



Uluslararası İklim Anlaşmaları Bağlamında Enerji Dönüşümünün Hibrit Tabanlı Dinamik Kümeleme Analizi

Mehmet Fatih Sert ¹

Öz: Çalışma, uluslararası iklim anlaşmalarının ülkelerin enerji profilleri üzerindeki etkilerini zaman serisi perspektifinden incelemektedir. 1990–2024 döneminde 200’den fazla ülke, Kyoto öncesi (1990–1996), Kyoto sonrası (1997–2014) ve Paris sonrası (2015–2024) olmak üzere üç ayrı fazda analiz edilmiştir. Öncelikle ülkelerin enerji profilleri arasındaki benzerlikler ve farklılıklar, dinamik zaman bükmesi (DTW) temelli bir kümeleme yaklaşımıyla ortaya konmuştur. Ardından, farklı dönemlerde elde edilen kümelerin ne ölçüde istikrarlı ya da değişken olduğu, düzenlenmiş rand indeksi (ARI) kullanılarak nicel olarak değerlendirilmiştir. Son olarak, kümeleri birbirinden ayıran en belirleyici enerji göstergeleri rassal orman modeliyle belirlenerek, kümeleme sonuçlarının yorumlanabilirliği artırılmıştır. Bu hibrit yaklaşım sayesinde çalışma, hem yönetsel hem de ampirik açıdan literatüre özgün bir katkı sunmaktadır. Bulgular; Kyoto öncesinde fosil yoğunluğunun belirleyici olduğunu, Kyoto döneminde hidroelektriğin öne çıktığını, Paris döneminde ise düşük karbon ve yenilenebilir göstergelerin baskın hale gelerek anlaşmaların farklılaştırıcı etkileri olduğunu göstermektedir. Ayrıca, Kyoto’nun sınırlı etkilerine karşılık Paris’in daha kapsayıcı ve sürdürülebilir bir çerçeve sunduğu anlaşılmaktadır. Bu çalışma, dinamik analiz, istikrar ölçümü ve açıklanabilirlik boyutlarını bir araya getiren özgün bir yöntemi literatüre kazandırmaktadır. Ayrıca bu yöntem, politika yapımcıların ülkelerin anlaşmalara uyumunu izlemeleri ve öncelikli göstergeleri tanımlamaları için nesnel bir veri temeli sunar.

Anahtar Sözcükler: Dinamik Zaman Bükmesi (DTW), Rassal Orman, Düzenlenmiş Rand İndeksi (ARI), Enerji Dönüşümü, Kyoto ve Paris Anlaşmaları

JEL: C82, C55, Q56

Geliş : 24 Ağustos 2025

Düzeltilme : 04 Kasım 2025

Kabul : 12 Aralık 2025

Tür : Araştırma

Hybrid Based Dynamic Clustering Analysis of Energy Transformation in the Context of International Climate Agreements

Abstract: The study examines the effects of international climate agreements on countries' energy profiles from a time series perspective. Over 200 countries were analysed across three distinct phases during the 1990–2024 period: pre-Kyoto (1990–1996), post-Kyoto (1997–2014), and post-Paris (2015–2024). This study aims to examine the dynamic effects of the Kyoto and Paris Agreements on energy transformation. In the first stage, similarities and differences between countries' energy profiles were analysed using a time series clustering method based on dynamic time warping (DTW). Subsequently, the extent to which the cluster structures obtained in different time periods showed consistency was evaluated using the adjusted Rand index (ARI). Finally, the key energy indicators distinguishing the clusters were determined using the random forest algorithm. The findings indicate that fossil intensity was decisive before Kyoto, while hydropower came to the fore during the Kyoto period. In the Paris period, low-carbon and renewable indicators became dominant, demonstrating the differentiating effects of the agreements. Furthermore, it is understood that, in contrast to Kyoto's limited effects, Paris offers a more inclusive and sustainable framework. This study contributes an original method to the literature that combines dynamic analysis, stability measurement and explainability dimensions. Furthermore, this method provides an objective data basis for policymakers to monitor countries' compliance with agreements and identify priority indicators.

Keywords: Dynamic Time Warping (DTW), Random Forest, Adjusted Rand Index (ARI), Energy transformations, Kyoto and Paris Agreements

JEL: C82, C55, Q56

Received : 24 August 2025

Revised : 04 November 2025

Accepted : 12 December 2025

Type : Research

Cite this article as: Sert, M. F. (2026). Uluslararası iklim anlaşmaları bağlamında enerji dönüşümünün hibrit tabanlı dinamik kümeleme analizi. *Business and Economics Research Journal*, 17(1), 15-34. <http://dx.doi.org/10.20409/berj.2026.485>

Copyright: © 2026 by the author(s). This is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 (CC BY-NC) International License.

¹ Asst. Prof., PhD., Gaziantep University, Faculty of Economics and Administrative Sciences, Department of Business Administration, Gaziantep, Türkiye, mfsert@gaziantep.edu.tr

