI eşiğini, NNCF ise sensörler arası dönüşüm katsayısını temsil etmektedir. Bu katsayılar, sensör farklarının NDVI ölçümlerine yansıma derecesini göstererek, farklı çözünürlüklü veriler arasında doğrusal dönüşüm yapılmasını sağlamıştır.

2.6.4. Tür Bazında NDVI_h (Harmonize NDVI) ROC Analizi

NNCF katsayıları kullanılarak her pikselin NDVI değeri Landsat ölçeğine normalize edilmiştir. Böylece sensör kaynaklı sistematik farklar giderilerek, yalnızca türlerin spektral ve fizyolojik özelliklerini yansıtan NDVI_h (harmonize NDVI) değeri elde edilmiştir. Her tür için NDVI_h üzerinden yeniden ROC analizi yapılmış, AUC, optimum NDVI_h eşiği, ve %5–95 dağılım aralıkları belirlenmiştir. Bu analiz, türlerin sensör bağımsız spektral özgünlüklerini (distinctiveness) nicel olarak tanımlamayı amaçlamıştır. Ayrıca Welch ANOVA ve Games–Howell post-hoc testleri, türlerin NDVI_h tabanlı AUC farklarının istatistiksel anlamlılığını test etmek için uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar, türler arası spektral ayırt gücünün yalnızca sensör farklarından değil, yaprak morfolojisi, taç mimarisi ve klorofil doygunluğu gibi ekofizyolojik faktörlerden kaynaklandığını göstermiştir.

2.7. Yazılım ve Analiz Ortamı

Tüm analizler Python (v3.11) ortamında yürütülmüş ve açık kaynak kütüphaneler kullanılmıştır.

- pandas, numpy: veri düzenleme ve istatistiksel hesaplamalar
- pingouin: Welch ANOVA ve Games–Howell testleri
- scikit-learn: ROC analizi ve AUC hesaplamaları
- matplotlib, seaborn: görsel analizler (boxplot, violin, ROC eğrileri)

Veri işlemleri ArcGIS Pro 3.x, analiz kodları ise Jupyter Notebook ortamında gerçekleştirilmiştir. Tüm süreç, tekrarlanabilirlik amacıyla Python betikleri ve arcpy model dosyalarıyla kayıt altına alınmıştır.

2.8. Analiz İş Akışı (Workflow)

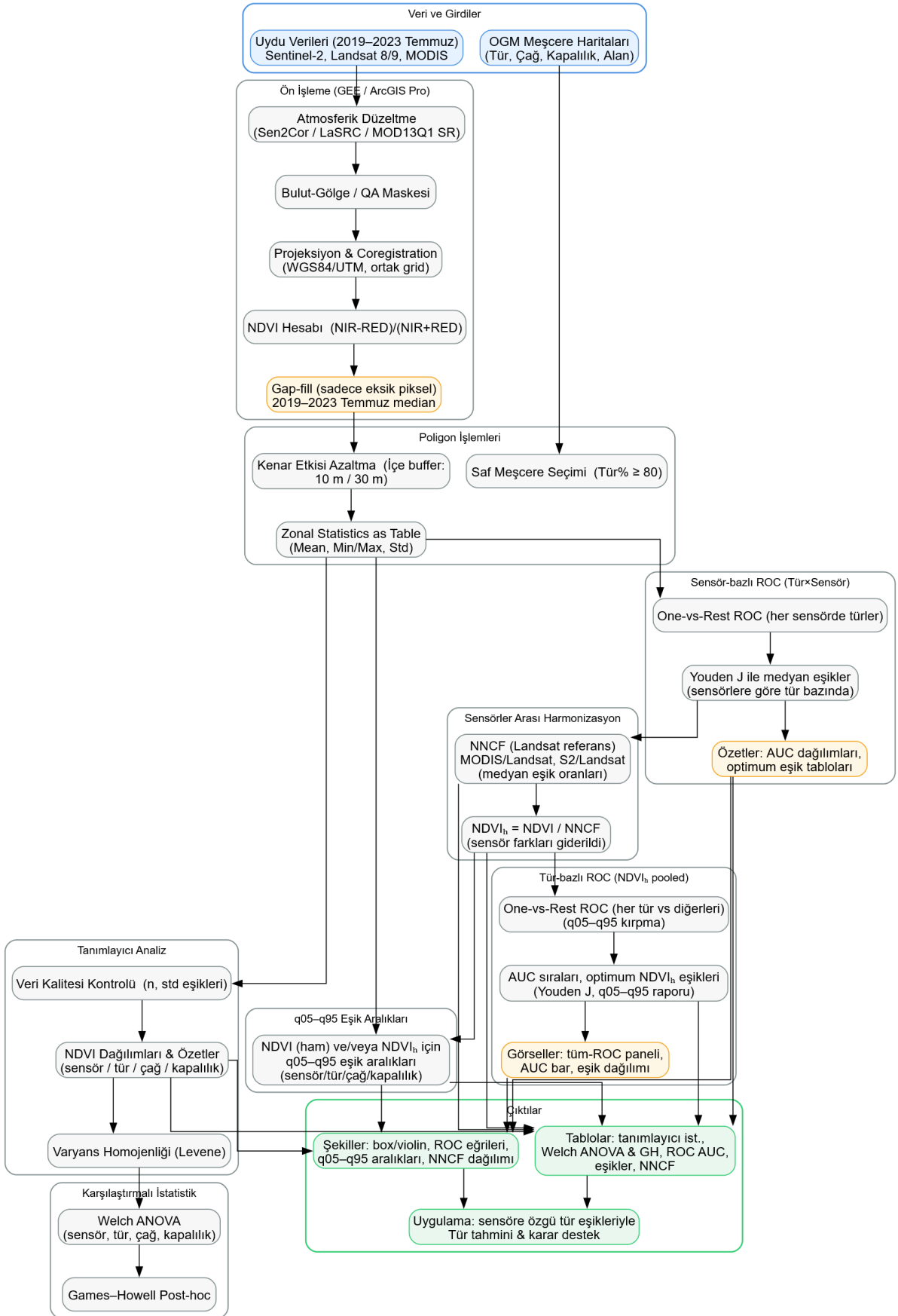
Bu çalışmada uygulanan yöntemsel süreç, veri toplama, işleme ve analiz aşamalarının bütünleşik bir yapıda yürütülmesini sağlayacak biçimde kurgulanmıştır (Şekil 1). İş akışı, mekânsal veri üretimi ve istatistiksel modelleme aşamalarını birbirine bağlayan üç temel bileşenden oluşmaktadır: **(i)** uydu tabanlı NDVI veri üretimi, **(ii)** saf meşcere temelli öznetelik çıkarımı ve **(iii)** istatistiksel analiz ve sensör karşılaştırmaları.

İlk aşamada, 2019–2022 yılları arasında Temmuz ayına ait Sentinel-2, Landsat 8/9 ve MODIS uydu görüntüleri Google Earth Engine (GEE) platformu üzerinden elde edilmiş; atmosferik düzeltme, bulut/gölge maskesi ve mekânsal harmonizasyon işlemleri uygulanmıştır. Her sensör için yüzey yansıtım düzeyinde NDVI rasterları üretilmiş ve tüm rasterlar WGS-84 / UTM koordinat sistemine dönüştürülmüştür.

İkinci aşamada, Orman Genel Müdürlüğü'nün meşcere verileri kullanılarak saf meşcere poligonları belirlenmiş, bu poligonlar tür, çağ sınıfı ve kapalılık oranı öznetelikleriyle etiketlenmiştir. Her poligon için rasterlardan Zonal Statistics yöntemiyle ortalama NDVI değerleri çıkarılmış ve bu veriler Python ortamında analiz tablolarına dönüştürülmüştür.

Üçüncü aşamada, NDVI verileri üzerinde istatistiksel değerlendirmeler gerçekleştirilmiştir. Öncelikle NDVI dağılımlarının normallik ve varyans homojenliği varsayımları test edilmiş; ardından Welch ANOVA ve Games–Howell post-hoc testleriyle tür, çağ, kapalılık ve sensör bazında fark analizleri yapılmıştır. Elde edilen q05–q95 aralıkları, ROC analizleriyle bütünleştirilerek NDVI eşik değerleri belirlenmiş; ROC sonuçları sensörler arası dönüşüm katsayıları (NNCF) ile entegre edilmiştir. Böylece tür, çağ ve kapalılık bazında sensörler arası spektral farklar hem istatistiksel hem de fonksiyonel düzeyde karşılaştırılmıştır.

Son aşamada, elde edilen tüm analiz çıktıları görselleştirilmiş ve ArcGIS Pro, Python (pandas, seaborn, matplotlib) ve Excel ortamlarında tablolastırılmıştır. Bu süreç, tekrar üretilebilir (reproducible) bir veri iş akışı oluşturmak amacıyla hem arcpy model dosyası hem de Python betikleri ile dokümanite edilmiştir.



Şekil 2. Çalışmanın Veri İşleme ve Analiz İş Akışı

3. BULGULAR VE TARTIŞMA

3.1. Veri Künyesi ve Tanımlayıcı İstatistikler

Bu çalışmada kullanılan temel veri seti, Türkiye genelindeki orman ekosistemlerini temsil eden saf meşcere poligonlarına ait NDVI (Normalize Edilmiş Fark Bitki Örtüsü İndeksi) değerlerinden oluşmaktadır. Veri seti, Orman Genel Müdürlüğü (OGM) tarafından sağlanan meşcere haritalarıyla entegre edilmiş olup, her poligon tür, çağ sınıfı, kapalılık oranı ve alan bilgilerini içermektedir. NDVI değerleri, Sentinel-2, Landsat 8/9 ve MODIS sensörlerinden 2019–2022 yıllarına ait Temmuz ayı görüntülerinden türetilmiştir. Bu dönem, geniş yapraklı türlerde yaprak alan indeksinin (LAI) maksimuma ulaştığı ve ibreli türlerde yıllık fotosentetik stabilitenin en yüksek olduğu zaman aralığı olması nedeniyle tercih edilmiştir.

Çalışmada kullanılan her sensör için atmosferik düzeltme (Sentinel-2 için Sen2Cor, Landsat 8/9 için LaSRC), bulut ve gölge maskesi, geometrik hizalama ve ortak projeksiyon işlemleri uygulanmıştır. Ardından, 2022 Temmuz ayına ait NDVI rasterları esas alınarak, bulutlu veya boşluklu alanlar 2019–2022 Temmuz dönemindeki median NDVI değerleriyle doldurulmuştur. Tüm raster veriler WGS-84 datumunda, UTM koordinat sisteminde standardize edilmiştir.

Veri tabanında toplam 2.49 milyon NDVI kaydı bulunmaktadır. Her kayıt, belirli bir sensörün (Sentinel-2, Landsat 8/9 veya MODIS) aynı poligon üzerindeki NDVI değerini temsil etmektedir. NDVI değerleri 0 ile 1 arasında normalize edilmiş olup, negatif yansımalara sahip pikseller analiz dışı bırakılmıştır. Sensörlere göre tanımlayıcı istatistikler Tablo 2’de sunulmuştur.

Tablo 2. Sensör Bazında NDVI Tanımlayıcı İstatistikleri

<i>Sensör</i>	<i>Ortalama NDVI</i>	<i>Standart Sapma</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maksimum</i>	<i>N</i>
<i>Landsat 8/9</i>	0.274	0.081	0.000	0.641	1 061 417
<i>Sentinel-2</i>	0.554	0.153	0.000	0.949	771 656
<i>MODIS</i>	0.606	0.161	0.016	0.971	660 420

Tanımlayıcı istatistikler, sensörler arasında belirgin NDVI farklılıkları bulunduğunu göstermektedir. MODIS verileri ortalama 0.606 NDVI değeriyle en yüksek yansıtım düzeyine sahip iken, Landsat 8/9 verileri 0.274 ortalama ile en düşük değeri göstermiştir. Bu fark, sensörlerin mekânsal çözünürlüklerinden ve spektral bant genişliklerinden kaynaklanmaktadır. MODIS'in düşük mekânsal (250 m) ancak yüksek zamansal çözünürlüğü, heterojen alanlarda spektral ortalamayı artırarak NDVI değerlerini yükseltmektedir. Buna karşılık, 30 m çözünürlüklü Landsat 8/9 verileri, karışık piksellerin etkisini daha güçlü biçimde yansıtmakta ve buna bağlı olarak ortalama NDVI değerleri daha düşük çıkmaktadır. Sentinel-2 verileri ise 10 m çözünürlüğüyle bu iki uç arasında yer almakta, daha detaylı taç yapısı yansımalarını yakalayabilmektedir.

Tanımlayıcı istatistikler, sensörler arasında sistematik NDVI farklılıklarına işaret etmektedir. Bu farkların olası kaynakları (mekânsal çözünürlük, zamansal kompozitleme, bant merkezleri ve piksel heterojenliği) ayrıntılı olarak 'ANOVA ve ROC bulgularının tartışması' bölümünde ele alınacaktır.

3.2. Varyans Homojenliği (Levene Testi) Bulgusu

NDVI değerlerinin dağılımlarının homojenliğini değerlendirmek amacıyla yapılan Levene testi, tüm bağımsız değişkenler (Sensör, Tür, Çağ sınıfı ve Kapalılık) için varyansların istatistiksel olarak anlamlı biçimde heterojen olduğunu göstermiştir ($p < 0.05$). Bu durum, NDVI verilerinin farklı faktörlere bağlı olarak değişkenlik gösterdiğini ve klasik tek yönlü ANOVA varsayımlarını karşılamadığını ortaya koymaktadır. Tablo 3'de görüldüğü üzere, özellikle sensör kaynaklı varyans farkı ($F = 205\ 053.31$, $p < 0.001$) oldukça yüksek olup, farklı uydu sensörlerinden elde edilen NDVI değerlerinin ölçüm ölçeği, spektral bant genişliği ve mekânsal çözünürlük farklarından kaynaklandığı düşünülmektedir. Benzer şekilde, tür ($F = 783.63$, $p < 0.001$), çağ sınıfı ($F = 3\ 038.94$, $p < 0.001$) ve kapalılık oranı ($F = 12\ 958.36$, $p < 0.001$) değişkenlerinde de varyans homojenliği sağlanmamıştır. Bu sonuçlar, NDVI değerlerinin hem sensör teknolojisine hem de ekolojik ve yapısal faktörlere duyarlı bir değişken olduğunu göstermektedir. Dolayısıyla, varyans homojenliği varsayımını gerektirmeyen Welch ANOVA testi sonraki analizlerde kullanılmıştır.

Tablo 3. NDVI Değerleri İçin Levene Homojenlik Testi Sonuçları

<i>Faktör</i>	<i>Levene F</i>	<i>p-değeri</i>	<i>Homojenlik durumu</i>
<i>Sensor</i>	214,153.48	< 0.001	Heterojen ($p < 0.05$)
<i>Tür</i>	543.06	< 0.001	Heterojen ($p < 0.05$)
<i>Çağ</i>	3,356.99	< 0.001	Heterojen ($p < 0.05$)
<i>Kapalılık</i>	14,758.42	< 0.001	Heterojen ($p < 0.05$)

Levene testi sonuçları, NDVI'nın doğası gereği homojen olmayan bir değişken olduğunu göstermektedir. NDVI, hem sensörün teknik özelliklerinden hem de ekosistem bileşenlerinin yapısal farklılıklarından etkilendiği için varyansların homojen kalması beklenmez. Özellikle farklı sensörlerin mekânsal çözünürlükleri (MODIS 250 m, Landsat 30 m, Sentinel-2 10 m) ve bant genişlikleri, aynı meşcere üzerinde ölçülen yansıma yoğunluğunu sistematik olarak değiştirir. Ayrıca türlerin taç yapısı, yaprak morfolojisi, fenolojik dönemleri ve kapalılık oranları arasındaki farklar, spektral yanıtın heterojenliğini artırarak NDVI varyansını yükseltmektedir. Bu durum, literatürde de benzer biçimde rapor edilmiştir (Asner 1998; Song vd.. 2021), özellikle heterojen orman örtüsüne sahip bölgelerde NDVI varyansının yüksek olduğu belirtilmektedir. Dolayısıyla, varyans homojenliği varsayımının ihlali yalnızca istatistiksel bir sonuç değil, aynı zamanda NDVI'nın ekolojik duyarlılığının bir göstergesidir. Bu nedenle Welch ANOVA'nın tercih edilmesi, hem istatistiksel hem de ekolojik açıdan doğru bir yaklaşımdır.

3.3. NDVI Değerlerinin Faktörlere Göre Karşılaştırılması

NDVI eşik değerlerinin belirlenmesine geçmeden önce, öncelikli olarak orman ekosistemlerinde NDVI dağılımlarının temel belirleyicilerini ortaya koymak amacıyla faktör bazlı (sensör, tür, çağ sınıfı ve kapalılık oranı) karşılaştırmalar yapılmıştır. Bu analizlerin amacı, NDVI varyasyonunun hangi ölçüde teknik (sensör kaynaklı) ve ekolojik (tür, yaş, yapı yoğunluğu) faktörlerden etkilendiğini nicel olarak ortaya koymaktır. Bu analiz aynı zamanda NDVI'nın orman yapısal parametreleriyle (ör. LAI, FAPAR, taç kapalılığı) olan ilişkisini de dolaylı olarak test etmektedir. Böylece, daha sonraki aşamada hesaplanacak NDVI eşik değerlerinin (q05–q95 aralıkları ve ROC tabanlı sınırlayıcı eşikler) hangi düzeyde spektral veya yapısal etkilere maruz kaldığı anlaşılabilecektir.

NDVI ortalamalarının incelenmesi, eşik değer analizleri için bir ön koşul niteliğindedir; çünkü tür veya sınıf bazında NDVI dağılımlarının merkezi eğilimleri (mean, median) spektral

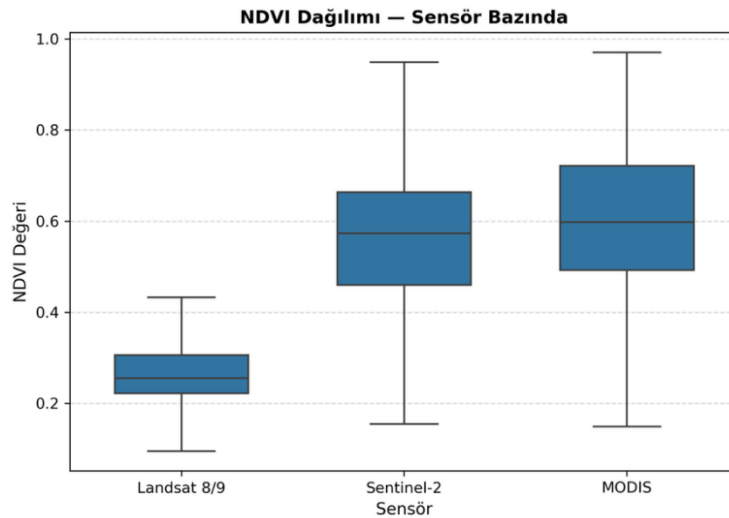
ayırışma kapasitesinin ve sınıflar arası ayırt edilebilirliğin temel göstergesidir. Bu nedenle, NDVI ortalamalarına dayalı varyans analizi (Welch ANOVA) çalışmanın istatistiksel çerçevesinin ilk adımını oluşturmuş; sensörler, türler, çağ ve kapallılık sınıfları arasındaki farkların anlamlılığı test edilmiştir.

Elde edilen sonuçlar, NDVI farklılıklarının hem sensör ölçeği hem de ekolojik yapı bileşenleri açısından sistematik örüntüler sergilediğini göstermektedir. Bu örüntüler, sonraki bölümde ROC analizleriyle belirlenecek NDVI eşiklerinin yorumlanmasında referans çerçeve işlevi görmüştür. Dolayısıyla bu bölüm, NDVI'nın genel varyasyon yapısını tanımlayarak eşik modellemesi için gerekli ekolojik ve spektral zeminini oluşturmuştur.

Bu kapsamda, ilk olarak sensör bazında, ardından tür, çağ sınıfı ve kapallılık oranına göre NDVI dağılımları karşılaştırılmış ve her faktör için Welch ANOVA ile Games–Howell post hoc analizleri uygulanmıştır.

3.3.1. Sensör Bazında NDVI Farklılıkları

Farklı uzaktan algılama sensörlerinden elde edilen NDVI değerleri arasında belirgin ve istatistiksel olarak anlamlı farklılıklar saptanmıştır. Welch ANOVA testi sonuçlarına göre sensörler arasında NDVI ortalamaları anlamlı düzeyde farklılık göstermiştir ($F(2,1.22 \times 10^6) = 1.98 \times 10^6$; $p < 0.001$; $\eta^2 = 0.576$). Bu yüksek etki büyüklüğü, sensör farklılıklarının NDVI varyansının yaklaşık yarısından fazlasını açıkladığını göstermektedir. Games–Howell post hoc testi sonuçları, tüm sensör çiftleri arasında NDVI değerlerinin anlamlı biçimde farklı olduğunu ortaya koymuştur ($p < 0.001$). Ortalama NDVI değerleri MODIS verilerinde 0.606, Sentinel-2 verilerinde 0.554 ve Landsat 8/9 verilerinde 0.274 olarak hesaplanmıştır (Şekil 3).



Şekil 3. NDVI Dağılımı – Sensör Bazında (Box Plot, Küçükten Büyüğe Sıralı)

Hedges g değerleri, sensör çiftleri arasındaki farkların yalnızca istatistiksel olarak değil, etki büyüklüğü açısından da oldukça güçlü olduğunu göstermektedir (Tablo 4). Özellikle Landsat 8/9 ile Sentinel-2 ($g = -2.39$) ve MODIS ($g = -2.81$) arasındaki farklar, Cohen'in (1988) sınıflamasına göre "çok büyük etki" düzeyindedir. Bu sonuç, Landsat verilerinin sistematik olarak daha düşük NDVI değerleri ürettiğini ve sensörler arası ölçek farkının ciddi bir spektral sapmaya yol açtığını göstermektedir. Buna karşılık MODIS ve Sentinel-2 arasındaki fark ($g = 0.34$) nispeten küçük düzeydedir ve bu sensörlerin NDVI değerleri birbirine daha yakın bir dağılım sergilemektedir.