1. Giriş

Küresel düzeyde en kritik sorunlardan biri iklim değişikliğidir. Öyle ki neredeyse tüm enerji politikalarının merkezinde sera gazı emisyonlarının azaltılması en önemli madde olarak yer almaktadır. Bu dönüşüm süreci, Birleşmiş Milletler'in sürdürülebilir kalkınma hedeflerinden SKH-7 (Erişilebilir ve Temiz Enerji) ve SKH-13'le (İklim Eylemi) doğrudan örtüşmektedir. Ülkelerin bu hedeflere ne ölçüde ulaştığını izlemek ve enerji politikalarını buna göre yönlendirmek, iklim krizi ve enerji güvenliği bağlamında giderek daha kritik bir hale gelmiştir. Başta enerji sektörü olmak üzere birçok sektörde bu konuda bir dönüşüm söz konusudur. Bu dönüşümün yalnızca çevresel değil aynı zamanda ekonomik, sosyal ve politik etkileri olması da konuyu daha önemli hale getirmektedir. Dönüşümün temel eksenlerinde fosil yakıt bağımlılığının azaltılması, yenilenebilir kaynakların payının artırılması, enerji verimliliği ve teknolojik inovasyonlar gibi başlıklar yer almaktadır. İlk küresel çerçeve Kyoto Protokolü (1997) bağlayıcı emisyon azaltım hedefleri ile oluşmuştur. Sonrasında ise Paris Anlaşması'nın (2015) daha kapsayıcı ve uzun vadeli bir vizyon ortaya koyması ve neredeyse tüm ülkeleri yükümlülük kapsamına dahil etmesi ile enerji dönüşümünün önemi küresel olarak artmıştır. Bu anlaşmalar ülkelerin enerji politikalarında ve enerji üretimlerinde ciddi kırılmalara yol açmıştır. 192 ülke tarafından onaylanan ve sera gazı emisyonlarını azaltmaya yönelik ilk yasal bağlayıcılığı olan uluslararası anlaşma Kyoto Protokolüdür (United Nations, 2022). Ancak bu protokolde yer alan hedeflerin kapsamının sınırlı olması ve uygulama zorlukları içermesi nedeniyle protokolün etkinliği tartışmalı bir konudur (Böhringer ve Vogt, 2003; Rosen, 2015). Paris Anlaşması ise çok daha kapsayıcı bir çerçeve sunmaktadır. Ülkelerin tamamına yakınına yükümlülük kapsamına dahil ederek uzun vadeli net-sıfır hedefini ortaya koymuştur (UNFCCC, 2015; Falkner, 2016; Rogelj vd., 2016). Buna rağmen, her iki anlaşmanın ülkelerin enerji profillerinde ne tür yapısal dönüşümler yarattığı ise literatürde büyük ölçüde tartışmalı kalmıştır (Keohane ve Oppenheimer, 2016; IPCC, 2022; UNFCCC, 2015; Streck vd., 2016).

Literatürde Kyoto Protokolü ve Paris Anlaşması'nın iklim politikaları üzerindeki etkileri genişçe tartışılmıştır. He vd. (2014) ile Cifci ve Oliver (2018), Kyoto Protokolü'nün emisyonlarda sınırlı ama istatistiksel olarak anlamlı bir düşüşe yol açtığını göstermişlerdir. Paris Anlaşması ise Harstad (2023) ve Mele vd. (2021) tarafından daha esnek ve kapsayıcı bir işbirliği mekanizması olarak değerlendirilmektedir. Diğer yandan, Dogan vd. (2022), Kyoto'nun G7 ülkelerinde enerji göstergeleri üzerindeki kısa vadeli etkilerini, Liu vd. (2019) ise Paris Anlaşması'nın küresel ekonomi üzerindeki yansımalarını modellemişlerdir. Ancak bu çalışmaların çoğu tek dönemli ya da sabit kesitli veriye dayanmakta, bu da ülkelerin iklim taahhütlerine ilişkin dinamik uyum süreçlerini yakalayabilmeyi zorlaştırmaktadır. Enerji dönüşümü üzerine çok sayıda çalışma yapılmış olsa da çoğunlukla ülkelerin belirli göstergeler üzerinden ve tek bir dönemde veya sabit bir kesitte bu çalışmaların yoğunlaştığı görülmektedir. Kyoto ve Paris anlaşmalarının uzun vadeli etkileri ve aralarındaki dinamik etkileşim de yeterince incelenmemiştir. Doğal olarak enerji dönüşümü gibi uzun soluklu bir süreç, anlık fotoğraflar çeken analizler yerine süreç odaklı izleme ile daha iyi anlaşılabilir. Ayrıca dönemler arası kümelerin istikrarı üzerine sınırlı sayıda çalışma bulunması ve ülkelerin zaman içinde kümeler arasında nasıl yer değiştirdiğine dair analizlerin oldukça nadir olması da daha fazla odaklanılması gereken noktalar olarak dikkat çekmektedir. Özellikle Kyoto ve Paris gibi küresel anlaşmaların bu kümeler üzerindeki etkisinin daha derin araştırılması da küresel düzeyde politikaların uygulanışı noktasında önem arz etmektedir. Mevcut literatür, Kyoto ve Paris gibi iklim anlaşmalarının enerji dönüşümü üzerindeki uzun dönemli ve karşılaştırmalı etkilerini bütüncül biçimde değerlendiren bir çerçeve sunmamaktadır.

Bu çalışma, bu eksikliği gidermek amacıyla 1990–2024 dönemini üç ayrı aşamada —Kyoto öncesi, Kyoto sonrası ve Paris sonrası— incelemektedir. Araştırmanın temel soruları ise şunlardır: (1) Bu anlaşmalar, ülkelerin enerji dönüşüm profillerinde ne tür farklılıklar yaratmıştır? (2) Bu farklılıklar zaman içinde ne ölçüde devam etmiştir? Her dönemde ülkelerin enerji profilleri kümelenecek karşılaştırılmakta ve böylece ülkelerin hangi kümelerde sabit kaldığı, hangilerinin kümeler arasında geçiş yaptığı incelenmektedir. Bir diğer deyişle uluslararası anlaşmaların ülkelerin enerji politikalarını nasıl şekillendirdiği ampirik olarak ortaya konmaktadır. Dolayısıyla bu analiz enerji politikası literatüründe tartışılan politika etkinliği sorununa doğrudan yanıt vermeye çalışmakta ve anlaşmaların başarı ya da başarısızlık koşullarına ilişkin fikir sunmaktadır. Çalışma, Kyoto ve Paris anlaşmalarının ülkelerin enerji profillerinde nasıl farklılıklar yarattığını yalnızca betimlemekle kalmayıp farklı yöntemleri entegre ederek literatüre özgün bir metodolojik katkı da sunmaktadır.

Analizde kullanılan yöntem, literatürdeki ilgili eksikliği gidermeye yönelik hibrit bir metodoloji sunmaktadır. Bu metodoloji; dinamik zaman bükmesi (DTW) tabanlı zaman serisi kümeleme sonrasında rassal orman ile kümeleme üzerindeki etkili faktörlerin ortaya konması, akabinde (düzenlenmiş Rand indeksi) ARI ile istikrar ölçümü ve Sankey diyagramı ile geçişlerin görselleştirilmesi sürecini izlemektedir. DTW zaman serilerindeki farklı uzunluk ve hız farklılıklarını dikkate alarak ülkeleri daha doğru gruplandırabilmektedir. ARI dönemler arası kümeler arasındaki benzerlikleri nesnel olarak ölçebilmektedir. Sankey diyagramı ülkelerin kümeler arasında nasıl aktığını görsel ve sezgisel biçimde ortaya koymaktadır. Rassal orman ise kümelerin hangi değişkenler üzerinden şekillendiğini belirleyebilmekte, kümelerin karakteristiğini açıklamaktadır. Dolayısıyla çalışmada kullanılan dört yöntemin entegre edilmesi ile literatüre özgün ve güçlü bir katkı sunulduğu düşünülmektedir.