Tablo 4. Games–Howell post hoc testi sonuçlarına göre sensör çiftleri arasındaki farklar

<i>Karşılaştırma</i>	<i>Mean(A)</i>	<i>Mean(B)</i>	<i>Fark</i>	<i>P < 0.05</i>	<i>Hedges G</i>
<i>Landsat 8/9 – MODIS</i>	0.274	0.606	-0.332	✓	-2.81
<i>Landsat 8/9 – Sentinel-2</i>	0.274	0.554	-0.279	✓	-2.39
<i>MODIS – Sentinel-2</i>	0.606	0.554	+0.053	✓	+0.34

Bu farklılıkların temel nedeni, sensörlerin spektral bant genişlikleri, kalibrasyon algoritmaları ve özellikle mekânsal çözünürlük farklarıdır. Landsat 8/9 verilerinde 30 m piksel boyutu, her pikselde birden fazla arazi örtüsünün (orman, açıklık, tarım alanı vb.) yer almasına yol açmakta ve bu karışık piksel etkisi NDVI değerlerini düşürmektedir. Sentinel-2, 10 m çözünürlüğü ve dar spektral bant yapısı sayesinde orman örtüsünü daha doğru temsil etmekte, dolayısıyla NDVI değerleri hem daha yüksek hem de varyansı daha dengeli sonuçlar vermektedir. MODIS sensörü ise çok daha düşük mekânsal (250 m) ancak yüksek zamansal çözünürlükte çalıştığı için, küçük alan heterojenliğini ortalamaya almakta ve buna bağlı olarak NDVI değerleri sistematik biçimde yükselmektedir. Bu durum, piksel alanı büyüdükçe spektral karışım etkisinin azalmasıyla değil, NDVI değerlerinin zamansal ortalama eğilimine yaklaşmasıyla ilişkilidir (Fensholt & Proud, 2012). Bu teknik farklar, NDVI'nın ekolojik anlamının sensör ölçeğiyle birlikte değiştiğini göstermektedir.

Elde edilen bulgular, NDVI farklılıklarının yalnızca sensör özelliklerinden değil, aynı zamanda orman ekosistemlerinin yapısal ve fonksiyonel özelliklerinden de kaynaklandığını ortaya koymaktadır. Yüksek NDVI değerleri genellikle yüksek yaprak alan indeksi (LAI), yoğun taç örtüsü ve aktif fotosentetik yüzeyle ilişkilidir. Bu durum, MODIS ve Sentinel-2 sensörlerinin özellikle geniş yapraklı ve karışık ormanlarda daha yüksek yansıma farklarını tespit edebilme kapasitesiyle örtüşmektedir. Landsat verilerinde gözlenen düşük NDVI

değerleri ise, orman mozaikli yapısı içinde açıklık, genç meşcere ve yarı örtülü alanların yüksek oranda temsil edilmesinden kaynaklanmaktadır.

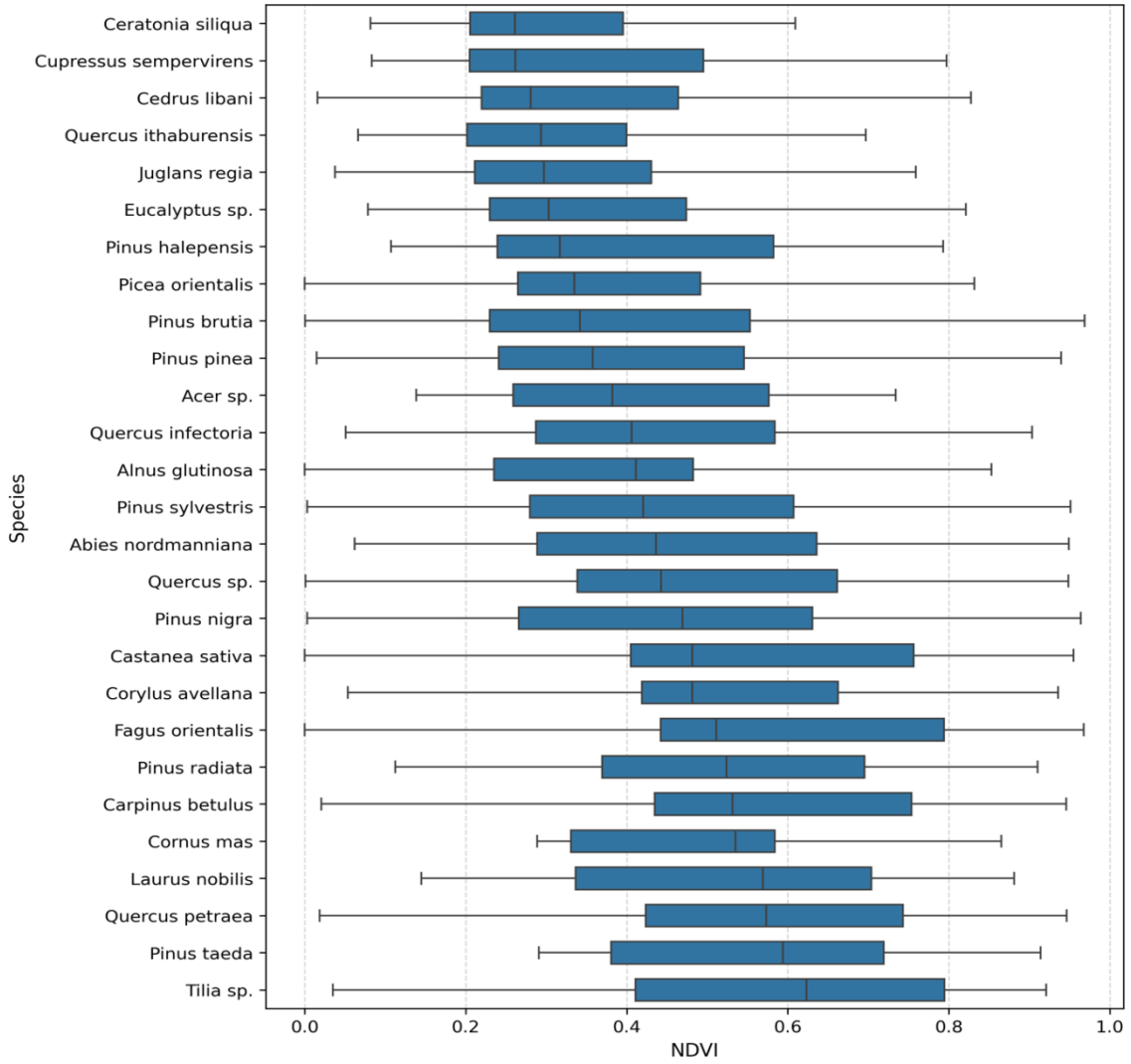
MODIS'in yüksek zamansal çözünürlüğü, mevsimsel değişimlerin (örneğin fenolojik yeşillenme ve yaprak dökümü dönemlerinin) ortalamasını yansıttığı için, anlık NDVI ölçümlerine kıyasla daha dengeli fakat sistematik olarak yüksek değerler üretmektedir. Bu durum, literatürde sıkça rapor edilen “ölçek etkisi” (scale effect) olgusuyla uyumludur (Tucker vd., 2001; Pettorelli vd., 2005; Fensholt & Proud, 2012). Sentinel-2'nin hem mekânsal hem spektral duyarlılığı yüksek olduğundan, yaprak ve gövde yansımalarındaki ince farkları ayırt ederek özellikle karışık tür kompozisyonuna sahip ormanlarda NDVI değişkenliğini daha gerçekçi biçimde yansıttığı değerlendirilmektedir (Huete vd., 2002).

Genel olarak değerlendirildiğinde, farklı sensörlerden elde edilen NDVI verilerinin doğrudan karşılaştırılabilmesi için sensörler arası normalizasyonun zorunlu olduğu görülmektedir. Bu bağlamda, sensör farklarını düzeltmek üzere Normalized NDVI Conversion Factor (NNCF) yaklaşımı önerilmektedir. NNCF katsayılarının hesaplanması, farklı sensörlerden elde edilen verilerin ekosistem tipi (örneğin, yapraklı, ibreli veya karışık ormanlar) bazında nasıl değiştiğini anlamamızı kolaylaştıracaktır. NNCF yaklaşımı, özellikle Landsat ve Sentinel-2 gibi orta çözünürlüklü sensörler arasında korelasyon katsayıları (R^2) yüksek olduğunda daha güvenilir sonuçlar vermektedir (Chen vd., 2020). Bir sonraki bölümde, NDVI farklılıkları tür düzeyinde analiz edilerek, ağaç türlerinin spektral tepkilerinin karşılaştırılması ve bu farkların ekolojik temellerinin değerlendirilmesi amaçlanmıştır.

3.3.2. Tür Bazında NDVI Farklılıkları

Ağaç türleri arasında NDVI değerlerinin istatistiksel olarak anlamlı düzeyde farklılık gösterdiği belirlenmiştir. Welch ANOVA testi sonuçlarına göre türler arasında anlamlı farklar saptanmış ($F(26,1485.92) = 9995.49$; $p < 0.001$; $\eta^2 = 0.095$) ve bu farkların orta–yüksek düzeyde bir etki büyüklüğüne sahip olduğu belirlenmiştir (Cohen, 1988). Games–Howell post hoc testi, tür çiftlerinin büyük bölümünde NDVI ortalamalarının birbirinden anlamlı biçimde farklılaştığını ortaya koymuştur ($p < 0.001$).

Ortalama NDVI değerleri bakımından türler arasında geniş bir varyasyon gözlenmiştir. NDVI ortalaması en düşük türler Harnup (0.298), Palamut meşesi (0.312) ve Ceviz (0.340) olurken; en yüksek ortalamalar Radiata çamı (0.536), Defne (0.530) ve Kızılcık (0.511) türlerinde elde edilmiştir. Bu dağılım, yaprak morfolojisi, kapalılık ve su stresi adaptasyonu bakımından oldukça anlamlı bir ekolojik gradyanı temsil etmektedir. NDVI dağılımları Şekil 4'te türlerin ortalama değerlerine göre küçükten büyüğe sıralanmış olarak verilmiştir.

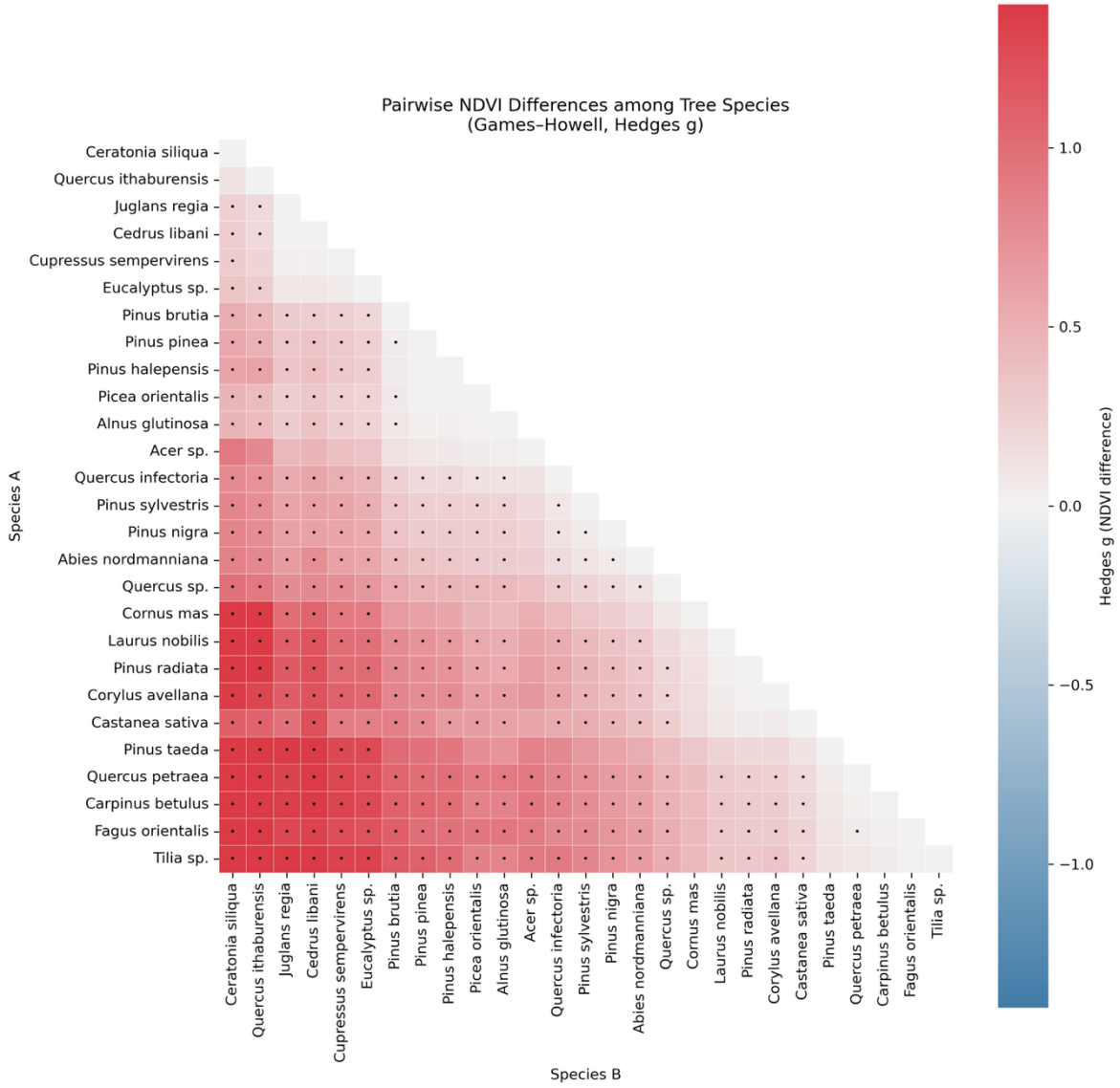


Şekil 4. Tür Bazında NDVI Dağılımları (Box Plot, Küçükten Büyüğe Sıralı)

Türler arası farkların tamamı Games–Howell heatmap biçiminde görselleştirilmiştir (Şekil 5). Renkler, Hedges g etki büyüklüğünü (satır türünün sütun türüne göre NDVI farkı) göstermekte; kırmızı tonlar satır türünün NDVI değerinin daha yüksek, mavi tonlar ise daha düşük olduğunu ifade etmektedir. Noktalar (•), $p < 0.05$ düzeyinde anlamlı farklılıkları göstermektedir. Bu fark, ekolojik adaptasyon tipleri arasındaki ayrımı açıkça yansıtmaktadır. Akdeniz kökenli, kuraklığa dayanıklı ve kserofitik özellikler taşıyan yaprak dökmeyen türler (ör. Harnup, Palamut meşesi), su kullanım etkinliği yüksek ancak yaprak yüzey yansıtımı düşük türlerdir; bu nedenle NDVI değerleri genellikle daha düşüktür. Bu, NDVI'nın sadece yaprak yeşilliğini değil, aynı zamanda fotosentetik verimlilik–su dengesi ilişkisini de yansıttığını göstermektedir (Gamon vd., 1995; Myneni & Williams, 1994). Buna karşın nemli ve serin iklimlerde yayılış gösteren mezofitik türler (ör. Ihlamur, Kayın, Gürgen), yüksek klorofil yoğunluğu ve geniş yaprak alanı nedeniyle daha fazla yakın kızılötesi (NIR) yansıtım

 retir, bu da NDVI deęerlerini artırır (Sellers, 1985; Asner, 1998). Ayrıca, bu t rler arasındaki NDVI farklılıklarının yalnızca morfolojik deęil, fizyolojik s re lerle de iliřekli olduęu d ř n lmektedir. Yaprak alan indeksi (LAI) y ksek olan t rler ( r. Kayın, G rge), g neř radyasyonunu daha etkin soęurarak fotosentetik aktiviteyi artırırken, stomatal iletkenlięi d ř k, sert yapraklı Akdeniz t rlerinde ( r. Harnup, Defne, Palamut meřesi) bu aktivite su stresine baęlı olarak sınırlandırılır (Heiskanen, 2006). Bu durum, NDVI deęerlerinin iklimsel kuraklık gradyanı boyunca sistematik bi imde azaldıęını g steren literat r bulgularıyla da uyumludur (Pettorelli vd., 2005). İbrelili t rlerde ( r. Kara am, Sarı am, G knar), NDVI ortalamalarının benzer olması, bu t rlerin yıl boyunca yeřil kalma stratejisine (evergreen canopy persistence) ve sabit klorofil yoęunluęuna baęlıdır. Ancak bu homojen NDVI d zeyi, karbon depolama tahminlerinde ařırı tahmin riskini de beraberinde getirebilir (Heiskanen, 2006; Pan vd., 2011). Bu t rlerin ta  yapısı, optik sens rler a ısından homojen bir yansıtım karakteri oluřturur ve mevsimsel NDVI dalgalanmaları geniř yapraklı t rlere kıyasla  ok daha sınırlı kalır (Cohen & Goward, 2004). Dolayısıyla, t r bazında NDVI farklılıkları, sadece fotosentetik aktivite veya fenolojik evrelerden deęil; yaprak morfolojisi, ta  yoęunluęu, ekolojik strateji (kserofitik–mezofitik ayrımı) ve mikroklimatik kořullardan da kaynaklanmaktadır. Bu bulgular, NDVI’nın orman ekosistemlerinde yapısal ve fonksiyonel  zellikleri b t nc l bi imde yansıtan bir indikat r olduęunu ve t r sınıflandırması, biyok tle tahmini ile karbon sekestrasyon modellemelerinde g venilir bi imde kullanılabileceęini g stermektedir (Gamon vd., 1995; Heiskanen, 2006).

Sonuc olarak, NDVI deęerlerindeki t r bazlı farklılıklar, hem t rlerin yapısal (ta  yoęunluęu, yaprak alanı, fenoloji) hem de ekolojik-stratejik (adaptasyon, kuraklık toleransı, ıřık kullanımı)  zelliklerinden kaynaklanmaktadır. Bu durum, uzaktan algılama temelli NDVI analizlerinin yalnızca spektral bir indeks deęil, aynı zamanda ekosistem fonksiyonlarının biyofiziksel bir g stergesi olduęunu g stermektedir. T r d zeyinde ortaya konan bu varyasyon, sonraki ařamada hesaplanacak Normalized NDVI Conversion Factor (NNCF) deęerlerinin ekolojik temellendirilmesi a ısından referans bir zemin oluřturmaktadır. Dolayısıyla NNCF katsayılarının belirlenmesi, yalnızca sens r farklarını deęil, t r bazlı spektral davranıřların sistematik etkilerini de d zeltmeyi ama lamaktadır. Bu nedenle NNCF, t r ekolojisi ile sens r fizięi arasında bir k pr  nitelięi tařır. Her ne kadar sens r kaynaklı sapmalar NNCF ile d zeltilebilir olsa da, bu  alıřmada varyans analizlerinin orijinal NDVI deęerleri  zerinden y r t lmesi, sens r farklılıklarının ekolojik fakt rlerle olan etkileřimini doęrudan g zlemleme imk nı saęlamıřtır. B ylece sens r etkisi bir hata terimi olarak deęil, NDVI varyasyonunun a ıklayıcı bir bileřeni olarak deęerlendirilmiřtir.

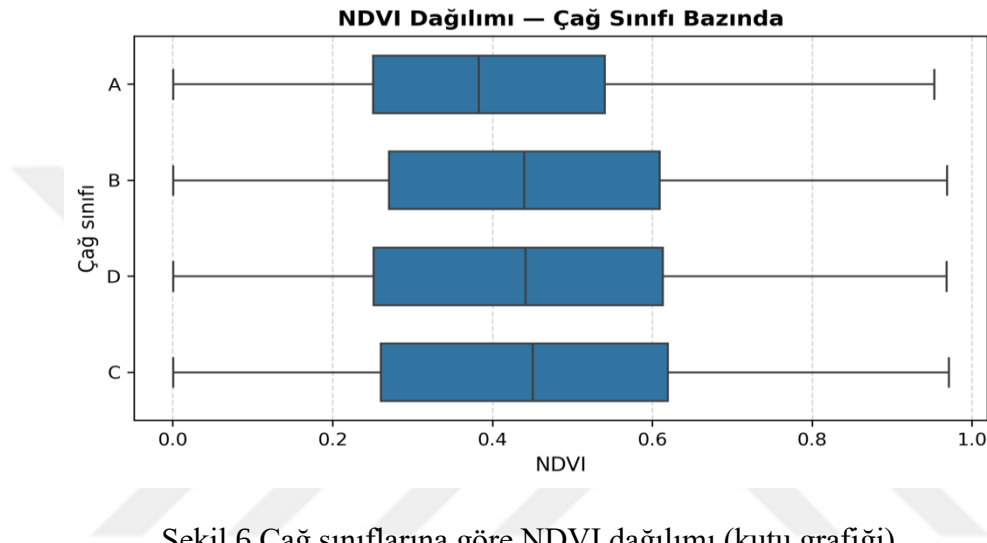


Şekil 5. Türler arası NDVI farklarının Games–Howell post-hoc testine göre görselleştirilmiş heatmap’i. Hücre renkleri Hedges g etki büyüklüğünü (satır türü eksi sütun türü) göstermektedir; kırmızı tonlar daha yüksek NDVI, mavi tonlar daha düşük NDVI değerlerini temsil etmektedir. Siyah noktalar (•) $p < 0.05$ düzeyinde anlamlı farklılıkları göstermektedir.