Çalışmanın geri kalanı şu şekilde yapılandırılmıştır: İkinci bölümde literatür incelemesine yer verilmiştir. Üçüncü bölümde veri kümesi ve kullanılan yöntemler açıklanmaktadır. Dördüncü bölümde bulgular sunulmakta, beşinci bölümde ise tartışma ve politika çıkarımları yapılmaktadır.

2. Literatür

Enerji dönüşümüne ilişkin çalışmalar büyük ölçüde enerji geçişi kuramı ve sürdürülebilir kalkınma yaklaşımı temelinde yürütülmektedir. Enerji geçişi kuramı (Sovacool, 2016; Geels ve Schot, 2007), ülkelerin enerji sistemlerinde teknolojik, ekonomik ve kurumsal yeniliklerin etkileşimiyle ortaya çıkan yapısal değişimleri açıklamaktadır. Bu kuram, fosil yakıtlardan yenilenebilir enerji kaynaklarına geçişi tek boyutlu bir teknoloji değişimi olarak değil; toplumsal, ekonomik ve kurumsal boyutları da içeren karmaşık bir dönüşüm süreci olarak ele almaktadır. Sürdürülebilir kalkınma yaklaşımı ise ekonomik büyüme ile çevresel sürdürülebilirlik arasında dengeli bir ilişki kurmayı hedefleyen politika çerçevelerini ön plâna çıkarmaktadır (Brundtland, 1987). Kyoto ve Paris Anlaşmaları, bu iki kuramsal perspektifi bir araya getirerek düşük karbonlu teknolojilere geçişi destekleyen kurumsal düzenlemeleri güçlendirmiştir. Bu çalışma, söz konusu anlaşmaların enerji geçişi kuramı çerçevesinde ülkelerin dönüşüm örüntülerini dinamik zaman serisi analiziyle nasıl biçimlendirdiğini incelemektedir.

Uluslararası iklim anlaşmalarının etkinliğini değerlendiren çalışmaların önemli bir bölümü, Kyoto Protokolü ve Paris Anlaşması'nın farklı yönlerini ekonometrik ve istatistiksel yöntemlerle incelemiştir. Araştırmaların büyük çoğunluğu tek dönemli kalmakta, ülkelerin enerji dönüşüm dinamiklerini uzun dönemli ve karşılaştırmalı bir perspektifle ele almamaktadır. He vd. (2014), Kyoto Protokolü'nün Temiz Kalkınma Mekanizması üzerine yaptığı çalışmada dinamik panel veri modelleri kullanmışlardır. Çalışmada 2000–2010 dönemine ait veriler analiz edilmiş, mekanizmanın sınırlı fakat anlamlı emisyon azaltım etkileri yarattığı sonucuna ulaşılmıştır. Cifci ve Oliver (2018) Kyoto'ya taraf olan ülkelerin performansını farkların farkları (DID) regresyon modeli aracılığıyla değerlendirilmiş ve taraf ülkeler ile olmayanlar arasında karşılaştırmalar yapmışlardır. Bulgular Kyoto'ya taraf olan ülkelere emisyonlarda düşüş gözlenirken ekonomik büyüme üzerinde bazı maliyetler oluştuğunu göstermiştir. Mele vd. (2021), Kyoto'dan Paris'e geçiş sürecinde işbirliği mekanizmalarını, çok kriterli ekonometrik analizler kullanarak incelemişlerdir. Sonuç olarak, Paris Anlaşması'nın daha kapsayıcı ve güçlü işbirliği araçları sunduğu ortaya konmuştur. Harstad (2023) ise Kyoto'dan Paris'e geçiş sürecini dinamik modelleme ve oyun teorisi kullanarak analiz etmiştir. Bulgular, Paris Anlaşması'nın ülkeler arasında işbirliğini daha sürdürülebilir bir zemine taşıdığını göstermiştir. Tsukada ve Matsumoto (2024) Kyoto Protokolü kapsamında uygulanan orman yönetimi kuralları ile Paris Anlaşması bağlamındaki politikaları faktör analizi kullanarak değerlendirmişlerdir. Çalışmada, uygulama başarısını politik tasarımdaki farklılıkların önemli ölçüde etkilediği sonucuna varılmıştır.

Ülkelerin taahhütlere uyumu ve emisyon azaltım performansı üzerine yapılan karşılaştırmalı analizlerde yine panel regresyon teknikleri öne çıkmıştır. Tenreiro ve de Silva (2021) bu kapsamda Kyoto, Kopenhag ve Paris anlaşmalarının etkilerini çoklu ülke verisi üzerinden incelemişlerdir. Araştırma, ülkelerin taahhüt, eylem ve sonuçlar arasında heterojen davranışlar sergilediğini ortaya koymuştur. Liu vd. (2019) Paris Anlaşması'nın küresel ekonomik ve çevresel sonuçlarını çok bölgeli genel denge modelleri ile incelemişlerdir. Araştırma sonucunda, emisyon maliyetlerinin ve refah etkilerinin ülke grupları arasında farklı dağıldığı ortaya konmuştur. Dogan vd. (2022) Kyoto Protokolü'nün enerji dönüşümüne etkisini, G7 ülkeleri için geliştirilen

GMM-PVAR panel vektör otoregresyon yöntemi ile ele almışlardır. Bulgular, Kyoto'nun kısa ve orta vadede enerji göstergeleri üzerinde farklı ve gecikmeli etkiler oluşturduğunu göstermektedir. Genel olarak literatürde, Kyoto ve Paris Anlaşmalarının farklı boyutlarını analiz etmek için panel veri teknikleri başta olmak üzere çeşitli ekonometrik ve nicel yöntemlere başvurulmuştur. Ancak ülkeler arası kümelerin zaman içinde nasıl değiştiğini, hangi anlaşmaların kalıcı etkiler yarattığını görmek için daha dinamik ve açıklanabilir yöntemlere ihtiyaç vardır.

Son yıllarda yapılan araştırmalar, Paris Anlaşması'nın yenilenebilir enerji yatırımlarını artırdığını gösterse de, ülkelerin "erişilebilir ve temiz enerji" (SKH-7) ile "iklim eylemi" (SKH-13) hedeflerine ulaşma hızları arasında belirgin farklılıklar olduğunu ortaya koymaktadır. Berrich (2024), 2000–2022 dönemini kapsayan bir panel GMM analiziyle Paris Anlaşması'nın yenilenebilir enerjiye geçiş üzerinde istatistiksel olarak anlamlı ve olumlu bir etkisi olduğunu saptamıştır. Ruan vd. (2024) ise çeşitli enerji geçiş senaryoları çerçevesinde SKH-7 ve SKH-13'e yönelik ilerlemeyi inceleyerek, bu ilerlemenin bölgelere göre önemli ölçüde değiştiğini göstermiştir. Birleşmiş Milletler'in (2024) SKH Raporu da bu görüşü desteklemekte; sürdürülebilir enerjiye geçişin küresel ölçekte hâlâ yeterince hızlı ilerlemediğini vurgulamaktadır.

Kyoto Protokolü ve Paris Anlaşması üzerine doğrudan makine öğrenmesi (ML) temelli çalışmalar oldukça sınırlıdır. Bununla birlikte, bu anlaşmaların öngördüğü enerji dönüşümleri, karbon salınımı azaltımı ve yeşil teknoloji yatırımları ile yakından ilişkili pek çok ML tabanlı araştırma bulunmaktadır. Rao (2021), İtalya'daki kombine çevrim doğalgaz santrallerinin elektrik üretiminden kaynaklanan emisyonlarını destek vektör makinaları (SVM) modeliyle tahmin etmiştir. Çalışma, makine öğrenmesi yöntemlerinin tesis düzeyinde operasyonel emisyon yönetimine katkı sağlayabileceğini ortaya koymuştur. Chen vd. (2024), Çin'de yeni enerji araçlarının emisyonları azaltmadaki etkisini SVM ve ridge regresyon kullanarak değerlendirmişlerdir. Sonuçlar, ulaşım kaynaklı emisyonların düşürülmesinde teknoloji yatırımlarının önemli bir faktör olduğunu göstermiştir. Zhao vd. (2023), makro düzeyde karbon emisyonu tahmininde kullanılan ML modellerini sistematik olarak incelemişler, BP-NN, SVM, LSTM, RF ve ELM algoritmalarını karşılaştırmışlar ve hangi koşullarda en iyi performansı verdiklerini değerlendirmişlerdir. Çalışmada veri yapısına göre farklı modellerin başarı anlamında öne çıktığını gösterilmiştir.

Ulusal literatürde, Kyoto ve Paris Anlaşmaları doğrudan merkeze alınmasa da, bu anlaşmaların öngördüğü enerji dönüşümü ve karbon emisyon azaltımı hedefleri ile uyumlu pek çok çalışmanın olduğu görülmektedir. Çeşmeli ve Pençe (2020), Türkiye için sera gazı emisyonlarını tahmin etmek amacıyla Poisson regresyonu, yapay sinir ağları, ANFIS ve LSTM gibi yöntemleri karşılaştırmışlar ve LSTM modelinin en iyi projeksiyon başarısını sağladığını göstermişlerdir. Benzer şekilde, Aydın ve Aydoğdu (2022), Türkiye ve AB ülkelerinin CO₂ emisyon eğilimlerini karar ağaçları, YSA ve destek vektör makineleri (SVM) ile analiz etmişlerdir. Bulgular; Türkiye ve AB ülkeleri için SVM tabanlı tahminlerin diğer modellere kıyasla daha yüksek doğruluk sunduğunu ortaya koymuştur. Oral ve Uğuz (2020) sektörler göre emisyon dağılımlarını çok katmanlı algılayıcılarla modellemişler, Arık ve Hamamcıoğlu (2024) ise Türkiye'nin emisyonlarını ANFIS tabanlı yaklaşımlarla tahmin etmişlerdir. Pabuçcu ve Bayramoğlu (2016) Türkiye ve AB için yapay sinir ağları tabanlı projeksiyonlar geliştirmişlerdir. Ayrıca Kılınç ve Altıparmak (2020), çevre vergilerinin emisyonlar üzerindeki etkisini ekonometrik yöntemlerle test etmişler, buna ek olarak da makine öğrenmesi algoritmalarını destekleyici araçlar şeklinde kullanmışlardır. Genel olarak bu çalışmalarda, farklı yöntemler kullanılsa da çalışmaların sayısındaki artış konunun giderek dikkat çekici hale geldiğini göstermektedir.

Karbon emisyonu ve enerji geçiş eğilimlerini küresel ölçekte analiz etmek için DTW temelli yaklaşımlar, son yıllarda literatürde giderek daha yaygın hâle gelmektedir. Khosravi vd. (2025), CO₂ emisyon desenlerini dinamik zaman bükmesi (DTW) yöntemiyle kümeleyerek ülkelerin karbon azaltım yollarındaki benzerlikleri ortaya koymuşlardır. Carrasco vd. (2023) ise enerji yoğunluğu ile ekonomik yapı arasındaki ilişkiyi güncel verilerle inceleyerek enerji dönüşümünü etkileyen yapısal faktörleri belirlemişlerdir. Bu çalışmalar, mevcut araştırmanın DTW–ARI–RF bütünleşik çerçevesinin güncel literatürle uyumlu ve onu ileri taşıyan bir yaklaşım olduğunu göstermektedir.