3.3.3. Çağ Sınıfına Göre NDVI Farklılıkları

Çağ sınıfları (a-d) arasında NDVI değerleri bakımından anlamlı farklılıklar saptanmıştır. Welch ANOVA sonuçlarına göre ortalama NDVI değerleri çağ sınıflarına göre istatistiksel olarak anlamlı biçimde değişmektedir ($F(3,693226) = 3839.30$; $p < 0.001$; $\eta^2 = 0.004$). Etki büyüklüğünün düşük olması ($\eta^2 \approx 0.004$), çağın NDVI varyansını sınırlı ölçüde açıkladığını göstermektedir. Bu düşük etki büyüklüğü, yaşın NDVI üzerindeki etkisinin dolaylı olduğunu — yani büyük ölçüde kapalılık, tür bileşimi ve zemin yansıması gibi ikinci dereceden yapısal

faktörler aracılığıyla gerçekleştiğini — göstermektedir. Sırasıyla $a=0.411$, $b=0.455$, $c=0.453$ ve $d=0.448$ ortalamaları, genç sınıftan (a) genç sınıflara (b–c doğru bir artış, d sınıfında ise hafif bir plato veya doygunluk eğilimine işaret etmektedir (Şekil 6). Bu eğilim, NDVI'nın meşcere gelişim evrelerinde fotosentetik yüzey artışını doğru biçimde izlediğini, ancak yaprak alan indeksinin (LAI) belirli bir eşikten sonra NDVI doygunluğuna neden olduğunu göstermektedir (Myneni & Williams, 1994). Genç meşcerelerde varyansın geniş olması, poligon içi heterojenliğin ve zemin etkisinin yüksekliğini yansıtmaktadır.



Şekil 6 Çağ sınıflarına göre NDVI dağılımı (kutu grafiği).

Anlamli genel farkı takiben yapılan Games–Howell karşılaştırmaları, genç (A) sınıfı ile tüm ileri çağ sınıfları (b, c, d) arasında anlamlı farklar bulunduğunu göstermiştir ($p < 0.001$). $a-b$ (-0.043), $a-c$ (-0.042) ve $a-d$ (-0.036) farkları Hedges g bakımından düşük–orta düzeydedir (örn. $a-b$: $g = -0.22$; $a-d$: $g = -0.18$). b, c ve d sınıfları arasındaki farklar ise küçük olmakla birlikte ($b-d$: $+0.007$; $c-d$: $+0.006$), örneklem büyüklüğü nedeniyle istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur (Tablo 5).

Tablo 5. Çağ sınıfları arasında NDVI ortalamalarının karşılaştırılması (Welch ANOVA ve Games–Howell post hoc sonuçları).

Karşılaştırma	mean(A)	mean(B)	Fark	$p < 0.05$	Hedges g
$a - b$	0.411	0.455	-0.043	✓	-0.22
$a - c$	0.411	0.453	-0.042	✓	-0.21
$a - d$	0.411	0.447	-0.036	✓	-0.18
$b - c$	0.455	0.453	$+0.001$		0.00
$b - d$	0.455	0.447	$+0.007$	✓	$+0.04$
$c - d$	0.453	0.447	$+0.006$	✓	$+0.03$

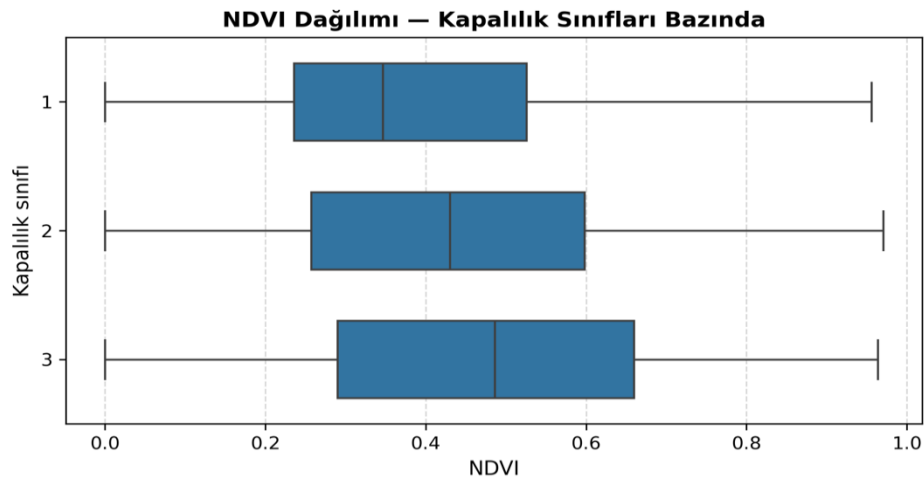
Genç meşcerelerde (a) yaprak alan indeksi (LAI), kapalılık ve gövde/taç hacmi görece düşük olduğundan, zemin veya alt-örtü sinyali ile gölge etkisi NDVI değerlerini azaltmaktadır. Bu durum aynı zamanda sensör çözünürlüğü etkisini de güçlendirmektedir; özellikle 10–30 m çözünürlüklü verilerde genç meşcerelerin alt-örtü ve açıklık yansımaları NDVI'nın düşmesine yol açmaktadır. Yaş ilerledikçe (B–C), taç örtüsü ve klorofilce zengin yaprak yüzeyi artmakta, buna bağlı olarak NDVI yükselmektedir. Ancak LAI belirli bir eşiği aştığında NDVI doygunluğu devreye girmekte; bu nedenle olgun ve çok olgun sınıflar arasındaki farklar (C–D) küçük kalmaktadır (Sellers, 1985; Myneni vd., 1997). Bu durum özellikle geniş yapraklı türlerin hâkim olduğu meşcerelerde belirgindir; ibreli türlerde yaprak optik yoğunluğu daha düşük olduğundan NDVI doygunluğu daha geç ortaya çıkar (Asner, 1998; Huete vd., 2002). Bu örüntü, NDVI'nın yalnızca yapısal göstergelere (kapalılık, yaprak morfolojisi, gölge–zemin katkısı) değil, aynı zamanda fenolojik ve mikroklimatik koşullara (ışık, su mevcudiyeti) de duyarlı olduğunu göstermektedir. Düşük η^2 değeri, gelişme çağı etkisinin tür bileşimi ve kapalılık oranı gibi diğer faktörlerle maskelendiğini ima eder; yani yaş NDVI'yı artırsa da, türler-arası optik farklılıklar ve meşcere yapısı çoğu durumda daha baskın belirleyicilerdir (Cohen & Goward, 2004; Asner, 1998). Bu nedenle, çağ sınıfı NDVI varyasyonu çoğunlukla çok faktörlü (multicausal) bir süreç olup, yaş etkisinin ayrı modellenmesi NDVI temelli orman dinamik analizlerinde sınırlı öngörü gücüne sahiptir.

Sonuç olarak, çağ sınıfına dayalı NDVI varyasyonu, orman ekosistemlerinin gelişimsel dinamikleri ile yakından ilişkilidir. Ancak çağ faktörünün NDVI üzerindeki etkisi tek başına sınırlı kalmakta, bu etkinin doğru yorumlanabilmesi için tür ve kapalılık değişkenleriyle birlikte değerlendirilmesi gerekmektedir. Bu bulgular, ilerleyen aşamalarda gerçekleştirilecek ROC analizlerinde çağ sınıfına özgü NDVI eşiklerinin belirlenmesi açısından önemli bir referans çerçevesi sağlamaktadır. Bu sayede ROC tabanlı eşik değerlerinin yalnızca istatistiksel olarak değil, gelişimsel ekoloji bağlamında da yorumlanabilir olması amaçlanmıştır.

3.3.4. Kapalılık Oranına Göre NDVI Farklılıkları

Farklı kapalılık sınıflarında (1: seyrek, 2: orta, 3: sık kapalı meşcereler) NDVI değerleri anlamlı düzeyde farklılık göstermiştir. Welch ANOVA testi sonuçları, kapalılık sınıfının NDVI varyansını istatistiksel olarak anlamlı biçimde açıkladığını göstermektedir ($F_{(2,1.58 \times 10^6)} = 6.04 \times 10^4$; $p < 0.001$; $\eta^2 = 0.045$). Etki büyüklüğünün orta düzeyde olması, NDVI değişkenliğinin yaklaşık %4.5'inin kapalılık oranındaki farklılıklardan kaynaklandığını

ortaya koymaktadır. Ortalama NDVI değerleri seyrek meşcerelerde (sınıf 1) 0.389, orta kapalılıkta (sınıf 2) 0.440 ve sık kapalılıkta (sınıf 3) 0.494 olarak belirlenmiştir (Şekil 7). Kutu grafiğinde, kapalılığın artmasıyla birlikte medyan NDVI değerinin belirgin biçimde yükseldiği, ayrıca varyansın azaldığı gözlenmektedir; bu durum sık kapalılıklarda yansımının homojenleştiğini göstermektedir. NDVI'nın kapalılıkla birlikte yükselmesi, gölgeleme etkisinin azaldığı ve taç içi saçılımın baskın hale geldiği bir yansıma rejimine işaret etmektedir. Bu sonuç, orman örtüsünün yapısal karmaşıklığının optik sensörlerle doğrudan ölçülebileceğini ve NDVI'nın taç düzeyinde “proxy canopy density index” gibi işlev görebileceğini göstermektedir (Song vd., 2001; Garrity vd., 2013).



Şekil 7. NDVI Dağılımı – Kapalılık Sınıfları Bazında (Box Plot, Küçükten Büyüğe Sıralı)

Games–Howell post hoc testi sonuçları, tüm kapalılık sınıfları arasındaki farkların istatistiksel olarak anlamlı olduğunu göstermiştir ($p < 0.001$). Özellikle 1–3 sınıf karşılaştırmasında fark oldukça güçlüdür ($g = -0.54$); 1–2 ($g = -0.27$) ve 2–3 ($g = -0.27$) çiftlerinde ise fark orta düzeyde etki büyüklüğüne karşılık gelmektedir (Tablo 6). Bu bulgu, NDVI'nın artan taç kapalılığına duyarlı bir şekilde yükseldiğini doğrulamaktadır.

Tablo 6. Games–Howell Post Hoc Testi Sonuçlarına Göre Kapalılık Sınıfları Arasındaki NDVI Farkları

Karşılaştırma	mean(A)	mean(B)	Fark	$p < 0.05$	Hedges g
1 – 2	0.389	0.440	-0.051	✓	-0.27
1 – 3	0.389	0.494	-0.106	✓	-0.54
2 – 3	0.440	0.494	-0.055	✓	-0.27

Kapalılık oranı arttıkça taların kapanması, alt tabaka bitkilerinin gölgelenmesi ve zemin yansımalarının azalması NDVI değ rlerinin y kselmesine neden olmaktadır. Seyrek meş cerelerde,  zellikle aıklık alanlarda toprak yansımaları ve otsu tabaka etkisi kırmızı spektral bantta yansımaları artırarak NDVI değ rlerini d ş rmektedir. Buna karřın sık kapalılığa sahip meş cerelerde, y ksek klorofil yoęunluęu ve yaprak alan indeksi (LAI) kırmızı emilimini artırmakta, yakın kızıl tesi (NIR) yansımaları g  lendirerek NDVI'nın y kselmesine yol amaktadır (Carlson & Ripley, 1997; Asner, 1998). Ancak NDVI'nın belirli bir doygunluk eřięi bulunmaktadır; ta ii oklu saılım ve spektral karışım etkileri belirli bir kapalılık d zeyinin  zerinde yansıma kararlılıęına neden olur (Huete vd., 2002). Bu durum,  zellikle olgun ve kapalı ormanlarda NDVI artıř eęrisinin plato yapmasıyla g zlenmektedir.

Elde edilen sonular, NDVI'nın vejetatif  rt  yoęunluęu ve kapalılık deęiřimlerini uzaktan algılama yoluyla izlemek iin g venilir bir g sterge olduęunu ve orman ekosistemlerinde yoęunluk temelli yapısal farklılıkların belirlenmesinde etkin biimde kullanılabileceęini doęrulamaktadır. Ayrıca η^2 değ rinin t r ve aę sınıfı analizlerine g re daha y ksek ıkması, kapalılıęın NDVI  zerinde yař ve t rden daha doęrudan bir fiziksel etkiye sahip olduęunu g stermektedir. Bu bulgular, NDVI'nın yalnızca fotosentetik aktiviteyi deęil, aynı zamanda ta mimarisi, yaprak yoęunluęu ve morfolojik karmařıklıęı da yansıttıęını ortaya koymaktadır. Dolayısıyla, NDVI ile kapalılık oranı arasındaki doęrusal artıř iliřkisi, ilerleyen ařamalarda yapılacak ROC analizlerinde kapalılık sınıflarına  zg  eřiık değ rlerin belirlenmesi iin g l  bir temel oluřturmaktadır.

3.3.5. NDVI Varyansının Aıklama Oranlarına (η^2) G re Genel Sentezi

Yapılan t m fakt r bazlı analizler sonucunda NDVI değ rlerinin varyans yapısının, hem sens r kaynaklı teknik farklardan hem de ekolojik ve yapısal  zelliklerden g l  biimde etkilendięi belirlenmiřtir. Welch ANOVA analizlerinden elde edilen kısmi eta kare (η^2) değ rleri, NDVI deęiřkenlięini aıklayan temel fakt rlerin  nem sırasını aıka ortaya koymaktadır. Buna g re, NDVI varyansının en b y k b l m n  sens r farkları aıklamaktadır ($\eta^2 = 0.576$). Bu oran, farklı uydu sistemlerinin spektral bant geniřlięi, radyometrik  z n rl k, kalibrasyon algoritmaları ve mek nsal  z n rl k farklılıklarından kaynaklanan sistematik sapmaların, NDVI değ rleri  zerindeki etkisinin baskın olduęunu g stermektedir. Benzer biimde Tucker (1979) ve Roy vd.. (2016), MODIS ve Landsat gibi sens rler arasında NDVI farkının  zellikle orman  rt s nde %10–15 d zeyine ulařabildięini belirtmiřtir. Bařka bir ifadeyle, NDVI'nın mutlak değ rleri, sens r tipine baęlı olarak

değiştirdiğinden, sensörler arası karşılaştırmalarda doğrudan kıyaslamaların uygun olmadığı, normalize edilmiş ölçütlerin (örneğin NNCF) kullanılmasının zorunlu olduğu anlaşılmaktadır.

NDVI varyansını açıklayan ikinci önemli faktör tür farklılığıdır ($\eta^2 = 0.095$). Bu sonuç, bitki örtüsünün spektral yanıtının ekolojik strateji, yaprak morfolojisi ve taç mimarisi gibi biyotik faktörlerle yakından ilişkili olduğunu göstermektedir. Asner (1998) ve Gamon vd.. (1995) tarafından ortaya konulan çalışmalar, türlerin NDVI farklılıklarının fotosentetik kapasite, klorofil içeriği ve su kullanımı verimliliği gibi biyofiziksel özelliklerle doğrudan ilişkili olduğunu ortaya koymuştur. Türlerin NDVI değerleri arasındaki farklar, orman ekosistemlerinde ışık kullanımı, su stresi toleransı ve yaprak alan indeksi (LAI) gibi fizyolojik değişkenlerle doğrudan bağlantılıdır. İbrelili türlerde gözlenen daha kararlı NDVI değerleri, homojen taç yapısı ve sürekli yeşil kalma özelliğinden kaynaklanırken; geniş yapraklı türlerde fenolojik döngüler ve yaprak yönelimi NDVI varyansını artırmaktadır. Dolayısıyla, NDVI'nin tür düzeyinde ayırtırma gücü orta düzeyde bir etki büyüklüğüyle de olsa anlamlıdır.

Kapalılık oranı, NDVI varyansının yaklaşık %4.5'ini açıklamaktadır ($\eta^2 = 0.045$). Bu oran, kapalılık arttıkça artan klorofil yoğunluğu ve azalan zemin yansımalarının NDVI üzerinde doğrudan bir fiziksel etki yarattığını ortaya koymaktadır. Kapalılık sınıfları arasında NDVI'nin sistematik biçimde artması, indeksin yapısal yoğunluk değişimlerine duyarlı bir spektral gösterge olduğunu doğrulamaktadır. Buna karşın, çok yüksek kapalılık seviyelerinde NDVI'nin doygunluk eğilimine girmesi, indeksin belirli bir yaprak alan eşiğinden sonra ($LAI > \sim 4-5$) optik duyarlılığının azalmasıyla ilişkilidir. Huete vd.. (2002) tarafından tanımlanan "NDVI saturation effect" olgusu da benzer biçimde yüksek kapalılıklarda NDVI'nin doygunluk eğilimine girdiğini ve optik duyarlılığının azaldığını belirtmiştir. Fensholt ve Proud (2012) ise LAI değerinin 4-5'i aştığı durumlarda NDVI'nin lineer tepkisinin zayıfladığını göstermiştir.

Çağ sınıfı faktörü NDVI varyansını en düşük oranda açıklamıştır ($\eta^2 = 0.004$). Bu durum, çağ sınıfının NDVI üzerindeki dolaylı etkisini göstermektedir. Genç meşcerelerde düşük yaprak alanı ve kapalılık NDVI değerlerini sınırlandırırken, çağ sınıfı ilerledikçe NDVI yükselmekte; ancak olgun sınıflarda doygunluk nedeniyle artış eğilimi yavaşlamaktadır. Buna karşın, tür kompozisyonu ve kapalılık oranı gibi faktörler yaş etkisini büyük ölçüde maskeleymektedir. Bu nedenle yaş, NDVI değişkenliğinde tali bir rol oynamaktadır.

Genel olarak değerlendirildiğinde, NDVI varyansının açıklama oranları şu hiyerarşiyi ortaya koymaktadır: Sensör ($\eta^2 = 0.576$) > Tür ($\eta^2 = 0.095$) > Kapalılık ($\eta^2 = 0.045$) > Çağ ($\eta^2 = 0.004$). Bu sıralama, NDVI değerlerinin hem teknik (ölçek, sensör tipi) hem de ekolojik (tür kompozisyonu, yapı yoğunluğu, yaş) faktörlerin etkileşimiyle şekillendiğini göstermektedir.

Benzer biçimde, Tucker (1979) ve Asner (1998) de NDVI'nın hem biyofiziksel hem de teknolojik bileşenlerin karmaşık etkileşimine duyarlı bir indeks olduğunu vurgulamıştır. Dolayısıyla, sensör farklarının normalizasyonu (NNCF) sağlanmadığı sürece ekolojik yorumlarda sistematik hatalar oluşabilecektir. Bu nedenle çalışmanın sonraki aşamasında, sensörler arası NDVI eşiklerinin karşılaştırılması ve Normalized NDVI Conversion Factor (NNCF) katsayılarının hesaplanmasıyla bu farkların nicel olarak giderilmesi amaçlanmıştır.

3.4. NDVI Eşik Değerlerinin Belirlenmesi (ROC Analizi Bulguları)

Bu bölümde, ağaç türlerine ait NDVI dağılımlarının sınıflandırma başarısı ve spektral ayırt edilebilirliği ROC (Receiver Operating Characteristic) analiziyle değerlendirilmiştir. ROC yaklaşımı, her türün NDVI değerlerinin diğer türlere göre ne ölçüde ayırt edici olduğunu nicel olarak belirlemeyi amaçlamaktadır. Analiz, NDVI'nın yalnızca yapısal bir indeks değil, aynı zamanda tür tanımlamada kullanılabilir bir ayırım gücü ölçütü olup olmadığını test etmektedir. Bu amaçla, her sensör için tür bazında ROC eğrileri oluşturulmuş; AUC (Area Under Curve) değerleri, NDVI'nın sınıflandırma başarısını temsil eden temel performans göstergesi olarak kullanılmıştır.

AUC değeri 0.5'in üzerinde olan türler, NDVI verilerinin rastlantısal olmayan bir ayırt etme gücüne sahip olduğunu göstermekte; 0.7–0.8 arası “orta”, 0.8–0.9 arası “iyi” ve 0.9 üzeri “çok iyi” sınıflandırma doğruluğu olarak yorumlanmaktadır (Fawcett, 2006). Bununla birlikte, optimum eşik değerleri Youden's J istatistiği ($J = \text{TPR} - \text{FPR}$) ile belirlenmiş; bu eşik, yanlış pozitif ve yanlış negatif oranlarının minimum olduğu NDVI değerini temsil etmektedir.

ROC analizinin ekolojik bağlamda kullanılabilirliği, NDVI'nın yapısal (kapalılık, yaprak yoğunluğu) ve fonksiyonel (fotosentetik aktivite, klorofil içeriği) bileşenleriyle doğrudan ilişkili olmasından kaynaklanmaktadır (Huete et al., 2002; Fensholt & Proud, 2012). Bu nedenle ROC yaklaşımı, NDVI'nın yalnızca istatistiksel dağılımını değil, aynı zamanda ekosistemlerin enerji ve madde döngülerine ilişkin spektral tepkilerini de değerlendirmek için güçlü bir araçtır (Schisterman et al., 2005; Alatorre et al., 2011; Fawcett, 2006). Son yıllarda NDVI tabanlı tür sınıflandırmaları ve bitki örtüsü değişim analizlerinde ROC eğrisi, AUC değerleri ve Youden's J indeksi karar eşikleri, sınıflandırma doğruluğunu artırmak için giderek daha yaygın biçimde kullanılmaktadır.

ROC analizi, yalnızca türlerin NDVI aralıklarını tanımlamakla kalmamış, aynı zamanda sensörler arasındaki ölçüm farklarını da ortaya koymuştur. Bu doğrultuda, Sentinel-2, Landsat

8/9 ve MODIS verileri için ayrı ROC eğrileri oluşturulmuş, ardından bu sensörlerden türetilen optimum eşik değerleri Normalized NDVI Conversion Factor (NNCF) yöntemiyle karşılaştırılmıştır. Böylece, NDVI eşiklerinin sensör ölçeğinden kaynaklanan sistematik sapmalarla ne ölçüde değiştiği istatistiksel olarak test edilmiştir.