Denetimsiz makine öğrenmesi teknikleri altında yer alan kümeleme analizi ile Kyoto Protokolü ve Paris Anlaşması çerçevesinde ülkelerin enerji dönüşümü, karbon emisyonu ve düşük karbon kapasitesi

üzerine birçok çalışmaya literatürde rastlanmaktadır. Yaşar vd. (2014), OECD ülkelerini enerji tüketimi, gelir ve CO₂ emisyon göstergelerine göre sınıflandırdıkları çalışmalarında, Ward hiyerarşik kümeleme tekniğini kullanmışlar ve sonuçları MANOVA ve diskriminant analizi ile test etmişlerdir. Zhytkevych vd. (2023), Paris Anlaşması hedefleri doğrultusunda 39 ülkenin düşük karbon kapasitesini K-ortalamalar yöntemi ile analiz etmişlerdir. Çalışmada, ülkelerin düşük karbon kapasiteleri bakımından belirgin farklılıklar gösterdiği ortaya konmuştur. Komarova (2022), ekonomik gelişmişlik düzeyi ile karbon düzenleme yoğunluğu arasındaki bağlantıları incelemek amacıyla Paris Anlaşması kapsamındaki karbon fiyatlandırma politikalarını dikkate alarak ülkeleri K-ortalamalar yöntemiyle sınıflandırmışlardır. Nadimi ve Tokimatsu (2019), Paris hedefleri bağlamında enerji sistemlerini değerlendirmek için K-ortalamalar kümeleme ve veri zarflama analizini (DEA) birlikte kullanarak ülkelerin enerji verimliliğini ve fosil/yenilenebilir profillerini karşılaştırmışlardır. Piekut (2024), AB-27 ülkelerini hiyerarşik kümeleme analizi ile enerji verimliliği, yenilenebilir oranı ve ithalat bağımlılığına göre sınıflandırmış ve Paris sonrası dönemde ülkeleri enerji dönüşüm hızlarına göre kümeleyerek karşılaştırmıştır. Kanzari vd. (2024), Afrika ülkelerinin enerji dönüşümünü analiz etmek için çalışmalarında çok değişkenli hiyerarşik kümeleme kullanmışlardır.

DTW tabanlı yöntem enerji ve emisyon zaman serilerinde kümeleme için en yaygın kullanılan yöntemlerden biridir. Teeraratkul vd. (2017) elektrik talebi üzerine hane halkı günlük yük eğrilerini DTW-medoids yöntemiyle kümelendirerek talep tahmin başarısını artırmışlardır. AlMahamid ve Grolinger (2022), konut elektrik tüketim profilleri üzerinde DTW ile desteklenmiş hiyerarşik kümeleme (AHC) kullanmışlar, bu yöntemin K-means, K-medoids ve GMM gibi klasik yaklaşımlardan daha az küme ile daha net ayrışma sağladığını göstermişlerdir. Daha makro ölçekte ise De Luca vd. (2023), Avrupa ülkelerinin karayolu taşımacılığında kaynaklanan CO₂ emisyon serilerini inceleyerek DTW tabanlı kümeleme ile ülkeler arası eğilim benzerliklerini ortaya koymuşlardır. Çalışmada, Paris hedefleri doğrultusunda hangi ülkelerin emisyon trendlerinde benzerlikler olduğu gösterilmiştir. Özetle, literatürde ülke düzeyinde çok değişken içeren enerji ve emisyon serilerinde örüntü benzerliğini yakalamak amacıyla DTW tabanlı kümelemenin kullanıldığına ilişkin çalışmalar bulunmaktadır. Bu da DTW tabanlı kümelemenin Kyoto ve Paris bağlamında enerji dönüşümü analizlerinde güçlü bir yöntemsel temel sunduğunu göstermektedir.

Literatürde her ne kadar Kyoto Protokolü ve Paris Anlaşması'nın etkinliği üzerine çok sayıda ekonometrik, istatistiksel ve makine öğrenmesi temelli çalışma bulunsun da çoğu ya karbon fiyatlaması, yenilenebilir enerji payı, emisyon vergileri gibi tekil politika etkilerine ya da belirli ülke/ülke gruplarına odaklanan kesitsel analizler üzerinde yoğunlaşmaktadır. Makine öğrenmesi çalışmalarında ise genellikle tahmin ve projeksiyon modelleri öne çıkarken, ülkelerin enerji-emisyon profillerinin dönemsel olarak nasıl değiştiğini ve uluslararası anlaşma kırılmaları sonrasında hangi kümelerle geçiş yaptığını inceleyen dinamik karşılaştırmalara rastlanılmamaktadır. Kümeleme analizinin kullanıldığı çalışmalar ise çoğunlukla tek dönemli sınıflandırmalarla sınırlı kalmıştır. Literatürde ülkelerin Kyoto öncesi, Kyoto sonrası ve Paris sonrası gibi kümelerdeki sürekliliği (istikrar) veya kümeler arası geçişleri analiz eden çalışmalar noktasında ciddi bir açık vardır. Bu çalışma, DTW tabanlı kümeleme, ARI ile istikrar analizi ve rassal orman ile açıklanabilirlik yöntemlerini bütünleştirerek literatürdeki bu boşluğu doldurmayı hedeflemektedir.

3. Metodoloji

3.1. Veri Kümesi

Çalışmada kullanılan veri kümesi uluslararası, güvenilir ve açık erişime sahip olan “Our World in Data (OWID)” (Ritchie vd., 2023) kaynağından elde edilmiştir. Veri kümesi 1990–2024 yılları arasındaki dönemi kapsamaktadır. Ancak çalışmada konu ile bağdaşık şekilde uluslararası anlaşmaların politika kırılma noktaları dikkate alınarak bu uzun dönem üç faza ayrılmaktadır. Birinci faz 1990–1996 yıllarını kapsayan Kyoto öncesi dönem, ikinci faz 1997–2014 yıllarını alan Kyoto protokolü dönemi ve üçüncü faz ise 2015–2024 yılları arasına tekabül eden Paris anlaşması dönemidir. Kyoto öncesi faz 7 yıllık gözlemden oluşmakta ve bu zaman diliminde en az 5 yıllık verisi bulunan 174 ülke analizde yer almaktadır. Kyoto protokolü dönemi 18 yıllık veriyi kapsamakta ve yine en az 5 yıllık verisi bulunan 217 ülke değerlendirilmiştir. Ülke sayısının günümüzdeki ülke sayısından çok olmasının nedeni ülke bölünmesi birleşmesi gibi nedenlerden kaynaklı olarak yıllar içinde ülke

sayısının değişmesinden dolayıdır. Paris anlaşması dönemi ise 10 yıllık bir zaman aralığını temsil etmektedir. Bu dönemde de 215 ülke gerekli veri kriterlerini sağlamış ve veri tabanında yer almıştır. Böylece her üç fazda da en geniş ve temsil gücü en yüksek kapsam elde edilmiştir. Dolayısıyla tüm dönemler birlikte düşünüldüğünde 200'den fazla ülkeyi kapsayan uzun dönemli bir küresel panel ortaya çıkmaktadır.

Çalışmada enerji dönüşümünü farklı boyutlardan yakalamayı amaçlayan toplam 10 temel değişken kullanılmıştır. Bu değişkenler:

- Toplam enerji tüketiminde yenilenebilir enerji payı,
- Toplam elektrik üretiminde yenilenebilir enerji payı,
- Toplam enerji tüketiminde düşük karbonlu kaynakların (yenilenebilir + nükleer) payı,
- Toplam elektrik üretiminde düşük karbonlu kaynakların payı,
- Toplam enerji tüketiminde fosil kaynakların payı,
- Toplam elektrik üretiminde fosil kaynakların payı,
- Elektrik üretiminde hidroelektriğin payı,
- Elektrik üretiminde nükleer enerjinin payı,
- Elektrik üretiminde rüzgâr enerjisinin payı,
- Elektrik üretiminde güneş enerjisinin payı.

Toplam enerji tüketiminde ve elektrik üretiminde yenilenebilir kaynakların payı değişkenleri, ülkelerin enerji sistemlerinde yenilenebilir enerjinin genel ağırlığını göstermektedir. Bu değişkenler yenilenebilir dönüşümün en kritik göstergeleridir. Toplam enerji tüketiminde ve elektrik üretiminde düşük karbonlu kaynakların payını gösteren değişkenler, karbon emisyonlarını azaltmaya yönelik üretim biçimlerinin toplam içindeki ağırlığını ortaya koymaktadır. Bunlar ülkelerin iklim taahhütleriyle doğrudan ilişkili olan göstergelerdir. Kömür, petrol ve doğal gaz gibi karbon yoğun kaynakların ağırlığını gösteren toplam enerji tüketiminde fosil kaynakların payı ve toplam elektrik üretiminde fosil kaynakların payı değişkenleri ise Kyoto ve Paris gibi anlaşmaların hedeflediği fosil bağımlılığının azaltılması sürecini yansıtmaktadır. Elektrik üretiminde hidroelektriğin, nükleer enerjinin, rüzgâr enerjisinin ve güneş enerjisinin payını gösteren diğer değişkenleri ise ülkelerin teknoloji tercihlerinin kümeleşme dinamiklerini doğrudan etkileyebilme etkisine sahiptir. Özetle bu değişkenlerin seçimi, ülkelerin enerji karmasındaki fosil, yenilenebilir, düşük karbon dengesini hem toplam hem de teknoloji bazında ölçmek ve Kyoto/Paris anlaşmalarının öngördüğü dönüşümün hangi boyutlarda gerçekleştiğini analiz etmek amacı gütmektedir. Dolayısıyla, enerji dönüşümünü sadece tek bir göstergeden değil, çok boyutlu bir bakış açısıyla ele almak üzere çalışmanın değişken kümesi tasarlanmıştır.

Her bir faz için veri kümeleri hazır hale getirildikten sonra her biri üzerinde çeşitli veri ön işleme aşamaları gerçekleştirilmiştir. Bu aşamada öncelikle eksik değerler 0 ile doldurulmuştur. Eksik gözlemlerin incelenmesi, bu durumun esasen ülkelerin enerji göstergelerini farklı yıllarda kaydetmeye başlamasından kaynaklandığını ortaya koymuştur. Söz konusu eksiklikler, istatistiksel bir hata değil, bazı göstergelerin belirli yıllarda henüz ölçülmemiş ya da kayıt altına alınmamış olmasıyla açıklanmaktadır. Bu nedenle eksik değerler, enerji sistemleri literatüründe sensör arızaları veya kayıt boşlukları gibi durumlarda sıkça tercih edilen sıfırla doldurma yöntemiyle tamamlanmıştır. Fu vd. (2023), enerji zaman serilerinde sensörlerin devre dışı kalması ya da veri eksikliği yaşandığında bu yaklaşımın yaygın bir temel uygulama olarak benimsendiğini belirtmektedirler. Weber vd. (2021) ise ölçüm eksikliklerinin çoğunlukla sistematik kayıt boşluklarından kaynaklandığını ve bu tür durumların klasik imputasyon teknikleriyle tam olarak giderilemediğini vurgulamaktadırlar. Ayrıca ülkelerin enerji göstergelerini farklı yıllarda kaydetmeye başlaması, veri serilerinin uzunluğu ve başlangıç noktaları arasında önemli farklılıklar yaratmaktadır. Bu bağlamda dinamik zaman bükmesi (DTW) yönteminin kullanılması, analizin güvenilirliği açısından kritik bir avantaj sunmaktadır. DTW, farklı başlangıç yıllarına ve değişim hızlarına sahip zaman serilerini esnek biçimde hizalayarak yapısal

farklılıkların modele yansıtılmasına olanak tanımaktadır. Böylece hem eksik yılların olası etkisi azaltılmış hem de geç başlayan kayıtlardan kaynaklanan uluslararası uyumsuzluklar, yöntemin doğal işleyişiyle tutarlı şekilde değerlendirilmiştir.

Daha önce de açıklandığı üzere en az 5 yıllık gözlemi bulunmayan ülkeler analiz dışında tutulmuştur. Ayrıca çok yüksek korelasyona sahip değişkenler ($|r| > 0,90$) elenerek çoklu bağlantı riski azaltılmıştır. Sonrasında tüm değişkenler normalize edilmiştir. Böylelikle ölçek farklılıkları giderilmiş ve tüm bu adımlar sonrasında her dönem için karşılaştırılabilir ve dengeli bir örneklem elde edilmiştir.