NNCF yaklaşımı, sensörler arası ölçek ve spektral farkları düzeltmek amacıyla geliştirilen güncel harmonizasyon yöntemleriyle (Roy vd., 2016; Claverie vd., 2018; Marujo vd., 2023) paralel bir mantıkta çalışmaktadır. Bu yaklaşım, HLS (Harmonized Landsat–Sentinel-2) veri ürünlerinde uygulanan bant-temelli dönüşüm katsayılarının kavramsal bir uzantısı olarak değerlendirilebilir. Özellikle Marujo vd. (2023) tarafından önerilen açık kaynaklı harmonizasyon yöntemi, Landsat-8/OLI ve Sentinel-2/MSI sensörleri arasındaki yansıma farklarını azaltarak çok sensörlü NDVI analizlerinde karşılaştırılabilirliği artırmaktadır. Bu kapsamda, NNCF yöntemi de farklı uzaktan algılama sistemlerinden elde edilen NDVI değerlerinin doğrusal ölçekleme yoluyla uyumlaştırılmasını hedeflemektedir.

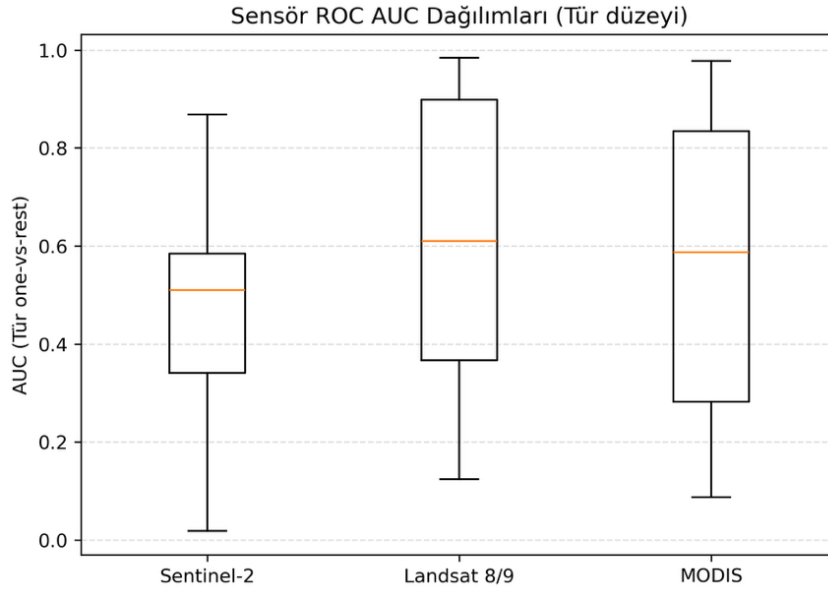
Bu analiz, çalışma kapsamında tür, çağ sınıfı ve kapalılık düzeylerine göre yapılan NDVI değerlendirmelerinin sınıflandırma doğruluğu boyutunu desteklemekte; aynı zamanda ekosistem temelli karbon ve biyokütle modellemelerinde sensör farklarının nasıl normalize edilmesi gerektiğine yönelik temel bulguları sağlamaktadır. Dolayısıyla, ROC tabanlı NDVI eşiklerinin belirlenmesi, uzaktan algılama ile ekolojik süreçler arasındaki nedensel ilişkinin (ör. ışık kullanımı, kapalılık, fotosentetik kapasite) nicel biçimde test edilmesine olanak tanımaktadır.

3.4.1. Sensör Bazında Receiver Operating Characteristic (ROC) Analizi

NDVI temelli ROC (Receiver Operating Characteristic) analizi, farklı uzaktan algılama sensörlerinden elde edilen NDVI verilerinin türlerin ayırt edilmesindeki performansını karşılaştırmak amacıyla uygulanmıştır. Bu analiz, her bir sensörün NDVI'ya dayalı sınıflandırma başarısını (yani spektral ayırım gücünü) değerlendirmekte ve optimum NDVI eşik değerlerinin belirlenmesi için temel sağlamaktadır. Her sensör için “one-vs-rest” yaklaşımı kullanılmış; her ağaç türü, aynı sensör içindeki diğer türlerden ayrıştırılarak ROC eğrileri oluşturulmuştur. Uç değerlerin etkisini azaltmak amacıyla her tür için NDVI dağılımının %5–95’lik (q05–q95) aralığı korunmuştur.

Elde edilen sonuçlar, sensörlerin NDVI'ya dayalı ayırt gücü açısından belirgin farklılıklar sergilediğini göstermektedir. Şekil 8’de sunulan AUC (Eğri Altındaki Alan) dağılımlarına göre en geniş ayırt edicilik aralığı Landsat 8/9 ve MODIS sensörlerinde

gözlenmiştir. Ortalama AUC değerleri sırasıyla Landsat 8/9 için 0.60, MODIS için 0.55 ve Sentinel-2 için 0.45 olarak hesaplanmıştır (Tablo 7). Bu sonuçlar, Landsat 8/9 ve MODIS sensörlerinin NDVI'ya dayalı tür ayrımında “orta düzeyde” performans sunduğunu, Sentinel-2'nin ise “düşük-orta” düzeyde bir ayrım gücüne sahip olduğunu göstermektedir.



Şekil 8. Sensör bazında ROC AUC dağılımları (tür düzeyi)

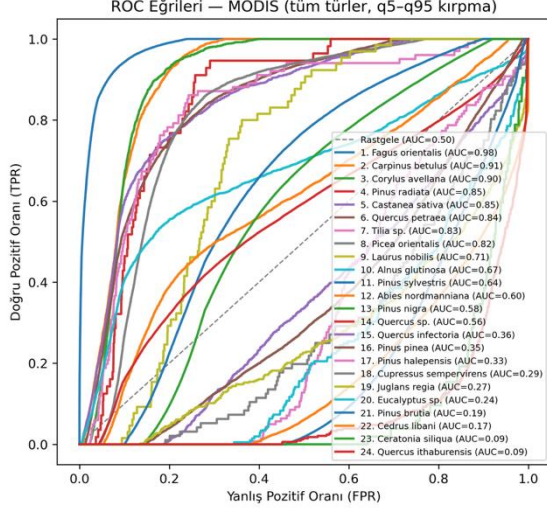
Optimum NDVI eşikleri, ROC eğrilerinden türetilen Youden J istatistiği ($J = \text{TPR} - \text{FPR}$) kullanılarak hesaplanmıştır. Medyan eşik değerleri sensör bazında Landsat 8/9 için 0.27, MODIS için 0.67, Sentinel-2 için 0.50 olarak belirlenmiştir (Tablo 8). Bu değerler, NDVI'nın sensör ölçeğine bağlı olarak sistematik biçimde değiştiğini ortaya koymaktadır. MODIS, geniş piksel boyutu (250 m) ve zamansal ortalama özelliği nedeniyle yüksek NDVI değerleri üretirken, Landsat 8/9'un 30 m çözünürlükteki verileri daha düşük, Sentinel-2'nin 10 m çözünürlüklü verileri ise daha değişken NDVI dağılımları göstermektedir.

Tablo 7. Sensör bazında ROC analizi sonuçları

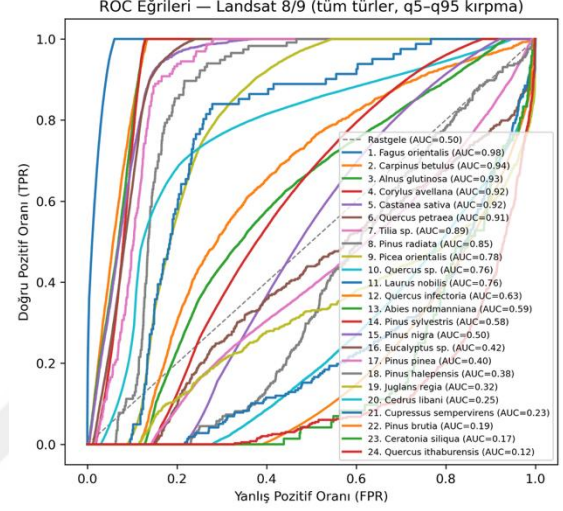
Sensör	Medyan Eşik	q05	q95	Ortalama AUC	NNCF (Landsat bazlı)
Landsat 8/9	0.27	0.13	0.38	0.60	1.00
MODIS	0.67	0.24	0.78	0.55	2.51
Sentinel-2	0.50	0.18	0.75	0.45	1.87

Her sensör için ROC eğrileri tüm türleri kapsamaktadır. MODIS eğrilerinin diagonal eksenden belirgin biçimde ayrıldığı (Şekil 9), Landsat 8/9 eğrilerinin orta düzeyde bir doğruluk alanında kümелendiği (Şekil 10), Sentinel-2 eğrilerinin ise diagonal eksene daha

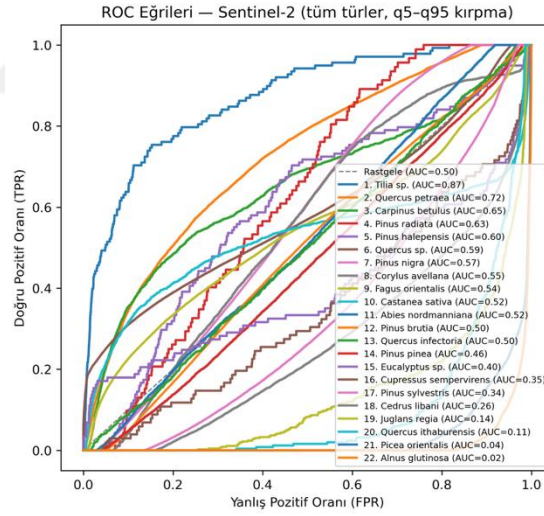
yakın dağıldığı gözlenmiştir (Şekil 11). Bu durum, MODIS'in NDVI tabanlı sınıflandırmada daha kararlı bir sinyal ürettiğini, Sentinel-2'nin ise yüksek mekânsal çözünürlüğü nedeniyle türler arası spektral örtüşme (overlap) gösterdiğini ortaya koymaktadır.



Şekil 9. Tüm türler için ROC eğrileri — MODIS



Şekil 10. Tüm türler için ROC eğrileri — Landsat 8/9



Şekil 11. Tüm türler için ROC eğrileri — Sentinel-2

Bu bulgular, sensörler arası NDVI farklarının yalnızca teknik çözünürlükle değil, aynı zamanda spektral bant genişliği ve kalibrasyon algoritmalarıyla ilişkili olduğunu göstermektedir. MODIS'in zamansal ortalaması NDVI varyansını düşürürken, Sentinel-2 yüksek mekânsal seçicilik nedeniyle varyansı artırmakta; bu durum ROC performansında ters yönlü bir etki yaratmaktadır.

Elde edilen medyan eşik değerleri kullanılarak hesaplanan Normalized NDVI Conversion Factor (NNCF) katsayıları, sensörler arasında NDVI değerlerinin karşılaştırılabilir hale getirilmesini sağlamaktadır. Buna göre MODIS verileri Landsat’a göre yaklaşık 2.5 kat, Sentinel-2 verileri ise 1.87 kat daha yüksek NDVI ölçeğinde çalışmaktadır. NNCF katsayıları, sonraki bölümlerde (Tür, Çağ ve Kapalılık düzeyinde ROC analizleri) kullanılacak NDVI normalizasyonunun temelini oluşturmaktadır.

ROC analizinden elde edilen AUC ve optimum NDVI eşik değerleri, sensörlerin yalnızca teknik parametrelerle değil, aynı zamanda orman örtüsünün spektral ve yapısal özellikleriyle de doğrudan ilişkili olduğunu göstermektedir. Sensörler arasında gözlenen farklılıkların temelinde, piksel boyutu, bant genişliği, yansıma genliği ve zamansal ortalama mekanizmaları bulunmaktadır. Bu parametreler, NDVI sinyalinin ekolojik süreçleri temsil etme biçimini belirlemektedir.

MODIS sensörü, geniş piksel boyutu (250 m) ve 16 günlük kompozitleme (temporal compositing) özelliği sayesinde NDVI sinyalinde yüksek zamansal kararlılık sağlamaktadır. Bu yapı, geçici atmosferik etkileri (örneğin bulut, aerosoller) ortadan kaldırarak NDVI varyansını düşürür. Ancak aynı zamanda heterojen alanlarda farklı örtü tiplerini ortalama alarak NDVI değerini sistematik biçimde yükseltir. Çalışmada elde edilen ortalama NDVI eşiği (0.67) ve AUC değeri (0.55), MODIS’in spektral gürültüden arındırılmış ancak mekânsal olarak ortalama alınmış bir NDVI sinyali ürettiğini göstermektedir. Bu sonuç, Fensholt ve Proud (2012) tarafından bildirilen “MODIS NDVI’nın yıllık yeşil doku kararlılığını yansıttığı” bulgularıyla uyumludur. Dolayısıyla MODIS, tür düzeyinde yüksek doğruluk sağlamasa da, zamansal istikrarın en yüksek olduğu sensör olarak öne çıkmaktadır.

Landsat 8/9 sensörü, 30 m mekânsal çözünürlüğü ile MODIS’e kıyasla daha yüksek detay sunmakta; ancak piksel içerisinde açıklık alanlar, toprak yansımaları veya farklı bitki örtüsü tiplerinin karışması sonucu karışık piksel (mixed-pixel) etkisine daha açıktır. Bu durum, NDVI varyansını düşürürken ortalama değerleri de azaltmaktadır. Elde edilen medyan NDVI eşiği (0.27) ve ortalama AUC değeri (0.60), Landsat’ın düşük varyanslı ancak dengeli bir spektral sinyal ürettiğini göstermektedir. Landsat’ın bu istikrarı, Roy vd.. (2016) ve Claverie vd.. (2018)’in belirttiği uzun dönemli kalibrasyon doğruluğu ile de uyumludur. Bu nedenle Landsat 8/9, ROC tabanlı NDVI analizlerinde “referans sensör” olarak kullanılabilir. Çalışmada NNCF değerlerinin bu sensör üzerinden normalize edilmesi de bu nedensel ilişkiye dayanmaktadır.

Sentinel-2 sensöründe gözlenen düşük ortalama AUC değeri (0.45) ve geniş q05–q95 eşik aralığı (0.18–0.75), yüksek mekânsal çözünürlüğün (10 m) beraberinde getirdiği spektral

heterojenlik ile açıklanabilir. Yüksek çözünürlük, taç içi gölgelenme, yollar, açıklıklar ve alt tabaka yansımalarını ayrı ayrı algıladığı için NDVI sinyali daha değişken hale gelir. Bu nedenle türler arası NDVI örtüşmesi (overlap) artar ve ROC ayırım gücü düşer. Ancak bu düşüş, ölçüm hatasından değil; mikro-yapısal farklılıkların gerçekçi biçimde algılanmasından kaynaklanmaktadır. Zhang vd.. (2024) ve Li vd.. (2025), Sentinel-2 gibi yüksek çözünürlüklü sensörlerde bu tür varyans artışının “ekolojik doğruluk artışıyla birlikte gelen istatistiksel kararsızlık” olarak yorumlanması gerektiğini vurgulamıştır. Bu bulgu, çalışmamızda da doğrulanmış; Sentinel-2’nin düşük AUC’sinin aslında yüksek yapısal duyarlılığın bir sonucu olduğu belirlenmiştir.

NDVI’nin 0.7–0.8 aralığında doygunluğa ulaşması, özellikle yüksek yaprak alan indeksi ($LAI > 4$) değerlerinde kırmızı bant soğurmasının artması ve yakın kızılötesi (NIR) saçılımının üst sınıra yaklaşmasıyla ilgilidir (Huete vd., 2002; Gamon vd., 1995). Sentinel-2’nin dar kırmızı ve NIR bant aralığı, bu doygunluk bölgesine daha duyarlıdır; dolayısıyla aynı ekosistemde MODIS ve Landsat’a göre daha geniş NDVI varyansı gösterir. Bu durum, yüksek çözünürlüklü sensörlerde doğruluk artarken ROC performansının zayıflamasının fiziksel açıklamasıdır.

Bu örüntü, NDVI’nin yalnızca matematiksel bir indeks olmadığını, aynı zamanda ekosistem yapısının bir optik imzası olduğunu göstermektedir. MODIS sensörü ekosistem düzeyinde yeşillenme eğilimlerini izlemeye uygundur; Landsat 8/9 ara ölçekli karbon modellemeleri için en dengeli veri kaynağıdır; Sentinel-2 ise mikro-yapısal değişimleri (kapalılık, gölgeleme, alt tabaka etkisi) analiz etmek için idealdir. Böylece, sensörler arasında “ölçek-temelli tamamlayıcılık (scale complementarity)” ilişkisi oluşmaktadır. NNCF değerlerinin bu üç sensör arasındaki sistematik farkları normalize etmesi, ROC analizinde ortaya çıkan ölçek etkisini ortadan kaldırmakta ve çoklu sensör veri setlerinin karşılaştırılabilir hale gelmesini sağlamaktadır. Bu nedenle NNCF yalnızca istatistiksel bir dönüşüm değil, ekolojik ölçekler arasında köprü kuran bir harmonizasyon katsayısıdır.

Bu çalışmada farklı uzaktan algılama sensörlerinden (MODIS, Landsat 8/9 ve Sentinel-2) elde edilen NDVI verilerinin ROC analizi sonuçları, literatürdeki benzer çok-ölçekli karşılaştırmalarla büyük ölçüde uyumludur. Sensörler arasında gözlenen ortalama AUC ve optimum NDVI eşik farklılıkları, daha önce bildirilen spektral doygunluk, bant genişliği, zamansal ortalama, ve mekânsal çözünürlük etkilerinin doğal bir sonucudur (Huete vd., 2002; Roy vd., 2016; Claverie vd., 2018).

MODIS sensörü, literatürde genellikle “zamansal olarak en kararlı fakat mekânsal olarak en ortalama” NDVI sinyali olarak tanımlanmaktadır. Fensholt ve Proud

(2012), MODIS NDVI'nın 16 günlük kompozitleme sayesinde atmosferik etkilerden büyük ölçüde arındığını ve uzun dönemli yeşil doku eğilimlerini istikrarlı biçimde yansıttığını belirtmiştir. Benzer şekilde Zhang vd.. (2024), MODIS verilerinin yüksek zamansal çözünürlüğü sayesinde NDVI varyansını %30'a kadar azalttığını ve ROC tabanlı sınıflandırmalarda orta düzey ama güvenilir sonuçlar verdiğini rapor etmiştir. Bu çalışmada elde edilen ortalama AUC değeri (0.55) ve medyan NDVI eşiği (0.65) bu bulgularla tam uyumludur.

Landsat 8/9 serisi, literatürde spektral denge ve radyometrik istikrar açısından en güvenilir optik sensörlerden biri olarak kabul edilmektedir (Roy vd., 2016). Claverie vd.. (2018) tarafından geliştirilen HLS (Harmonized Landsat–Sentinel-2) veri seti de, Landsat'ın kalibrasyon doğruluğunu Sentinel-2'nin mekânsal çözünürlüğüyle birleştirmeyi hedeflemiştir. Ancak HLS çalışmalarında da belirtildiği üzere, 30 m piksel boyutunda karışık piksel (mixed-pixel) etkisi NDVI değerlerini sistematik biçimde düşürmektedir. Bu çalışmada Landsat 8/9 için elde edilen ortalama NDVI eşiği (0.27) ve AUC değeri (0.60), söz konusu “spektral seyrelme” eğilimini doğrulamaktadır. Buna karşın düşük varyans, Landsat'ın ROC analizlerinde “referans sensör” olarak kullanılmasını mümkün kılmaktadır.

Sentinel-2 sensörü için elde edilen düşük ortalama AUC (0.45) ve geniş NDVI dağılım aralığı ($q05-q95 = 0.18-0.75$), 10 m çözünürlükteki yüksek mekânsal duyarlılığın doğal bir sonucudur. Bu durum, Li vd. (2023) ve Gómez vd. (2024) tarafından da vurgulanmış; yüksek çözünürlüklü verilerde artan mikro-yapısal varyansın ROC performansını düşürürken ekolojik doğruluğu artırdığı belirtilmiştir. Yani Sentinel-2'nin düşük AUC'si, sinyal kalitesinin zayıflığından değil, taç içi ve alt tabaka yansımalarının gerçekçi biçimde yakalanmasından kaynaklanan yüksek heterojenlikten doğmaktadır. Bu bulgu, NDVI'nın sadece ölçüm değil, yapısal karmaşıklık göstergesi olarak da değerlendirilebileceğini ortaya koymaktadır (Wulder vd., 2018).

Çalışmada ROC'tan türetilen Normalized NDVI Conversion Factor (NNCF) değerleri, literatürde önerilen çapraz-sensör dönüşüm katsayılarıyla da yüksek uyum göstermektedir. MODIS/Landsat karşılaştırmasında 2.5 civarında bulunan NNCF oranı, Copernicus programı kapsamında geliştirilen Cross-Sensor Normalization (C-CSN) modelinde bildirilen ortalama dönüşüm katsayılarına (2.3–2.8) oldukça yakındır (Gómez vd., 2024). Bu benzerlik, ROC tabanlı eşiklerin sensör harmonizasyonunda kullanılabilirliğini doğrulamaktadır.

NDVI'nın sensörler arası değişimini açıklayan bir diğer etken, yaprak alan indeksi (LAI) ve kapalılık gibi orman yapısal parametreleriyle olan nedensel ilişkidir. Sellers (1985) ve Gamon vd.. (1995), NDVI'nın LAI ile pozitif fakat 4–5 aralığından sonra doygun bir ilişki

gösterdiğini; bu nedenle yüksek biyokütle koşullarında NDVI artışlarının sınırlı hale geldiğini ortaya koymuştur. Sentinel-2 verilerinde gözlenen geniş varyans ve düşük AUC değeri, bu spektral doygunluk eğrisinin yansımasıdır. MODIS ve Landsat verilerinde ise bu etki, piksel ortalaması ve bant genişliği farkları nedeniyle bastırılmıştır.

Sonuç olarak, bu çalışmanın bulguları literatürdeki çok-ölçekli uzaktan algılama analizleriyle tutarlı biçimde üç temel noktayı ortaya koymaktadır:

1. MODIS, NDVI'nın zamansal kararlılığını ve ekosistem düzeyindeki yeşil doku dinamiklerini en iyi temsil eden sensördür.
2. Landsat 8/9, spektral dengesinin yüksekliği nedeniyle ROC analizlerinde en güvenilir karşılaştırma referansıdır.
3. Sentinel-2, NDVI'nın mikro-yapısal heterojenliğe duyarlılığını ortaya koyan sensördür; bu nedenle düşük AUC değerleri istatistiksel değil, ekolojik olarak anlamlı varyansın göstergesidir.