3.2. Yöntem

Bu çalışmada amaç, uluslararası iklim anlaşmalarının dönüm noktaları dikkate alınarak ülkelerin enerji dönüşüm dinamiklerini zaman serisi boyutuyla analiz etmektir. Bu nedenle yöntem bölümü birbiriyle bütünleşik adımlardan oluşmaktadır. Ülkelerin enerji-emisyon profillerinin benzerliklerini yakalayabilmek için dinamik zaman bükmesi (Dynamic Time Warping - DTW) tabanlı zaman serisi kümeleme yöntemi tercih edilmiştir. DTW'nin tercih edilmesinin temel nedeni, klasik mesafe ölçütlerinin — örneğin Öklid ya da Manhattan mesafesinin — zaman eksenindeki kaymaları dikkate almamasıdır. Enerji göstergeleri ülkeler arasında hem farklı hızlarla hem de farklı başlangıç noktalarından itibaren değiştiği için, serileri yıllık bazda birebir karşılaştırmak çoğu zaman yanıltıcı sonuçlar doğurabilir. DTW ise bu hız ve faz kaymalarını esnek biçimde dengeleyerek zaman serilerini en uygun şekilde hizalamaktadır (Keogh ve Ratanamahatana, 2005). Böylece benzer dönüşüm eğilimlerini farklı dönemlerde izleyen ülkeler dahi aynı kümeye yerleşebilmektedir. Bu özellik, politika etkilerinin genellikle gecikmeli biçimde yansıdığı Kyoto ve Paris anlaşmaları gibi dönüm noktalarının analizinde önemli bir avantaj sağlamaktadır. DTW'nin gücü, zamansal örüntüleri hassas şekilde karşılaştırabilmesidir. Elbette yöntemin bazı sınırlılıkları da vardır: Hesaplama maliyeti yüksektir ve pencere genişliği gibi hiperparametrelerin dikkatli seçilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada, farklı pencere aralıkları ve adım desenleri kapsamlı biçimde test edilerek bu zorluk aşılmıştır. Sonuç olarak, DTW hem dönemsel iklim politikalarının etkilerini hem de ülkeler arasındaki dönüşüm hızlarındaki farklılıkları yakalayabilen en uygun zaman serisi tabanlı kümeleme yaklaşımı olarak öne çıkmaktadır.

Optimum küme sayısı Silhouette ve Calinski–Harabasz indeksleriyle belirlenmiştir. Üç döneme ayrılan veri kümeleri ayrı ayrı analiz edilmiştir. Dönemler arası kümelerin istikrarı düzenlenmiş Rand indeksi (ARI) ile ölçülmüştür. Son adımda, ülkelerin küme geçişleri Sankey diyagramı ile görselleştirilmiştir. Ayrıca kümelerin hangi değişkenler üzerinden ayrıştığını açıklamak için rassal orman ile değişken önemi analizi uygulanmıştır. Böylece yöntem bölümü, yalnızca kümeleme çıktılarının değil, aynı zamanda bu kümelerin tutarlılığı, dinamikleri ve açıklanabilirliği üzerine kapsamlı bir değerlendirme yapmayı mümkün kılmaktadır.

3.2.1. Dinamik Zaman Bükmesi (DTW)

Sakoe ve Chiba (1978) tarafından konuşma tanıma için geliştirilmiş olan bu yöntemin amacı, farklı uzunluk ve hızlara sahip zaman serilerini esnek şekilde hizalayarak aralarındaki benzerliği ölçmektir. Itakura (1975) tarafından önerilen alternatif kısıtlama stratejileriyle zenginleştirilmiş olan dinamik zaman bükmesini Berndt ve Clifford (1994) veri madenciliği alanına entegre etmiştir.

Klasik Öklid mesafesinde, her iki seri birebir aynı zaman indekslerinde karşılaştırılır. Bir diğer deyişle seriler arasındaki benzerliği yalnızca birebir aynı zaman indekslerinde ölçer. Örnek vermek gerekirse bir ülke güneş enerjisine 2000'de yatırım yapmaya başlamışken, bir başka ülke aynı dönüşümü 2010'da başlatmış olabilir. Öklid mesafesi kullanıldığında değerler aynı yılda uyuşmadığından bu iki ülke farklı sayılır. Ancak DTW'de ise zaman ekseninde kaymalara izin verilir. Böylelikle örnek üzerinden gidersek ikinci ülkenin 2010'daki artışı ilk ülkenin 2000'deki artışıyla eşleştirilir. Sonuçta her iki ülkenin benzer trendi farklı hızlarla takip ettiği ortaya çıkar.

İki zaman serisini hizalamak için bir dinamik programlama yaklaşımı kullanan DTW'de amaç iki zaman serisi arasındaki en düşük warping (bükülme) mesafesini bularak en iyi hizalama yolunu belirlemektir (Kartal, 2025). Bunun için $n \times m$ boyutunda bir maliyet matrisi (distance matrix) oluşturulmaktadır. Matematiksel olarak iki zaman serisi $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ ve $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ şeklinde tanımlandığında, klasik mesafe

ölçümleri yalnızca $n = m$ ve aynı zaman indeksleri koşulunda çalışır. DTW’de ise n ve m birbirinden farklı olabilir. Buradan hareketle her bir hücre için karesel fark hesaplanır:

$$d(q_i, c_j) = (q_i - c_j)^2 \quad (1)$$

Ardından $n \times m$ boyutunda bir mesafe matrisi oluşturulur. Dinamik programlama kullanılarak, kümülatif maliyet fonksiyonu $\gamma(i, j)$ şu şekilde tanımlanır:

$$\gamma(i, j) = d(q_i, c_j) + \min\{\gamma(i-1, j-1), \gamma(i-1, j), \gamma(i, j-1)\} \quad (2)$$

Sonuçta DTW mesafesi eşitlik (3) ile elde edilir:

$$DTW(Q, C) = \min_W \left\{ \sum_{k=1}^K d(q_{i_k}, c_{j_k}) \right\} \quad (3)$$

Burada W , seriler arasındaki hizalamayı temsil eden bükme (warping) yoludur (Keogh ve Ratanamahatana, 2004). Ayrıca DTW algoritması sınır, süreklilik ve monotonluk olmak üzere üç temel kısıta tabidir. Sınır koşullarına göre bükme yolu $(0,0)$ ’dan başlar ve (n,m) ’de biter. Süreklilik kısıtına göre adımlar bir hücreden yalnızca komşu hücrelere geçebilir. Son olarak monotonluğa göre zaman eksenini korunur, geriye dönüş yapılamaz. Bu özellikler sayesinde DTW, farklı hızlarla ilerleyen fakat benzer eğilimler gösteren serileri doğru biçimde hizalayabilir.