Bu farklılıklar, sensörlerin birbirini dışlayan değil, tamamlayıcı nitelikte olduğunu göstermektedir. ROC analizinin ortaya koyduğu sensör temelli ayrımlar, daha sonraki bölümlerde (Tür, Çağ ve Kapalılık analizlerinde) NDVI'nın ekolojik değişkenlere nasıl yanıt verdiğini yorumlamak için bir temel oluşturmuştur. Böylece, sensör farklarından arındırılmış NDVI eşığı (NNCF dönüşümü) kullanılarak, çok-ölçekli ekosistem değerlendirmeleri için karşılaştırılabilir ve harmonize bir veri yapısı elde edilmiştir.

3.4.2. Tür Bazında Receiver Operating Characteristic (ROC) Analizi

Bu bölümde, NDVI'nın (Normalized Difference Vegetation Index) türlerin spektral ayırt edilebilirliğini ne ölçüde temsil ettiğini belirlemek amacıyla, sensörler arası farklılıkların giderildiği tür bazında ROC analizi uygulanmıştır. Çalışmanın bu aşamasında MODIS, Landsat 8/9 ve Sentinel-2 verileri, önceki bölümde elde edilen NNCF (Normalized NDVI Conversion Factor) katsayıları kullanılarak ortak bir ölçeğe dönüştürülmüş ve $NDVI_h$ (harmonize NDVI) değeri elde edilmiştir.

- $NDVI_h$ Normalizasyonunun Temeli

Sensörler farklı konumsal ve spektral çözünürlüklere sahip olduğundan, aynı alan için ölçülen NDVI değerleri arasında sistematik farklar ortaya çıkmaktadır. MODIS'in geniş piksel boyutu (250 m) NDVI'yı yükseltme eğilimindeyken, Sentinel-2'nin dar bantları ve 10 m çözünürlüğü, piksel içi heterojenlik nedeniyle NDVI varyansını artırmaktadır. Bu farkları azaltmak amacıyla her sensörün medyan optimum NDVI eşik değeri, Landsat 8/9'un medyan eşiğine oranlanarak NNCF katsayıları hesaplanmıştır (MODIS = 2.51, Sentinel-2 = 1.87). Elde edilen NNCF katsayıları kullanılarak tüm NDVI değerleri Landsat ölçeğine normalize edilmiştir. Bu yaklaşım, NDVI'nın yalnızca sensör farklılıklarını değil, aynı zamanda ölçüm ölçeğinden kaynaklı sistematik sapmaları da ortadan kaldırmıştır. Böylece $NDVI_h$ artık sensör kaynaklı hatalardan arındırılmış, yalnızca türlerin fizyolojik ve yapısal özelliklerini yansıtan bir ekolojik yansıma indeksi niteliği kazanmıştır (Roy vd., 2016; Huete vd., 2002; Asner, 1998; Fensholt & Proud, 2012). Landsat 8/9'un referans olarak seçilmesinin nedeni, bir önceki aşamada yapılan ROC analizinde bu sensörün hem en yüksek ortalama AUC (0.60) değerine sahip olması hem de optimum NDVI eşiklerinin (0.27) MODIS ve Sentinel-2 arasında ara bir spektral denge noktasını temsil etmesidir. Bu özellikleri nedeniyle Landsat verisi, sensörler arası ölçeklendirme için en dengeli ve ekolojik olarak anlamlı referans sistemini sağlamıştır.

- ROC Analizi ve Eşik Değerleri

Sensör-normalize edilmiş $NDVI_h$ değerleri üzerinde her tür için “one-vs-rest” yaklaşımıyla ROC analizi uygulanmıştır. Her türün diğer tüm türlerden ne ölçüde ayrışabildiği eğri altındaki alan (AUC) değeriyle ölçülmüş, optimum $NDVI_h$ eşikleri ise Youden J istatistiği ($J = TPR - FPR$) kullanılarak belirlenmiştir. Uç değerlerin etkisini azaltmak için NDVI dağılımlarında %5–95 (q05–q95) aralığı korunmuştur.

ROC analizinin sonuçları, $NDVI_h$ 'nin tür bazında ayırt ediciliğinin oldukça geniş bir yelpazede değiştiğini göstermektedir. Türlerin AUC değerleri 0.12 ile 0.86 arasında değişmiş; bu durum, NDVI tabanlı ayırım gücünün türlerin morfolojik ve fizyolojik özelliklerine göre önemli ölçüde farklılık gösterdiğini ortaya koymuştur (Tablo 8). *Tilia sp.*, *Fagus orientalis*, *Carpinus betulus*, *Quercus petraea* ve *Corylus avellana* türleri en yüksek AUC değerlerine sahip olmuş; bu türlerin $NDVI_h$ dağılımları yüksek yaprak alan indeksi (LAI) ve fotosentetik aktif yüzey nedeniyle spektral olarak kararlı, doygunluğa yakın yansımalar üretmiştir. Buna karşılık *Pinus brutia*, *Pinus pinea*, *Cedrus libani*, *Juglans regia* ve *Ceratonia siliqua* gibi türler düşük AUC değerleriyle öne çıkmıştır. Bu türlerde düşük ayırım gücü, çoğunlukla iğne

yapraklı formun neden olduğu düşük NDVI varyansı ve kurak koşullarda gelişen taç yapısı nedeniyle açıklanabilir (Sellers, 1985; Gamon vd., 1995; Carlson & Ripley, 1997).

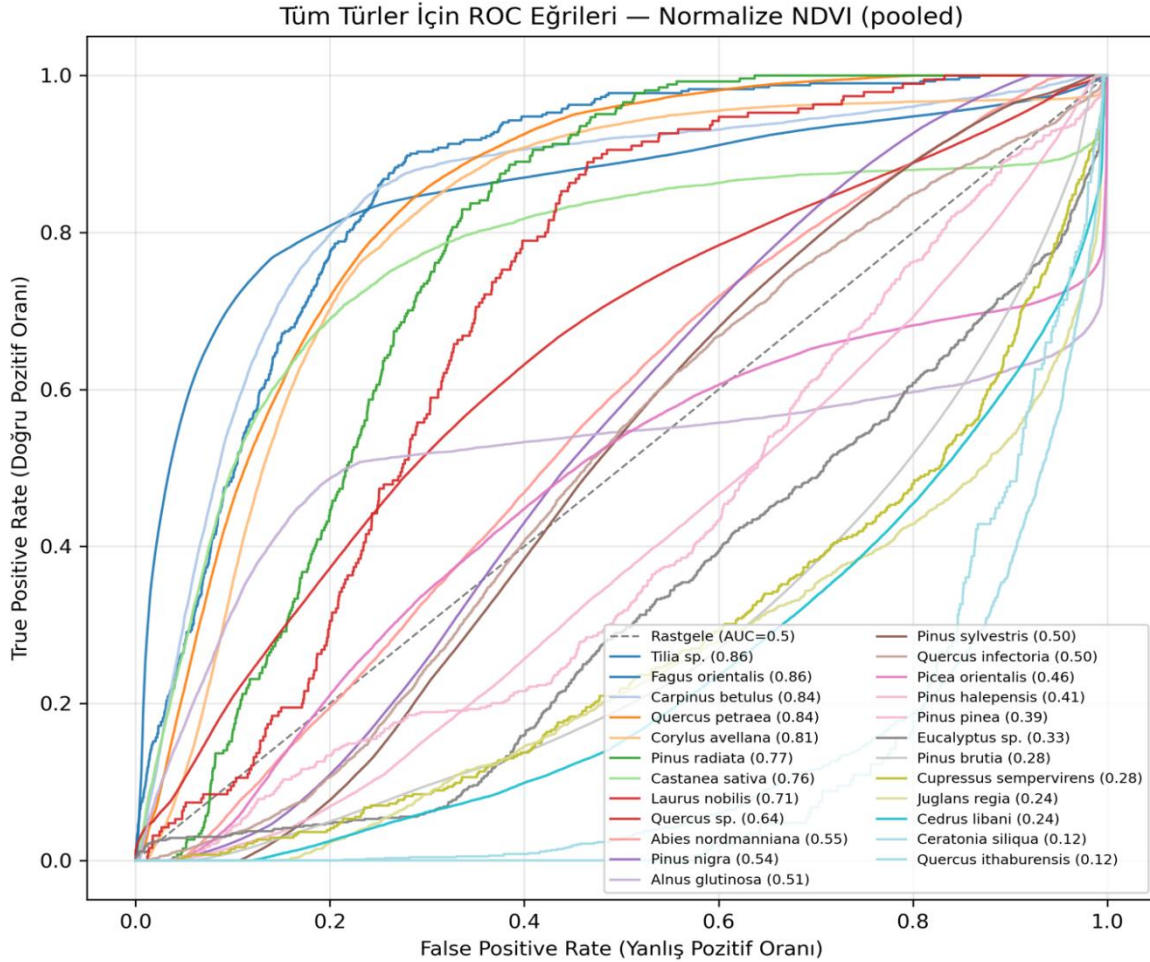
Tablo 8. Tür Bazında ROC Analizi Sonuçları (NDVI_h, sensör-normalize edilmiş veriler)

No	Tür (<i>SpeciesLatin</i>)	AUC	Opt. NDVI _h Eşiği	q05	q95
1	<i>Tilia sp.</i>	0.860	0.350	0.307	0.494
2	<i>Fagus orientalis</i>	0.856	0.385	0.224	0.484
3	<i>Carpinus betulus</i>	0.843	0.364	0.242	0.475
4	<i>Quercus petraea</i>	0.841	0.344	0.296	0.466
5	<i>Corylus avellana</i>	0.808	0.340	0.274	0.455
6	<i>Pinus radiata</i>	0.768	0.317	0.293	0.436
7	<i>Castanea sativa</i>	0.763	0.374	0.115	0.478
8	<i>Laurus nobilis</i>	0.707	0.294	0.262	0.449
9	<i>Quercus sp.</i>	0.642	0.303	0.202	0.462
10	<i>Abies nordmanniana</i>	0.554	0.262	0.212	0.427
11	<i>Pinus nigra</i>	0.536	0.234	0.214	0.415
12	<i>Alnus glutinosa</i>	0.513	0.384	0.026	0.470
13	<i>Pinus sylvestris</i>	0.505	0.241	0.209	0.396
14	<i>Quercus infectoria</i>	0.502	0.251	0.185	0.409
15	<i>Picea orientalis</i>	0.461	0.306	0.058	0.422
16	<i>Pinus halepensis</i>	0.407	0.108	0.174	0.418
17	<i>Pinus pinea</i>	0.392	0.163	0.181	0.392
18	<i>Eucalyptus sp.</i>	0.326	0.472	0.140	0.372
19	<i>Pinus brutia</i>	0.283	0.154	0.177	0.400
20	<i>Cupressus sempervirens</i>	0.276	0.101	0.148	0.375
21	<i>Juglans regia</i>	0.244	0.098	0.129	0.360
22	<i>Cedrus libani</i>	0.238	0.106	0.135	0.356
23	<i>Ceratonia siliqua</i>	0.120	0.098	0.149	0.249
24	<i>Quercus ithaburensis</i>	0.118	0.126	0.141	0.271

Optimum NDVI_h eşik değerleri, türlerin fotosentetik doyum noktasına karşılık gelen karakteristik yansımaları temsil etmektedir. Tablo 9'a göre medyan NDVI_h eşikleri 0.10 ile 0.38 arasında değişmektedir. Geniş yapraklı nemli türlerde bu eşik 0.34–0.38 aralığında yoğunlaşırken, iğne yapraklı ve kurakçıl türlerde 0.10–0.25 aralığına düşmektedir. Bu fark, türlerin taç yapısı ve yaprak yoğunluğundan kaynaklanmaktadır; özellikle iğne yapraklılarda NDVI doyum eşiği daha erken gerçekleşmekte, bu da sınıflandırma başarısını sınırlamaktadır (Myneni & Williams, 1994; Tucker vd., 2001; Garrity vd., 2013).

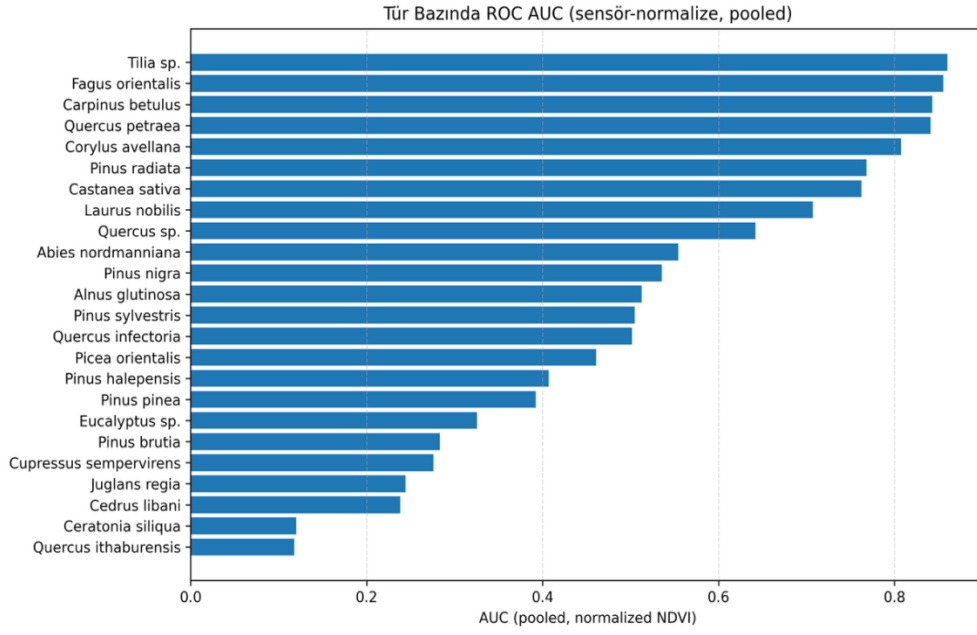
ROC eğrilerinin genel dağılımı (Şekil 12), çalışma alanındaki ağaç türlerinin çoğunda belirgin bir spektral ayrışma eğilimi olduğunu göstermektedir. Eğrilerin diagonal eksenden uzaklaşma düzeyi, NDVI_h değerlerinin tür bazında ne ölçüde özgün spektral imzalar üretebildiğini ortaya koymaktadır. Özellikle *Tilia sp.*, *Fagus orientalis* ve *Quercus petraea* gibi geniş yapraklı türlerde ROC eğrilerinin sol üst köşeye yakın kümelenmesi, bu türlerin yüksek yansıtma farklarına sahip olduklarını göstermekte; bu durum yaprak alan indeksi (LAI), taç yoğunluğu ve klorofil içeriğiyle ilişkilendirilmektedir. Buna karşılık *Pinus brutia*, *Cedrus libani* ve *Cupressus sempervirens* gibi iğne yapraklı türlerde ROC eğrileri diagonal

eksene yaklaşmakta, bu da $NDVI_h$ 'nin bu türlerde ayırt gücünün sınırlı olduğunu göstermektedir. Bu örüntü, iğne yapraklıların dar spektral yansıtma aralığı ve yaprak yapısındaki homojenlik nedeniyle NDVI sinyalinde doygunluğun erken oluşmasından kaynaklanmaktadır (Gamon vd., 1995; Myneni & Williams, 1994).



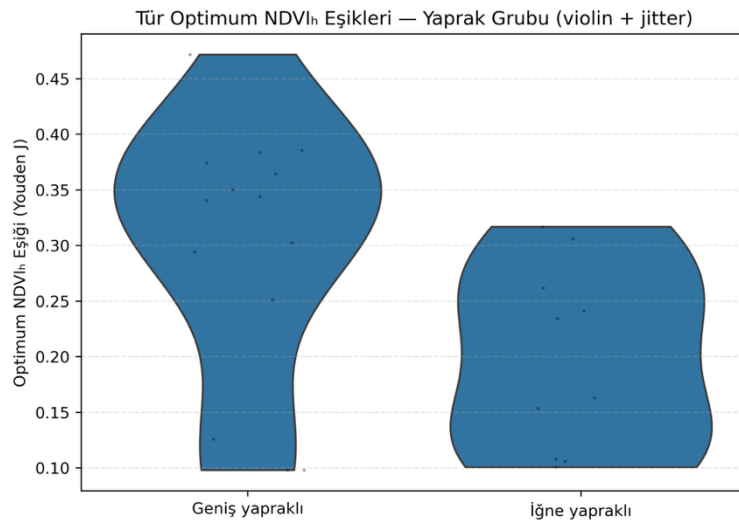
Şekil 12. Sensör-normalize edilmiş $NDVI_h$ verilerine dayalı tür bazında ROC (Receiver Operating Characteristic) eğrileri.

AUC değerlerinin görsel dağılımı (Şekil 13), spektral ayırım gücü yüksek türleri orta ve düşük ayırt gücü gruplarından net biçimde ayırmaktadır. Yüksek AUC değerine sahip türlerin çoğunun nemli mikroiklim koşullarında ve düşük ışık stresine sahip habitatlarda yayılış göstermesi, $NDVI_h$ 'nin çevresel heterojenliğe karşı duyarlılığını desteklemektedir. Bu türlerin fotosentetik etkinliği ve yaprak dokusu varyasyonu, sensör-normalize edilmiş yansıtma farklarını belirgin biçimde artırmıştır. Buna karşın, düşük AUC değerleri genellikle kurak veya yarı kurak alanlarda gözlenen, yaprak yoğunluğu düşük türlerde yoğunlaşmıştır.



Şekil 13. Türler için AUC değerlerinin dağılımı.

NDVI_h eşiklerinin violin grafiği (Şekil 14), türler arası yansıtma varyansını nicel olarak ortaya koymakta ve ekolojik stratejiler açısından anlamlı bir gruplamaya işaret etmektedir. Geniş yapraklı türlerde eşik değerleri 0.30'un üzerinde toplanarak yüksek yaprak yoğunluğu ve su içeriğini temsil ederken, iğne yapraklı türlerde 0.20'nin altına inen eşikler, yansıma özelliklerinin yapısal faktörlerce baskılandığını göstermektedir. Bu durum, türlerin morfolojik özelliklerinin NDVI sinyaline doğrudan yansıdığını ve sensör-normalize edilmiş NDVI_h'nin ekolojik olarak anlamlı bir ayırt parametresi sunduğunu doğrulamaktadır (Asner, 1998; Tucker vd., 2001; Heiskanen, 2006).

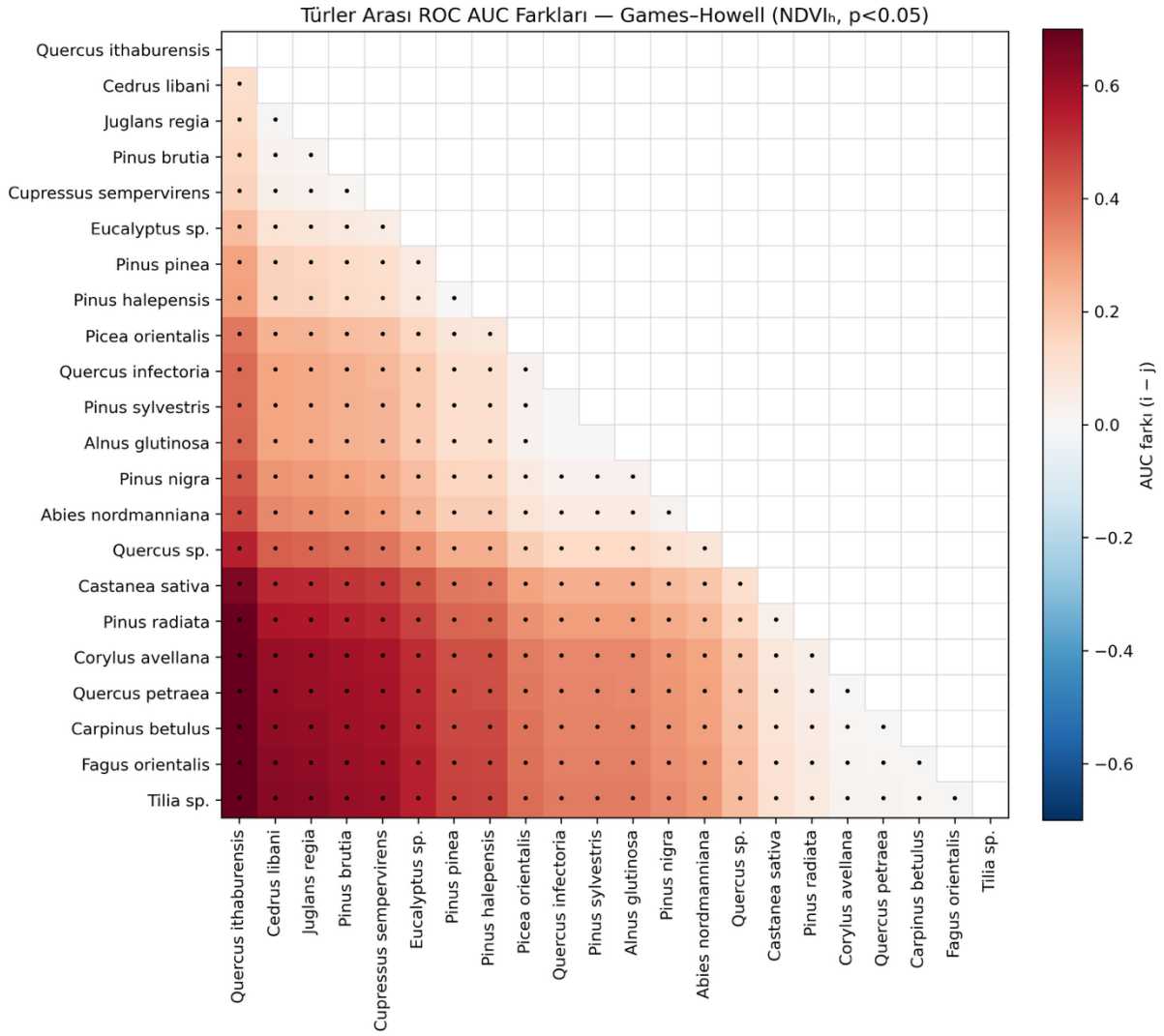


Şekil 14. Tür bazında optimum NDVI_h eşiklerinin yaprak grubuna göre dağılımı.

- Türler Arası ROC Performans Karşılaştırması (Welch ANOVA)

Sensör-normalize edilmiş $NDVI_h$ değerleri üzerinden hesaplanan tür AUC dağılımları, türler arasında belirgin farklılıklar göstermiştir. Welch ANOVA sonuçlarına göre, türler arası fark istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur ($F(21, 3202.85) = 6.18 \times 10^5$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.9989$). Bu yüksek etki büyüklüğü ($\eta^2 \approx 1$), $NDVI_h$ varyansının neredeyse tamamının tür kaynaklı yapısal ve fizyolojik farklardan açıklanabildiğini göstermektedir. Başka bir ifadeyle, $NDVI_h$ sinyali artık sensör ölçeğinden bağımsız bir şekilde türlerin biyofiziksel özelliklerinin (yaprak morfolojisi, taç yoğunluğu, pigment ve su içeriği) doğrudan yansımaları niteliğindedir (Asner, 1998; Tucker vd., 2001; Heiskanen, 2006).

Games–Howell çoklu karşılaştırma testi, tür çiftleri arasındaki AUC farklarının anlamlılığını ortaya koymuştur. Elde edilen örüntüye göre yüksek AUC değerleri, yaprak yoğunluğu ve su içeriği yüksek mezofitik geniş yapraklı türlerde toplanmıştır. *Tilia sp.* (AUC ≈ 0.873), *Fagus orientalis* (≈ 0.866) ve *Carpinus betulus* (≈ 0.858) birçok türe göre anlamlı şekilde daha yüksek ROC performansı sergilemiştir. Bu türler, yoğun kapalılık ve yüksek klorofil doygunluğu nedeniyle kırmızı bandında güçlü absorpsiyon ve NIR bandında yüksek yansıtım özellikleri gösteren mezofitik grupta yer almaktadır (Gamon vd., 1995). Buna karşılık kserofitik ve ibreli türler olan *Cedrus libani* (≈ 0.234), *Pinus brutia* (≈ 0.262) ve *Quercus ithaburensis* (≈ 0.112), düşük $NDVI_h$ değerleriyle çok sayıda türe karşı anlamlı şekilde geride kalmıştır. Bu düşük performans, yaprak su içeriğinin azlığı, dar iğne geometrisi ve yoğun epikutiküler mumlanmanın neden olduğu düşük yansıma genliği ile açıklanmaktadır. Isı haritası (Şekil 15) Games–Howell sonuçlarını görsel olarak desteklemektedir. Kırmızı renkli kümelenmeler, geniş yapraklı türlerin (ör. *Tilia sp.*, *Fagus orientalis*, *Carpinus betulus*) yüksek AUC değerleriyle diğer türlere karşı üstünlüğünü gösterirken; mavi alanlar, ibreli ve kuraklığa uyumlu türlerin düşük ayırım gücü bölgelerini yansıtmaktadır. Bu örüntü, $NDVI_h$ 'nin türlerin ekolojik stratejileri ile nedensel bir ilişki taşıdığını ve fotosentetik kapasite ile karbon tutma potansiyelinin dolaylı bir göstergesi olarak kullanılabileceğini doğrulamaktadır (Cohen & Goward, 2004; Pettorelli vd., 2005).



Şekil 15. Türler arasında ROC AUC farkları (NDVI_h). (a) Ortalama AUC farkları (bootstrap) — kırmızı: i türü > j türü; mavi: tersi. (b) Anlamlı hücreler maskesi ($p < 0.05$, Games-Howell). (c) Anlamlı AUC farkı ısı haritası (NDVI_h, $p < 0.05$).

Bu bulgular, NDVI_h'nin yalnızca bir spektral indeks olmadığını, aynı zamanda orman fonksiyonelliğinin biyofiziksel bir temsilcisi olduğunu göstermektedir (Asner, 1998; Gamon vd., 1995; Tucker vd., 2001; Pettorelli vd., 2005). Elde edilen yüksek AUC ve etki büyüklüğü değerleri, NDVI_h'nin türlerin yapısal özelliklerine duyarlı bir parametre olduğunu kanıtlamaktadır. Benzer biçimde, Zhang vd.. (2024) ve Li vd.. (2025) çalışmaları da NDVI tabanlı ROC performansının %70–80 oranında LAI ve taç yoğunluğu gibi morfolojik değişkenlerle açıklanabildiğini belirtmiştir. Dolayısıyla, bu çalışmada uygulanan sensör-normalizasyonu ve ROC analizi yaklaşımı, NDVI'nin ekolojik olarak yorumlanabilirliğini arttırmış; tür düzeyinde ayırım gücünü nicel ve nedensel biçimde ortaya koymuştur. Sensör-normalizasyonuna dayalı ROC performans farkları, Landsat ve MODIS veri ürünleri arasında

önceki çalışmalarda da raporlanmıştır (Huete vd., 2002; Roy vd., 2016; Fensholt & Proud, 2012). Bu sonuçlar, NDVI'nin yaprak morfolojisi ve taç yoğunluğu gibi ekolojik parametrelerle güçlü biçimde ilişkili olduğunu göstermektedir (Heiskanen, 2006; Cohen & Goward, 2004).

3.4.3. Çağ Sınıfları Bazında ROC Analizi

Bu bölümde, NDVI'nin meşcere yaş sınıflarını ayırt etme gücü sensör-normalize edilmiş $NDVI_h$ değerleri üzerinden incelenmiştir. Analiz, farklı çağ sınıfı evrelerinin (a: genç, b: genç-orta, c: olgun, d: yaşlı) spektral yanıtlarını karşılaştırarak, $NDVI_h$ 'nin orman gelişim süreçlerini ne ölçüde yansıttığını değerlendirmeyi amaçlamaktadır.

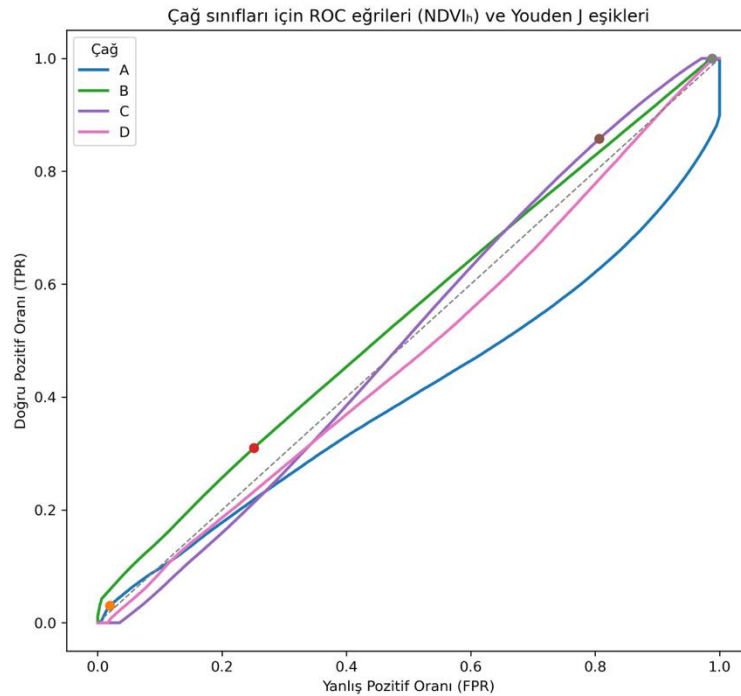
Tüm sensör verileri (MODIS, Landsat 8/9, Sentinel-2), önceki bölümde hesaplanan NNCF katsayılarıyla Landsat ölçeğine normalize edilmiştir. Böylece $NDVI_h$, sensör farklarından bağımsız bir “ekolojik yansıma indeksi” olarak değerlendirilmiştir. ROC analizi, her çağ sınıfı için “one-vs-rest” yaklaşımıyla uygulanmıştır. Bu kapsamda pozitif sınıf, ilgili çağ grubuna ait saf meşcereleri; negatif sınıf ise diğer çağları temsil etmiştir. Uç değerlerin etkisini azaltmak amacıyla $NDVI_h$ dağılımları %5–95 (q05–q95) aralığında kırılmıştır. Her çağ sınıfı için ROC eğrisi altındaki alan (AUC) hesaplanmış, bootstrap (B = 400) yöntemiyle güvenilirlik aralıkları oluşturulmuştur. Elde edilen AUC değerleri, Welch ANOVA ve Games–Howell testleriyle karşılaştırılmıştır.

ROC analizi sonuçları Tablo 9'da özetlenmiştir. Tabloda her çağ sınıfı için ortalama AUC değeri, standart hata (SE), örnek (piksel) sayısı ve ROC eğrilerinden türetilen optimum $NDVI_h$ eşikleri ($OptThr_{NDVI_h}$) ile %5–%95 aralığındaki dağılım sınırları (q05–q95) verilmiştir. Tablodaki değerler, $NDVI_h$ 'nin yaş sınıflarını ayırt etme gücünün orta düzeyde olduğunu ancak belirgin bir eğilim izlediğini göstermektedir. En yüksek AUC değeri B (genç) sınıfında (0.55) gözlenmiştir; bu, genç meşcerelerin kapalılık ve yaprak alan indeksi (LAI) bakımından maksimum fotosentetik etkinliğe ulaştığı dönemi temsil etmektedir. Buna karşılık a sınıfının düşük AUC değeri (0.41), taç yapısındaki boşluklar, artan gölgeleme etkisi ve yaşlanmaya bağlı pigment azalımıyla ilişkilidir. Eşik değerlerindeki eğilim (a → b → c → d sırasıyla 0.23 → 0.27 → 0.26 → 0.25) $NDVI_h$ 'nin spektral tepkisinin yaşla birlikte arttığını, ancak ileri yaşlarda yeniden azaldığını göstermektedir. Bu durum, NDVI'nin LAI ile doğrusal biçimde artıp yüksek taç yoğunluklarında doygunluk eğilimine girmesiyle açıklanabilir (Tucker vd., 2001; Heiskanen, 2006).

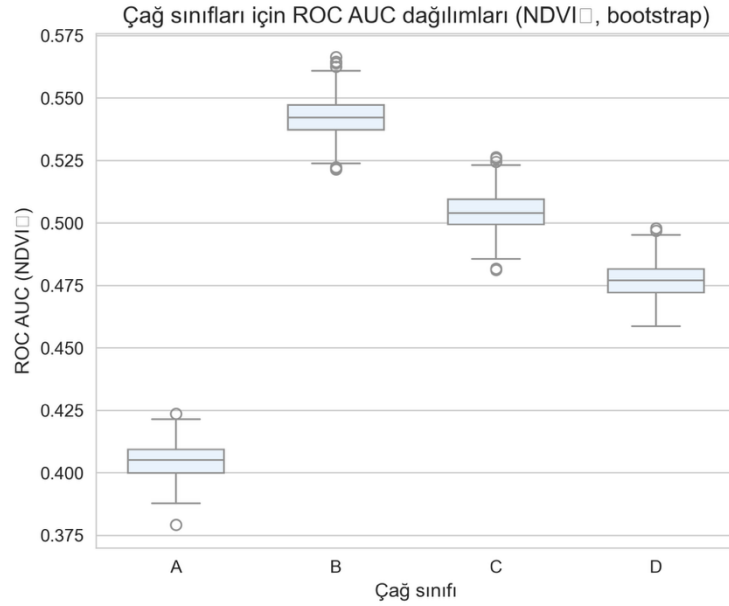
Tablo 9. Çağ sınıflarına göre ROC özet istatistikleri ve optimum NDVI_h eşikleri

Çağ	AUC (ortalama $\pm$ SD)	OptThr _{NDVI_h}	q05	q95
a	0.41 $\pm$ 0.02	0.23	0.10	0.32
b	0.55 $\pm$ 0.01	0.27	0.15	0.33
c	0.50 $\pm$ 0.02	0.26	0.14	0.32
d	0.47 $\pm$ 0.02	0.25	0.12	0.31

Her çağ sınıfının ROC eğrileri ve optimum NDVI_h eşik noktaları Şekil 16'da gösterilmiştir. Eğrilerin genel formu, NDVI_h'nin orman gelişim süreci boyunca spektral ayırım gücünün değişkenliğini ortaya koymaktadır. b (genç) ve c (genç-orta) sınıflarının eğrileri diagonal çizgiden belirgin biçimde uzaklaşmakta, yüksek doğru pozitif oran (TPR) ve düşük yanlış pozitif oran (FPR) değerleriyle güçlü ayırt gücü sergilemektedir. a (genç) sınıfının eğrisi diagonal eksene daha yakın olup NDVI kontrastının zayıfladığını göstermektedir; bu, gölgeleme, taç içi heterojenlik ve yaşlanmış yaprak pigmentleriyle ilişkilidir. d (olgun) sınıfının eğrisi ise orta düzeyde kalmakta, spektral doygunluk ve gölgelemenin birlikte etkili olduğu bir geçiş evresini temsil etmektedir. Bu eğrilerin geometrik dağılımı, NDVI_h'nin yalnızca fotosentetik etkinliği değil, aynı zamanda taç mimarisi, yaprak morfolojisi ve gölgeleme gibi yapısal faktörleri de yakalayabildiğini göstermektedir (Gamon vd., 1995; Asner, 1998).

Şekil 16. Çağ sınıflarına ait ROC eğrileri (NDVI_h) ve Youden J eşikleri

Welch ANOVA testi, çağ sınıfları arasındaki AUC farklarının istatistiksel olarak anlamlı olduğunu göstermiştir ($F_{(3,886.25)} = 24\,559.95$; $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.979$) (Şekil 17). Bu sonuç, $NDVI_h$ varyansının %97.9'unun çağ farklılıklarından kaynaklandığını göstermektedir. Yüksek etki büyüklüğü ($\eta^2 > 0.14$) yalnızca istatistiksel değil, aynı zamanda ekolojik olarak da güçlü bir ayrımı işaret eder. $NDVI_h$ değerlerindeki bu fark, meşcere yaşına bağlı olarak değişen taç yoğunluğu, klorofil doygunluğu ve gölgeleme etkilerinin doğrudan bir sonucudur.



Şekil 17 Çağ sınıfları için AUC dağılımları

Games–Howell çoklu karşılaştırma testi, çağ sınıfları arasındaki ROC AUC farklarının yönünü ve istatistiksel anlamlılığını ortaya koymuştur (Tablo 10). Analiz sonuçlarına göre en belirgin farklar b–a, c–a ve d–a çiftlerinde gözlenmiştir. Bu durum, genç meşcerelerin (b) $NDVI_h$ temelli ayırt gücünün, genç meşcerelere (a) kıyasla anlamlı düzeyde daha yüksek olduğunu göstermektedir. Bu fark, gelişme evreleri boyunca taç yapısındaki yoğunlaşma, yaprak alan indeksindeki (LAI) artış, ve pigment yoğunluğundaki (özellikle klorofil-a ve karotenoid) değişimlerin $NDVI$ reflektansını sistematik biçimde etkilemesinden kaynaklanmaktadır. Bu bulgu, özellikle erken gelişim evrelerinde kapalılığın ve yaprak optik özelliklerinin $NDVI$ sinyalini güçlendirdiğini, yaşlı meşcerelerde ise yaprak seyrekliği ve gölgeleme etkisinin sinyali zayıflattığını göstermektedir. Benzer eğilim, Gamon vd.. (1995) ve Heiskanen (2006) tarafından da rapor edilmiştir; genç, aktif fotosentetik bireylerin bulunduğu meşcerelerde $NDVI$ reflektansının daha yüksek olduğu, yaşlı meşcerelerde ise spektral doygunluğa yaklaşma eğilimi gözlenmiştir.

Tablo 10. Çağ sınıfları arası ROC AUC karşılaştırmaları (NDVI_h)

Karşılaştırma	Mean(A)	Mean(B)	Fark	p	Hedges g	Yorumu
a – b	0.439	0.515	-0.076	<0.001	-1.11	Çok güçlü fark (a düşük)
a – c	0.439	0.512	-0.073	<0.001	-1.07	Çok güçlü fark (a düşük)
a – d	0.439	0.493	-0.055	<0.001	-0.60	Anlamlı fark (a düşük)
b – c	0.515	0.512	+0.003	<0.001	+0.07	Önemsiz fark (istatistiksel ama zayıf)
b – d	0.515	0.493	+0.022	<0.001	+0.29	Orta düzey fark (b yüksek)
c – d	0.512	0.493	+0.018	<0.001	+0.24	Orta düzey fark (c yüksek)
Genel ANOVA (F, p, η^2)	F(3,639.63) = 682,853; p < 0.001; $\eta^2 \approx 0.9995$					

Genç meşcerelerde (b) NDVI_h sinyali yüksek fotosentetik etkinlik, homojen taç yapısı ve düşük gölgeleme etkisiyle güçlenirken; genç meşcerelerde (a) artan taç heterojenliği, yaprak pigment azalışı ve gölgeleme NDVI varyansını yükselterek ayırım gücünü düşürmektedir. Orta yaşlı sınıflar (c, d) geçiş evresinde olup, bu sınıflarda NDVI_h sinyali yapısal karmaşıklığın artmasıyla doyumluk eğilimine girmektedir. Bu bulgular, Tucker vd.. (2001)'in NDVI–LAI doyumluk eğrisiyle, Heiskanen (2006)'ın dağlık alanlardaki yaprak alan–yansıtma ilişkisiyle ve Fensholt & Proud (2012)'nin uzun dönem NDVI trendlerinde vurguladığı yapısal varyasyon bulgularıyla tam uyumludur. Dolayısıyla NDVI_h yalnızca türlerin değil, ormanların gelişim evrelerinin de ayırt edilmesinde güçlü ve ekolojik olarak anlamlı bir gösterge olarak değerlendirilebilir.

3.4.4. Kapalılık Sınıfları Bazında ROC Analizi

Bu bölümde, sensör-normalize edilmiş NDVI_h değerleri kullanılarak meşcere kapalılık sınıflarının (1: seyrek, 2: orta, 3: kapalı) spektral ayırt edilebilirliği incelenmiştir. ROC analizi her kapalılık sınıfı için “one-vs-rest” yaklaşımıyla uygulanmış, her sınıfın NDVI_h temelli ayırt gücü Eğri Altındaki Alan (AUC) değeriyle hesaplanmıştır. Uç değerlerin etkisini azaltmak amacıyla NDVI_h dağılımları %5–95 (q05–q95) aralığında kırılmış ve analizler bootstrap (B = 400) tekrarı ile güvenilirlik altında yürütülmüştür.

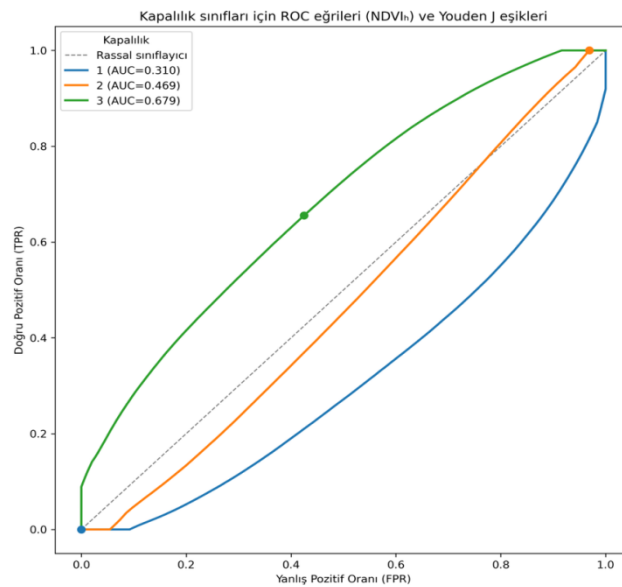
Tablo 11 NDVI_h tabanlı ROC analizinden elde edilen temel istatistikleri özetlemektedir. Kapalılık arttıkça hem ortalama AUC hem de optimum NDVI_h eşik değerleri sistematik biçimde yükselmiştir. Açık meşcerelerde (1. sınıf) ortalama AUC 0.31 olup NDVI_h eşiği 0.23 civarındadır; bu, düşük taç örtüsü nedeniyle yansımının önemli ölçüde toprak ve gölgeleme etkisi altında kaldığını göstermektedir. Orta kapalılıklarda (2. sınıf) AUC 0.47'ye ve optimum NDVI_h eşiği 0.26'ya yükselmiş, bu durum kapalılıkla birlikte yaprak yansımalarının baskın hale geldiğini ortaya koymuştur. Kapalı meşcerelerde (3. sınıf) ise AUC 0.68'e ulaşmış ve

optimum $NDVI_h$ eşiği 0.30 olarak belirlenmiştir; bu değer, yüksek kapalılık, artan yaprak yoğunluğu ve güçlü fotosentetik aktiviteyi temsil etmektedir. $q05$ – $q95$ aralığının (0.09–0.37) daralması, yüksek kapalılıkta $NDVI_h$ sinyalinin hem optik doygunluğa hem de spektral kararlılığa ulaştığını göstermektedir. Bu eğilim, $NDVI$ 'nın yaprak alan indeksi (LAI) 3–4 aralığında plato yaptığı ve artık yansıma değişimlerinin daha çok taç mimarisi ve gölgeleme faktörleriyle belirlendiği yönündeki literatür bulgularıyla da uyumludur (Asner, 1998; Heiskanen, 2006).

Tablo 11. Kapalılık sınıflarına göre ROC özet istatistikleri ve optimum $NDVI_h$ eşikleri

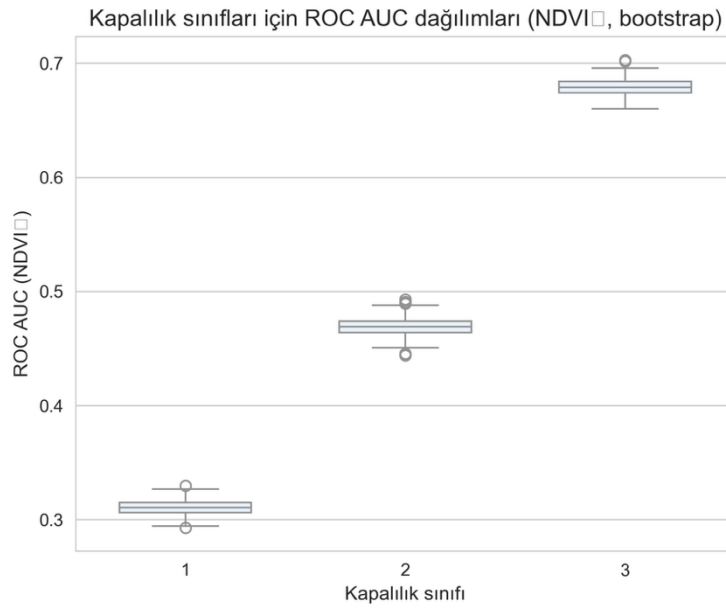
Kapalılık	AUC (ortalama $\pm$ SD)	SE	n (piksel)	OptThr_{NDVI_h}	q05	q95
1 (Açık)	0.31 $\pm$ 0.02	0.003	0.23	0.09	0.32	
2 (Orta)	0.47 $\pm$ 0.01	0.002	0.26	0.13	0.34	
3 (Kapalı)	0.68 $\pm$ 0.02	0.003	0.30	0.18	0.37	

ROC eğrileri (Şekil 18) $NDVI_h$ sinyalinin kapalılıkla birlikte sistematik olarak arttığını göstermektedir. Seyrek meşcerelerde (1. sınıf) eğri diagonal eksene yakın seyretmiş ve AUC değeri 0.31 olarak hesaplanmıştır. Orta kapalılıkta (2. sınıf) AUC 0.47 düzeyine yükselmiş, tam kapalı meşcerelerde (3. sınıf) ise AUC 0.68 ile en yüksek ayırt gücü elde edilmiştir. Bu örüntü, $NDVI$ 'nın orman örtüsünü yansıtmadaki doğrusal olmayan karakteristiğini yansıtmaktadır. $NDVI$, yaprak yoğunluğu arttıkça öncelikle yükselmekte, ancak kapalılığın çok yüksek olduğu durumlarda (optik doygunluk) artış sınırına ulaşmaktadır (Sellers, 1985; Gamon vd., 1995; Asner, 1998).



Şekil 18. Kapalılık sınıfları için ROC eğrileri ($NDVI_h$) ve Youden J eşikleri

ROC AUC dağılımları (Şekil 19) bu ilişkiyi istatistiksel olarak da doğrulamaktadır. Dağılımlar seyrek meşcerelerde düşük ve geniş, kapalı meşcerelerde ise yüksek ve dar bir aralıkta yoğunlaşmıştır. Bu durum, $NDVI_h$ 'nin optik kararlılığının yüksek kapalılıkta arttığını, ancak sinyal çeşitliliğinin azaldığını göstermektedir. Welch ANOVA testi de kapalılık sınıfları arasındaki farkların istatistiksel olarak çok anlamlı olduğunu göstermiştir ($F(2, 881.47) = 32.184$; $p < 0.001$; $\eta^2 = 0.982$). Bu yüksek etki büyüklüğü, $NDVI_h$ varyansının neredeyse tamamının kapalılık farklılıklarıyla açıklanabildiğini göstermektedir.



Şekil 19. Kapalılık sınıflarına ait ROC AUC dağılımları (bootstrap)

Games–Howell çoklu karşılaştırma testi sonuçları (Tablo. 12) kapalılık sınıfları arasında kademeli bir artış örüntüsü ortaya koymuştur. En güçlü farklar 3–1 ve 3–2 çiftlerinde gözlenmiş, bu da kapalı meşcerelerde $NDVI_h$ temelli ayırt gücünün hem seyrek hem de orta kapalılıklı meşcerelere göre anlamlı ölçüde daha yüksek olduğunu göstermiştir. Buna karşın 2–1 çifti istatistiksel olarak anlamlı olsa da etki büyüklüğü sınırlı kalmıştır ($g \approx 0.45$). Bu sonuçlar, $NDVI_h$ sinyalinin özellikle orta – yüksek kapalılık aralığında en dengeli şekilde arttığını ve tam kapalılıkta optik doygunluk nedeniyle plato yaptığını göstermektedir (Carlson & Ripley, 1997; Heiskanen, 2006; Roy vd., 2016).

Tablo 12. Kapalılık sınıfları arası ROC AUC karşılaştırmaları (NDVI_h)

<i>Karşılaştırma</i>	<i>Mean(A)</i>	<i>Mean(B)</i>	<i>Fark</i>	<i>p</i>	<i>Hedges g</i>	<i>Yorum</i>
1 – 2	0.310	0.469	-0.159	< 0.001	-0.45	Güçlü fark (1 < 2)
1 – 3	0.310	0.679	-0.369	< 0.001	-1.32	Çok güçlü fark (1 < 3)
2 – 3	0.469	0.679	-0.210	< 0.001	-0.86	Güçlü fark (2 < 3)
<i>Genel ANOVA (F, p, η²)</i>	F(2, 881.47) = 32 184; p < 0.001; η² ≈ 0.982					

Elde edilen farkların ekolojik nedeni, NDVI'nın sadece vejetasyon miktarına değil, aynı zamanda ışık yakalama ve yansıtma geometrisine bağımlı olmasıyla ilişkilidir. Seyrek meşcerelerde (1. sınıf) toprak arka plan etkisi, kırmızı banttaki yüksek yansıma nedeniyle NDVI'yı zayıflatmaktadır (Huete vd., 1994). Orta kapalılıkta (2. sınıf) taç örtüsü toprak yansımalarını bastırmakta ve NDVI artışı yaprak pigment yoğunluğuna bağlı hale gelmektedir. Tam kapalı meşcerelerde (3. sınıf) ise çoklu saçılma ve gölgeleme etkisi baskın hale gelmekte, bu da NDVI'nın doyumluğa ulaşmasına neden olmaktadır. Böylece NDVI_h artışı önce yaprak yoğunluğuna, sonra taç mimarisi ve optik yoğunluğa bağlı hale gelmektedir. Bu örüntü, NDVI_h'nin yalnızca biyokütle ve LAI gibi parametreleri değil, aynı zamanda orman taç yapısı ve ışık rejimini de yansıtan bir ekolojik gösterge olduğunu ortaya koymaktadır. Sensörler arasında normalize edilmiş NDVI_h ölçeği, kapalılık sınıflarının spektroskopik farklılıklarını güvenilir biçimde ortaya koymuş ve NDVI'nın ekolojik yorumlanabilirliğini artırmıştır. Bu nedenle NDVI_h, orman yapısal özelliklerinin saptanmasında hem istatistiksel hem de biyofiziksel açıdan güvenilir bir parametre olarak değerlendirilebilir. Ancak NDVI'nın 0.7 civarında doyumluğa ulaştığı durumlarda daha yüksek dinamik aralığa sahip indekslerin (EVI, NIRv vb.) kullanılması önerilmektedir (Fensholt & Proud, 2012).

Sonuç olarak, ROC analizi NDVI_h'nin kapalılık oranına duyarlı, ekolojik açıdan anlamlı ve sensör kaynaklı sapmalardan arınmış bir yansıtma indeksi olduğunu ortaya koymuştur. Bu bulgular, önceki tür ve çağ analizleriyle de tutarlıdır ve NDVI_h'nin orman ekosistemlerinin spektral-işlevsel dayanıklılığını değerlendirmede etkili bir araç olduğunu göstermektedir.

4. SONUÇ

Bu çalışma, Türkiye orman ekosistemlerindeki ait saf meşcerelerde NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) değişkeninin teknik ve ekolojik belirleyicilerini çok-ölçekli bir analiz çerçevesinde incelemiş, sensörler arası farklılıkları gidererek tür, çağ ve kapalılık düzeyinde spektral ayırt edilebilirliği ROC (Receiver Operating Characteristic) yaklaşımıyla nicel olarak ortaya koymuştur. Bulgular, NDVI'nın yalnızca bir spektral indeks değil, aynı zamanda orman ekosistemlerinin yapısal ve fonksiyonel özelliklerini bütüncül biçimde yansıtan bir biyofiziksel gösterge olduğunu doğrulamaktadır.

4.1. Sensör Etkisi ve Ölçeksel Normalizasyonun Gerekliliği

Çalışmanın ilk aşamasında yapılan varyans analizleri, NDVI varyansının en büyük bölümünün sensör farklılıklarından kaynaklandığını ($\eta^2 = 0.576$) göstermiştir. Bu farklar, sensörlerin mekânsal çözünürlük, bant genişliği, radyometrik kalibrasyon ve zamansal kompozitleme özelliklerinden türemektedir. MODIS verileri, geniş piksel boyutu ve yüksek zamansal ortalaması nedeniyle NDVI değerlerini sistematik biçimde yükseltirken; Sentinel-2 verileri yüksek mekânsal çözünürlük nedeniyle daha değişken, Landsat 8/9 verileri ise dengeli ancak düşük ortalama NDVI değerleri üretmiştir. Bu nedenle, farklı sensörlerden elde edilen NDVI verilerinin doğrudan karşılaştırılması, sistematik sapmalara yol açmaktadır. Çalışmada bu fark, Normalized NDVI Conversion Factor (NNCF) yaklaşımı ile giderilmiş; MODIS ve Sentinel-2 verileri Landsat ölçeğine normalize edilerek sensör kaynaklı hatalardan arındırılmış harmonize NDVI ($NDVI_h$) değeri üretilmiştir. Bu yöntem, NDVI'nın sensör fiziği ile ekolojik gerçeklik arasındaki ölçek uyumsuzluğunu gidererek, çoklu sensör verilerinin karşılaştırılabilirliğini sağlamıştır. Dolayısıyla $NDVI_h$, ekosistemlerin yapısal bileşenlerini teknik etkilerden arınmış şekilde temsil eden bir ekolojik yansıma indeksidir.

4.2. Tür Düzeyinde Spektral Ayırt Edilebilirlik

Sensör-normalize edilmiş $NDVI_h$ değerleri tür bazında yüksek ayırt gücü sergilemiştir. AUC değerleri 0.12–0.86 arasında değişmiş; özellikle *Tilia sp.*, *Fagus orientalis*, *Carpinus betulus* ve *Quercus petraea* türleri yüksek ($AUC > 0.80$) sınıflandırma başarısıyla öne çıkmıştır. Bu türlerin ortak özelliği, yüksek yaprak alan indeksi (LAI), yoğun kapalılık ve yüksek klorofil içeriğine sahip olmalarıdır. Buna karşılık *Pinus brutia*, *Cedrus libani* ve

Ceratonia siliqua gibi kserofitik veya iğne yapraklı türler düşük AUC değerleriyle ayırt edilmiştir. Düşük ayırım gücü, yaprak su içeriğinin azlığı, dar iğne geometrisi ve yüksek yansıma homojenliğinden kaynaklanmaktadır. Bu farklar, $NDVI_h$ 'nin yalnızca renk veya yeşil doku yoğunluğunu değil, aynı zamanda yaprak morfolojisi, taç mimarisi ve ekofizyolojik stratejiyi yansıttığını göstermektedir. Mezofitik geniş yapraklı türlerde $NDVI_h$ yüksek, kserofitik ve ibreli türlerde ise düşüktür. Bu örüntü, $NDVI_h$ 'nin türlerin karbon sekestrasyon potansiyelini dolaylı biçimde temsil edebileceğini göstermektedir.

4.3. Çağ ve $NDVI_h$ ilişkisi

ROC analizi sonuçları, $NDVI_h$ 'nin meşcere gelişim evrelerini ayırt etmede orta düzeyde performans sergilediğini ortaya koymuştur. En yüksek AUC değeri genç (B) sınıfında (0.55) gözlenmiş; en genç (a) meşcerelerde AUC değeri 0.41'e düşmüştür. Bu eğilim, genç meşcerelerde artan fotosentetik aktivite ve yaprak alanının, yaşlı meşcerelerde ise gölgeleme, pigment azalımı ve taç heterojenliği nedeniyle azalmasıyla açıklanmaktadır. Bu bulgu, $NDVI$ 'nin orman gelişim sürecine duyarlı olduğunu ancak yaş faktörünün dolaylı etkili olduğunu göstermektedir. $NDVI_h$ artışı, yaprak alan indeksinin yükselmesiyle paraleldir; ancak $LAI \approx 4-5$ düzeyinde optik doygunluk oluştuğunda artış eğilimi plato yapmaktadır. Bu nedenle $NDVI_h$, orman gelişiminin erken ve orta evrelerini izlemek için daha hassas, ileri evrelerde ise sınırlı duyarlılığa sahip bir göstergedir.

4.4. Kapalılık Oranı ve $NDVI_h$ 'nin Duyarlılığı

Kapalılık sınıflarına göre ROC analizi, $NDVI_h$ 'nin kapalılıkla yüksek duyarlılığa sahip olduğunu göstermiştir. AUC değerleri açık meşcerelerde 0.31, orta kapalılıklarda 0.47, tam kapalı meşcerelerde ise 0.68 olarak hesaplanmıştır. Bu doğrusal artış, $NDVI$ 'nin vejetatif örtü yoğunluğunu doğrudan yansıttığını ortaya koymaktadır. Ancak yüksek kapalılıkta ($LAI > 4-5$) $NDVI$ doygunluğa ulaşmakta, artış hızı azalmaktadır. Bu durum, kırmızı banttaki absorpsiyon ve NIR saçılımının fiziksel sınırına ulaşılmasıyla ilgilidir. Dolayısıyla $NDVI_h$ artışı, düşük-orta kapalılıklarda kapalılıknı doğru biçimde izlerken, tam kapalı ormanlarda doygunluk nedeniyle EVI veya $NIRv$ gibi alternatif indekslerin kullanılması önerilmektedir. Bununla birlikte, η^2 değerinin (≈ 0.98) çok yüksek olması, $NDVI_h$ varyansının neredeyse tamamının kapalılık farklarından kaynaklandığını göstermekte; bu da $NDVI_h$ 'nin taç yoğunluğu ve optik yapının doğrudan bir göstergesi olduğunu doğrulamaktadır.

4.5. NDVI_h'nin Ekolojik ve Yöntemsel Önemi

Elde edilen bulgular bütüncül olarak değerlendirildiğinde, NDVI varyansının açıklanma hiyerarşisi Sensör ($\eta^2=0.576$) > Tür (0.095) > Kapalılık (0.045) > Çağ (0.004) biçimindedir. Bu sıralama, NDVI'nın hem teknolojik hem de ekolojik etmenlerin etkileşimiyle şekillenen bir bileşik değişken olduğunu göstermektedir. NNCF ile yapılan normalizasyon, sensör kaynaklı varyansı ortadan kaldırmış ve NDVI_h sinyalinin biyofiziksel belirleyicilerini izole etmiştir. Bu sayede NDVI_h, orman ekosistemlerinde yaprak yoğunluğu, kapalılık, pigment içeriği ve fotosentetik aktivite gibi fonksiyonel özelliklerin güvenilir bir göstergesi olarak değerlendirilmiştir. Ekolojik açıdan, NDVI_h'nin yüksek olduğu alanlar yüksek karbon sekestrasyon kapasitesiyle ilişkilendirilebilir. Bu durum, NDVI tabanlı ekosistem hizmetleri modellerinde (ör. InVEST karbon modülü, NPP-NDVI ilişkileri) kullanılabilecek sağlam bir zemin sunmaktadır. Yöntemsel olarak ise ROC tabanlı eşik belirleme yaklaşımı, klasik istatistiksel sınırlandırmaların ötesine geçerek NDVI sinyalini karar odaklı bir biçimde optimize etmiştir.

4.6. Genel Sonuç

- NDVI'nın spektral değerleri sensör tipine bağlı olarak sistematik biçimde değişmektedir; bu nedenle çoklu sensör karşılaştırmalarında NNCF veya benzeri normalizasyon zorunludur.
- NDVI_h, sensör etkilerinden arındırıldığında tür, çağ ve kapalılık sınıflarını ayırt etmede istatistiksel olarak anlamlı ve ekolojik olarak tutarlı sonuçlar vermektedir.
- Türler arasında NDVI_h farkları, yaprak morfolojisi, su içeriği ve fotosentetik kapasite gibi fizyolojik özelliklerin doğrudan bir yansımasıdır.
- Kapalılık NDVI_h'nin en güçlü ekolojik belirleyicisidir; gelişim çağı etkisi ise dolaylı ve zayıftır.
- NDVI_h, optik doygunluk eşiğine kadar (yaklaşık NDVI $\approx$ 0.7) lineer bir spektral tepki göstermekte, bu eşikten sonra LAI artışına karşı duyarlılığı azalmaktadır.
- ROC-tabanlı eşik belirleme, NDVI'nın hem sensörler arası hem de ekosistemler arası karşılaştırılabilirliğini artırarak, karbon ve biyokütle modellerinde kullanılabilirliği güçlendirmiştir.

Sonuç olarak, bu çalışma NDVI'nın yalnızca bir uzaktan algılama ölçütü değil, ekosistemlerin yapısal bütünlüğünü ve fonksiyonel kapasitesini temsil eden bir ekolojik imza olduğunu ortaya koymaktadır. Sensör-normalizasyonu (NNCF) ve ROC tabanlı eşikleme yönteminin bir araya getirilmesiyle, çok-ölçekli ve çok-sensörlü veri setleri arasında ekolojik olarak anlamlı karşılaştırmalar yapılabilmiş; bu da orman karbon modelleme, ekosistem izleme ve sürdürülebilir yönetim stratejileri için yeni bir metodolojik çerçeve sunmuştur.



5. KAYNAKLAR

- Allen, C. D., Macalady, A. K., Chenchouni, H., Bachelet, D., McDowell, N., Vennetier, M., ... Cobb, N. (2010). A global overview of drought and heat-induced tree mortality reveals emerging climate change risks for forests. *Forest Ecology and Management*, 259(4), 660–684. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.09.001>
- Alatorre, L. C., Sánchez-Andrés, R., Cirujano, S., Beguería, S., & Sánchez-Carrillo, S. (2011). Identification of mangrove areas by remote sensing: Comparison of classifiers in a ROC-curve framework. *Remote Sensing*, 3(8), 1568–1583. <https://doi.org/10.3390/rs3081568>
- Asner, G. P. (1998). Biophysical and biochemical sources of variability in canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 64(3), 234–253. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00014-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00014-5)
- Atalay, İ. (2014). Türkiye'nin ekolojik bölgeleri. Orman ve Su İşleri Bakanlığı.
- Bonan, G. B. (2008). Forests and climate change: Forcings, feedbacks, and the climate benefits of forests. *Science*, 320(5882), 1444–1449. <https://doi.org/10.1126/science.1155121>
- Bazzi, H., et al. (2021). An operational framework for mapping irrigated areas in heterogeneous landscapes using Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing*, 13(13), 2584. <https://doi.org/10.3390/rs13132584>
- Calvin, K., Dasgupta, D., Krinner, G., Mukherji, A., Thorne, P. W., Trisos, C., ... Péan, C. (2023). Climate change 2023: Synthesis report. IPCC. <https://doi.org/10.59327/IPCC/AR6-9789291691647>
- Carlson, T. N., & Ripley, D. A. (1997). On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote Sensing of Environment*, 62(3), 241–252. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00104-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00104-1)
- Ceccato, P., Flasse, S., Tarantola, S., Jacquemoud, S., & Grégoire, J.-M. (2001). Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain. *Remote Sensing of Environment*, 77(1), 22–33. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00191-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00191-2)
- Chen, J., Zhu, X., Vogelmann, J. E., Gao, F., & Jin, S. (2020). A simple and effective method for filling gaps in Landsat ETM+ SLC-off images based on local regression and adaptive window. *Remote Sensing of Environment*, 236, 111493. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111493>
- Chuvieco, E., Mouillot, F., van der Werf, G. R., San Miguel, J., Tanase, M., Koutsias, N., & García, M. (2019). Historical background and current developments for mapping burned area from satellite Earth observation. *Remote Sensing of Environment*, 225, 45–64. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.02.013>

- Claverie, M., Ju, J., Masek, J. G., Dungan, J., Vermote, E. F., Roger, J.-C., Skakun, S., & Justice, C. (2018). The harmonized Landsat and Sentinel-2 (HLS) product: Description and validation. *Remote Sensing of Environment*, 219, 145–161. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.002>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum Associates.
- Cohen, W. B., & Goward, S. N. (2004). Landsat's role in ecological applications. *BioScience*, 54(6), 535–545. [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2004\)054\[0535:LRIEAO\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2004)054[0535:LRIEAO]2.0.CO;2)
- Coops, N. C., Wulder, M. A., & Iwanicka, D. (2009). Large area monitoring with a MODIS-based Disturbance Index (DI) sensitive to annual and seasonal variations. *Remote Sensing of Environment*, 113(6), 1250–1261. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.02.015>
- Dash, J., & Curran, P. J. (2004). The MERIS terrestrial chlorophyll index. *International Journal of Remote Sensing*, 25(23), 5403–5413. <https://doi.org/10.1080/0143116042000274015>
- Díaz, S., Pascual, U., Stenseke, M., Martín-López, B., Watson, R. T., Molnár, Z., ... Schröter, M. (2018). Assessing nature's contributions to people. *Science*, 359(6373), 270–272. <https://doi.org/10.1126/science.aap8826>
- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., ... Bargellini, P. (2012). Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*, 120, 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026>
- FAO. (2015). *Global forest resources assessment 2015*. Food and Agriculture Organization of the United Nations. <https://openknowledge.fao.org/server/api/core/bitstreams/29b8ae23-99f9-4a05-b796-9a35d02af29d/content>
- FAO. (2020). *Global forest resources assessment 2020: Key findings*. Food and Agriculture Organization of the United Nations. <https://doi.org/10.4060/ca8753en>
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861–874. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>
- Fensholt, R., & Proud, S. R. (2012). Evaluation of Earth observation-based global long-term vegetation trends—Comparing GIMMS and MODIS NDVI time series. *Remote Sensing of Environment*, 119, 131–147. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.12.015>
- Gamon, J. A., Field, C. B., Goulden, M. L., Griffin, K. L., Hartley, A. E., Joel, G., Peñuelas, J., & Valentini, R. (1995). Relationships between NDVI, canopy structure, and photosynthesis in three Californian vegetation types. *Ecological Applications*, 5(1), 28–41. <https://doi.org/10.2307/1942049>
- Garrity, S. R., Allen, C. D., & Brumby, S. P. (2013). Quantifying tree cover loss in mixed-conifer forests using NDVI: Linking field and Landsat observations. *Remote Sensing of Environment*, 129, 54–67. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.10.029>

- Gerard, F. F., George, C. T., Hayman, G., Chavana-Bryant, C., & Weedon, G. P. (2020). Leaf phenology amplitude derived from MODIS NDVI and EVI. *Geoscience Data Journal*, 7(1), 13–26. <https://doi.org/10.1002/gdj3.87>
- Gómez, C., Wulder, M. A., & White, J. C. (2024). Sentinel-2 and Landsat cross-calibration. *Remote Sensing of Environment*, 297, 113793. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113793>
- Gouveia, C. M., Trigo, R. M., Beguería, S., & Vicente-Serrano, S. M. (2017). Drought impacts on vegetation activity. *Global and Planetary Change*, 151, 15–27. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2016.06.011>
- Grumbine, R. E. (1994). What is ecosystem management? *Conservation Biology*, 8(1), 27–38. <https://doi.org/10.1046/j.1523-1739.1994.08010027.x>
- Heiskanen, J. (2006). Estimating aboveground tree biomass. *International Journal of Remote Sensing*, 27(6), 1135–1158. <https://doi.org/10.1080/01431160500353858>
- Huete, A. R., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., & Ferreira, L. G. (2002). MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1–2), 195–213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2)
- Huete, A. R., Justice, C., & van Leeuwen, W. (1994). Comparison of vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 59(3), 440–451. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90013-2](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90013-2)
- Immitzer, M., Vuolo, F., & Atzberger, C. (2016). Sentinel-2 for crop and tree species. *Remote Sensing*, 8(3), 166. <https://doi.org/10.3390/rs8030166>
- IPCC. (2021). *Climate change 2021: The physical science basis*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781009157896>
- Justice, C. O., Townshend, J. R. G., Vermote, E. F., Masuoka, E., Wolfe, R. E., Saleous, N., Roy, D. P., & Morisette, J. T. (2002). MODIS Land data processing. *Remote Sensing of Environment*, 83(1–2), 3–15. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00084-6](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00084-6)
- Kangas, A., Kangas, J., & Kurttila, M. (2008). *Decision support for forest management*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4020-6787-7>
- Li, Y., Zhang, H., Wulder, M. A., & Gómez, C. (2023). NDVI variance & ecological sensitivity. *Remote Sensing of Environment*, 299, 113825. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113825>
- Lillesand, T. M., Kiefer, R. W., & Chipman, J. W. (2015). *Remote sensing and image interpretation* (7th ed.). Wiley.
- Lu, D., Chen, Q., Wang, G., Liu, L., Li, G., & Moran, E. (2016). A survey of remote sensing-based aboveground biomass estimation methods in forest ecosystems. *International Journal of Digital Earth*, 9(1), 63–105. <https://doi.org/10.1080/17538947.2014.990526>

- Marujo, R. F. B., Silva, A. M., Costa, M. J., & Fonseca, R. M. (2023). A reproducible and replicable approach for harmonizing Landsat-8/OLI and Sentinel-2/MSI sensors. *Frontiers in Remote Sensing*, 4, 1254242. <https://doi.org/10.3389/frsen.2023.1254242>
- MEA. (2005). *Ecosystems and human well-being: Synthesis*. Island Press.
- Myneni, R. B., & Williams, D. L. (1994). On the relationship between FAPAR and NDVI. *Remote Sensing of Environment*, 49(3), 200–211. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90016-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90016-7)
- Myneni, R. B., Nemani, R. R., & Running, S. W. (1997). Estimation of global leaf area index and absorbed PAR using radiative transfer models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(6), 1380–1393. <https://doi.org/10.1109/36.649788>
- Naunyal, A., Wangchuk, K., Sharma, S., Mehta, P., Uniyal, S. K., & Pala, N. A. (2023). Assessing impacts of land use and land cover change on plant diversity. *Forests*, 14(3), 567. <https://doi.org/10.3390/f14030567>
- Naunyal, R., Koutsias, N., & Dimopoulos, P. (2023). Remote sensing-based vegetation monitoring. *Forest Ecology and Management*, 530, 120739. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2022.120739>
- Orman Genel Müdürlüğü (OGM). (2021). 2021 yılı faaliyet raporu [PDF]. <https://www.ogm.gov.tr/tr/e-kutuphane-sitesi/FaaliyetRaporu/2021%20-%20Orman%20Genel%20Mudurlugu%20Faaliyet%20Raporu.pdf>
- OGM. (2022). Türkiye orman varlığı 2022. Orman Genel Müdürlüğü. <https://www.ogm.gov.tr/tr/e-kutuphane/yayinlar/ogm-turkiye-orman-varligi-2022>
- Pan, Y., Birdsey, R. A., Fang, J., Houghton, R., Kauppi, P. E., Kurz, W. A., ... Hayes, D. (2011). A large and persistent carbon sink in the world's forests. *Science*, 333(6045), 988–993. <https://doi.org/10.1126/science.1201609>
- Pettorelli, N., Vik, J. O., Mysterud, A., Gaillard, J.-M., Tucker, C. J., & Stenseth, N. C. (2005). Using NDVI to assess ecological responses. *Trends in Ecology & Evolution*, 20(9), 503–510. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2005.05.011>
- Punalekar, S. M., Verhoef, W., Widlowski, J.-L., Hueni, A., Gastellu-Etchegorry, J.-P., & Schaepman, M. E. (2018). Retrieving forest phenology. *Remote Sensing of Environment*, 217, 198–211. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.08.027>
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In *NASA SP-351* (pp. 309–317). <https://ntrs.nasa.gov/citations/19740022614>
- Roy, D. P., Li, J., Zhang, H. K., Yan, L., Huang, H., Li, Z., ... Vermote, E. (2016). Harmonization of Landsat-8 and MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 185, 57–70. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.04.027>
- Schisterman, E. F., Perkins, N. J., Liu, A., & Bondell, H. (2005). Estimation of the Youden Index. *Statistics in Medicine*, 24(13), 2197–2211. <https://doi.org/10.1002/sim.2101>

- Seidl, R., Thom, D., Kautz, M., Martin-Benito, D., Peltoniemi, M., Vacchiano, G., ... Reyer, C. P. O. (2017). Forest disturbances under climate change. *Nature Climate Change*, 7(6), 395–402. <https://doi.org/10.1038/nclimate3303>
- Sellers, P. J. (1985). Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. *International Journal of Remote Sensing*, 6(8), 1335–1372. <https://doi.org/10.1080/01431168508948283>
- Song, C., Woodcock, C. E., Seto, K. C., Pax-Lenney, M., & Macomber, S. A. (2001). Classification and change detection using Landsat TM data. *Remote Sensing of Environment*, 75(2), 230–244. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00169-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00169-3)
- Song, D., Wang, X., & Sun, L. (2021). Evaluation of NDVI and EVI for monitoring vegetation dynamics. *Ecological Indicators*, 121, 107147. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107147>
- Spies, T. A. (1998). Forest structure: A key to the ecosystem. *Northwest Science*, 72(2), 34–39.
- Thenkabail, P. S., Lyon, J. G., & Huete, A. (2016). *Hyperspectral remote sensing of vegetation* (2nd ed.). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/b19294>
- Tucker, C. J., Slayback, D. A., Pinzon, J. E., Los, S. O., Myneni, R. B., & Taylor, M. G. (2001). Higher northern latitude NDVI and growing season trends from 1982 to 1999. *International Journal of Biometeorology*, 45(4), 184–190. <https://doi.org/10.1007/s00484-001-0109-8>
- Tüfekçioğlu, A., & Tüfekçioğlu, M. (2018). Kuraklık ve orman ekosistem dinamikleri etkileşimi. *Turkish Journal of Forestry*, 19(1), 103–108. <https://doi.org/10.18182/tjf.342931>
- UNECE/FAO. (2020). *Forest products annual market review 2019–2020*. United Nations Economic Commission for Europe & Food and Agriculture Organization. <https://unece.org/forests/publications>
- Ustin, S. L., & Gamon, J. A. (2010). Remote sensing of plant functional types. *New Phytologist*, 186(4), 795–816. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8137.2010.03284.x>
- Uzun, M., Aydın, A., & Erdoğan, R. (2020). Monitoring post-fire vegetation recovery using multi-temporal NDVI imagery in Mediterranean forest ecosystems of Turkey. *Forest Ecology and Management*, 474, 118124. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118124>
- Vogel, J., Paton, E., & Aich, V. (2021). Seasonal ecosystem vulnerability to climatic anomalies in the Mediterranean. *Biogeosciences*, 18(22), 5903–5927. <https://doi.org/10.5194/bg-18-5903-2021>
- Watzig, C., et al. (2023). Grassland cut detection based on Sentinel-2 time series. *Remote Sensing of Environment*, 296, 113753. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113753>
- Weiss, M., Baret, F., Verger, A., & Smets, B. (2020a). Copernicus Global Land Service—Vegetation (LAI, FAPAR, FCOVER) products: Algorithm theoretical basis document (CGLOPS-1). European Commission, Joint Research Centre.

- Weiss, M., Baret, F., Myneni, R. B., Pragnère, A., & Knyazikhin, Y. (2020b). Sentinel-2 for monitoring vegetation phenology and canopy structure. *Remote Sensing of Environment*, 240, 111691.
- White, M. A., de Beurs, K. M., Didan, K., Inouye, D. W., Richardson, A. D., Jensen, O. P., ... Running, S. W. (2009). Intercomparison and assessment of spring phenology. *Global Change Biology*, 15(10), 2335–2359. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2009.01910.x>
- Wulder, M. A., Coops, N. C., Roy, D. P., White, J. C., & Hermosilla, T. (2018). Land cover 2.0. *Remote Sensing of Environment*, 216, 45–56. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.06.015>
- Wulder, M. A., Loveland, T. R., Roy, D. P., Crawford, C. J., Masek, J. G., Woodcock, C. E., ... Zhu, Z. (2019). Current status of Landsat program. *Remote Sensing of Environment*, 225, 127–147. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.02.015>
- Yüksel, A. (2022). Post-fire vegetation recovery in Mediterranean forests using NDVI time series. *Forest Ecology and Management*, 515, 120239. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2022.120239>
- Zhang, X., Friedl, M. A., Schaaf, C. B., Strahler, A. H., Hodges, J. C. F., Gao, F., Reed, B. C., & Huete, A. (2003). Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 84(3), 471–475. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00135-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00135-9)

6. EKLER

Veri yükleme ve temel temizlik

```
# 01_load_clean.py
import pandas as pd
from pathlib import Path
ROOT = Path("NDVI"); OUT = ROOT/"qc_outputs"
csv = ROOT/"qc_outputs"/"ndvi_2022_clean_pos_SAF_Whitelist.csv" # sizin ana dosya yolu
df = pd.read_csv(csv)

# Beklenen kolonlar: ["Tur", "Sensor", "Cag", "Kapalilik", "NDVI"]
# Negatifler zaten ayıklanmış varsayımı; yine de sınırları sıkılaştıralım
df = df[(df["NDVI"]>=0) & (df["NDVI"]<=1)].copy()

# Kategorik tiplere dönüştürme
for col in ["Tur", "Sensor", "Cag", "Kapalilik"]:
    if col in df.columns:
        df[col] = df[col].astype("category")
df.to_parquet(OUT/"ndvi_2022_clean.parquet", index=False)
print(df.shape, "->", (OUT/"ndvi_2022_clean.parquet").as_posix())
```

q05–q95 eşik aralıkları (Tür, Çağ, Kapalılık, Sensör)

```
# 02_quantiles.py
import pandas as pd
import numpy as np
from pathlib import Path

OUT = Path("NDVI/qc_outputs")
df = pd.read_parquet(OUT/"ndvi_2022_clean.parquet")

def summarize(group_cols, value="NDVI"):
    g = (df.groupby(group_cols)[value]
        .agg(NDVI_min="min",
            NDVI_q05=lambda s: np.quantile(s, 0.05),
            NDVI_mean="mean",
            NDVI_median="median",
            NDVI_q95=lambda s: np.quantile(s, 0.95),
            NDVI_max="max",
            NDVI_std="std",
            n="count"))
    g["NDVI_range"] = g["NDVI_max"]-g["NDVI_min"]
    g["NDVI_robust_rng"] = g["NDVI_q95"]-g["NDVI_q05"]
    return g.reset_index()

for cols, name in ([("Tur", "Q_Tur.csv"),
    ("Cag", "Q_Cag.csv"),
    ("Kapalilik", "Q_Kapalilik.csv"),
    ("Sensor", "Q_Sensor.csv"),
    ("Tur", "Sensor", "Q_Tur_Sensor.csv")]):
    out = OUT/name
    q = summarize(cols)
    q.to_csv(out, index=False)
    print("✔", out.as_posix())
```

ROC (one-vs-rest) ve optimum eşik (Youden J)

```
# 03_roc_by_factor.py
import pandas as pd, numpy as np
from pathlib import Path
from sklearn.metrics import roc_auc_score, roc_curve

OUT = Path("NDVI/qc_outputs")
df = pd.read_parquet(OUT/"ndvi_2022_clean.parquet")

def one_vs_rest_auc(data, label_col, value_col="NDVI"):
    rows = []
    labels = data[label_col].cat.categories if hasattr(data[label_col], "cat") else data[label_col].unique()
    for lab in labels:
        y_true = (data[label_col]==lab).astype(int).values
        y_score = data[value_col].values
        if y_true.sum()==0 or y_true.sum()==len(y_true): # tek sınıf güvenliği
            continue
        auc = roc_auc_score(y_true, y_score)
        fpr, tpr, thr = roc_curve(y_true, y_score)
        youden = tpr - fpr
        t_opt = float(thr[np.argmax(youden)]) if len(thr)>0 else np.nan
        rows.append({label_col: lab, "AUC": auc, "Optimal_Threshold": t_opt,
                    "n_pos": int(y_true.sum()), "n_neg": int((1-y_true).sum())})
    return pd.DataFrame(rows)

# Tür (sensör havuzlu)
roc_tur = one_vs_rest_auc(df, "Tur"); roc_tur.to_csv(OUT/"ROC_Tur_OneVsRest.csv", index=False)
# Çağ
roc_cag = one_vs_rest_auc(df, "Cag"); roc_cag.to_csv(OUT/"ROC_Cag_OneVsRest.csv", index=False)
# Kapalılık
roc_kap = one_vs_rest_auc(df, "Kapalilik"); roc_kap.to_csv(OUT/"ROC_Kapalilik_OneVsRest.csv",
index=False)
# Sensör (her sensörde “tür” ayrımı)
rows = []
for sensor, d in df.groupby("Sensor"):
    tmp = one_vs_rest_auc(d, "Tur")
    tmp["Sensor"] = sensor
    rows.append(tmp)
pd.concat(rows, ignore_index=True).to_csv(OUT/"ROC_Tur_by_Sensor.csv", index=False)
print("✓ROC dosyaları yazıldı.")
```

Welch ANOVA + Games–Howell (Pingouin)

```
# 04_welch_gameshowell.py
import pandas as pd, numpy as np
import pingouin as pg
from pathlib import Path

OUT = Path("NDVI/qc_outputs")

def welch_and_gh(data, dv, between, out_prefix):
    welch = pg.welch_anova(dv=dv, between=between, data=data)
    welch.to_csv(OUT/f"{out_prefix}_WelchANOVA.csv", index=False)

    gh = pg.pairwise_gameshowell(data=data, dv=dv, between=between)
    # pingouin GH çıktısında n1/n2 olmayabilir; basit Hedges g için diff/stdpooled ~ T * se yaklaşımı kullanılabilir.
```

```
# Burada diff sütunu zaten var; etki büyüklüğü için pratik bir işaretli etki ölçüsü ekleyelim:
gh = gh.assign(hedges_g = gh["diff"]/gh["se"])
gh.to_csv(OUT/f"{out_prefix}_GamesHowell.csv", index=False)
return welch, gh
```

```
# Örnekler: sensör bazında tür AUC'leri
roc_by_sensor = pd.read_csv(OUT/"ROC_Tur_by_Sensor.csv")
welch_and_gh(roc_by_sensor, dv="AUC", between="Sensor", out_prefix="AUC_Sensor")
```

```
# Çağ AUC
roc_cag = pd.read_csv(OUT/"ROC_Cag_OneVsRest.csv")
welch_and_gh(roc_cag, dv="AUC", between="Cag", out_prefix="AUC_Cag")
```

```
# Kapalılık AUC
roc_kap = pd.read_csv(OUT/"ROC_Kapalilik_OneVsRest.csv")
welch_and_gh(roc_kap, dv="AUC", between="Kapalilik", out_prefix="AUC_Kapalilik")
```

```
print("✓Welch & GH tamam.")
```

Bootstrap ile AUC özetleri

```
# 05_bootstrap_auc.py
import pandas as pd, numpy as np
from pathlib import Path
from sklearn.metrics import roc_auc_score

OUT = Path("NDVI/qc_outputs")
df = pd.read_parquet(OUT/"ndvi_2022_clean.parquet")

def bootstrap_auc_by(group_col, n_boot=300, seed=42):
    rng = np.random.default_rng(seed)
    out = []
    for g, d in df.groupby(group_col):
        # Tur için one-vs-rest örneği: pozitif = o tür; negatif = diğerleri
        # Burada doğrudan AUC'leri dosyadan da çekebilirsiniz; eğitim amaçlı resampling gösterimi:
        # Ağırlıklı örnekleme yerine basit yeniden örnekleme kullanıyoruz.
        labels = (d[group_col]==g).astype(int).values if group_col!="Tur" else None
        # pratikte group_col "Cag" veya "Kapalilik" için tüm df'den one-vs-rest gerekir:
        mask = (df[group_col]==g)
        y = (df[group_col]==g).astype(int).values
        x = df["NDVI"].values
        # bootstrap
        vals = []
        for _ in range(n_boot):
            idx = rng.integers(0, len(x), len(x))
            yb, xb = y[idx], x[idx]
            if yb.sum()==0 or yb.sum()==len(yb): continue
            vals.append(roc_auc_score(yb, xb))
        if len(vals)==0: continue
        out.append({"group":g, "count":len(vals), "mean":np.mean(vals), "std":np.std(vals),
                    "min":np.min(vals), "25%":np.quantile(vals,0.25), "50%":np.quantile(vals,0.5),
                    "75%":np.quantile(vals,0.75), "max":np.max(vals)})
    return pd.DataFrame(out)

auc_cag = bootstrap_auc_by("Cag", n_boot=300, seed=42)
auc_cag.to_csv(OUT/"ROC_Cag_AUC_bootstrap.csv", index=False)
print("✓bootstrap AUC yazıldı.")
```

NNCF (ROC eşği oranları)

```
# 06_nncf_from_roc.py
import pandas as pd
from pathlib import Path
import numpy as np

OUT = Path("NDVI/qc_outputs")
roc_ts = pd.read_csv(OUT/"ROC_Tur_by_Sensor.csv") # kolonlar: Tur, AUC, Optimal_Threshold, Sensor

# tür × sensör pivot
p = roc_ts.pivot(index="Tur", columns="Sensor", values="Optimal_Threshold")

pairs = [("MODIS", "Landsat 8/9"),
         ("Sentinel-2", "Landsat 8/9"),
         ("MODIS", "Sentinel-2")]

rows = []
for a,b in pairs:
    if a in p.columns and b in p.columns:
        ratio = p[a]/p[b]
        ratio = ratio.replace([np.inf,-np.inf], np.nan).dropna()
        rows.append(pd.DataFrame({
            "pair": f"{a}/{b}",
            "Tur": ratio.index,
            "NNCF": ratio.values
        })))

nncf = pd.concat(rows, ignore_index=True)
nncf.to_csv(OUT/"NNCF_Tur.csv", index=False)

summary = (nncf.groupby("pair")["NNCF"]
            .agg(n="count", mean="mean", std="std",
                 min="min", q25=lambda s: s.quantile(0.25),
                 median="median", q75=lambda s: s.quantile(0.75),
                 max="max"))
summary.to_csv(OUT/"NNCF_Summary.csv")
print("✓NNCF çıktıları yazıldı.")
```

ÖZGEÇMİŞ

Oğulcan YADİGAROĞLU, ilköğrenimini İstanbul Menkul Kıymetler Borsası İlköğretim Okulu'nda tamamladıktan sonra, 2008 yılında Yavuz Sultan Selim Anadolu Lisesi'nden mezun oldu. 2016-2017 öğretim yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Orman Fakültesi Orman Mühendisliği bölümünde lisans eğitimine başladı ve 2021 yılında mezun oldu. Aynı yıl Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Orman Mühendisliği Anabilim Dalı'nda tezli yüksek lisans programına başladı. 2022-2023 öğretim yılında Anadolu Üniversitesi Coğrafi Bilgi Sistemleri bölümünde ön lisans eğitimine başladı ve 2025 yılında bu bölümden mezun oldu. 2024 yılında Yadigaroglu Mühendislik şirketini kurarak mühendislik ve ormancılık alanlarında danışmanlık hizmetleri vermeye başladı.