Çalışmada kümeleme algoritması olarak PAM (Partitioning Around Medoids) tercih edilmiştir. PAM, K-ortalamlar algoritmasına benzemekle birlikte daha esnek ve sağlam bir yapıya sahiptir. Küme merkezi K-ortalamlarda gözlem noktalarının ortalaması şeklinde bulunurken, PAM’da her küme temsilcisi veri kümesindeki gerçek bir gözlem ya da temsili birimler (medoid) olarak seçilir. Bu sayede, uç değerlerden daha az etkilenir ve DTW gibi karmaşık mesafe ölçülerine uyarlanabilir (Kaufman ve Rousseeuw, 1990). PAM algoritmasının çalışmasında, başlangıçta seçilen medoidler iteratif olarak güncellenir. Her iterasyonda, kümelerin toplam mesafe maliyetini azaltacak yeni medoidler aranmaktadır. Burada iterasyon sayısının optimum olması önem arz etmektedir. Çünkü maksimum iterasyon sayısı düşük seçildiğinde algoritma optimum medoidleri bulamadan erken durabilir, çok yüksek seçildiğinde ise işlem süresi uzar (Kaufman ve Rousseeuw, 1990). Bu çalışmada iterasyon sınırı 30 olarak belirlenmiştir.

Serilerin nasıl bükülebileceğini DTW algoritmasında hizalama sırasında kullanılan adım desenleri ile belirlenmektedir. Çalışmada da literatürde en yaygın kullanılan iki adım olan symmetric1 ve symmetric2 kullanılmıştır (Zhao ve Itti, 2018). Symmetric1 daha katı bir hizalama sağlarken, symmetric2 biraz daha esnek davranmakta ve eğilim farklılıklarını daha kolay yakalamaktadır. Pencere genişliği hiperparametresi ise DTW’nin hizalama serbestisini belirlemektedir. Küçük pencere daha kısıtlı hizalama yani daha katı benzerliği ifade ederken, büyük pencere daha esnek hizalama anlamına gelmektedir. Eğer pencere çok geniş seçilirse gereksiz eşleşmeler olabilmekte, çok dar seçilirse de benzer seriler bile hizalanamamaktadır. Bu nedenle çalışmada 1–10 arası farklı pencere genişlikleri test edilmiştir. Böylece her dönem için hem katı hem esnek hizalama senaryoları değerlendirilmiş ve en uygun yapı seçilmiştir.

Kümeleme analizlerinde kritik öneme sahip olan bir diğer hiperparametre ise küme sayısının belirlenmesidir. Çünkü küme sayısı az seçildiğinde farklı yapılar tek grupta birleşebilir. Çok seçildiğinde ise anlamsız parçalanmalar oluşabilir. Bu çalışmada da küme sayısı 2 ile 6 arasında seçilmiştir ($2 \leq k \leq 6$). Bu aralık, benzer zaman serisi kümeleme çalışmalarında önerilen sınırlarla (Khosravi vd., 2025; Peterson vd., 2022) örtüşmektedir ve aynı zamanda verinin kendi yapısal yapısıyla da uyumludur. Ülkeler arasındaki heterojenlik yüksektir, ancak temel gruplandırma sınırlı kaldığı için daha yüksek k değerleri kümelerin yorumlanabilirliğini zayıflatabilmektedir. Peterson vd. (2022), ülke düzeyinde zaman serisi analizlerinde aşırı parçalanmayı önlemek ve sonuçların anlaşılabilirliğini korumak amacıyla k ’nin 2–6 aralığında kalmasını önermişlerdir. Khosravi vd. (2025) ise DTW temelli CO₂ emisyon analizinde 2–8 aralığını test etmişler; en iyi kümeleme performansını ise Silhouette ve Davies–Bouldin (DB) indeksleri açısından 6’nın altında gözlemlemişlerdir. Bu çalışmada her dönem için $k = 2–6$ aralığı ayrı ayrı sınanmış, ortalama Silhouette skoru en yüksek ve DB indeksi en düşük olan

yapı nihai küme sayısı olarak kabul edilmiştir. Bu yaklaşım, hem literatürle tutarlı kalırken hem de istatistiksel olarak en dengeli ve anlamlı kümeleri ortaya çıkarmayı başarmıştır.

Silhouette katsayısı, her bir gözlem için kendi kümesine olan yakınlığı ile en yakın diğer kümeye olan uzaklığı karşılaştırmaktadır (Rousseeuw, 1987). 1'e yakın değerler kümedenmenin güçlü olduğunu, 0'a yakın değerler zayıf olduğunu, negatif değerler ise hatalı atamayı göstermektedir. Calinski–Harabasz (CH) indeksi, kümeler arası varyans ile kümeler içi varyans arasındaki oranı ölçmektedir (Calinski ve Harabasz, 1974). Bu değer yüksek çıkması kümeler arası ayrışmanın güçlü, kümeler içi homojenliğin yüksek olduğunu göstermektedir. Bir diğer indeks olan Davies–Bouldin (DB) indeksi ise kümeler arası benzerliği birbirine yakın ve iyi ayrışmamış kümeleri cezalandırmak suretiyle ölçmektedir (Davies ve Bouldin, 1979). Diğer indeks değerlerinin aksine burada DB değeri ne kadar küçükse kümeler o kadar ayrışmış ve homojen şeklinde yorumlanabilir. Çalışmada üç ölçüt birlikte değerlendirilerek optimum küme sayısı seçilmiştir. Bu sayede seçilen küme sayısı, farklı kriterler altında en dengeli yapıyı temsil etmektedir.

3.2.2. Düzenlenmiş Rand indeksi (ARI)

Çalışmada sadece her dönemde elde edilen kümelerin yapısı değil, dönemler arasında bu kümelerin ne kadar istikrarlı olduğu bir diğer deyişle ülkelerin benzer enerji profillerini sürdürüp sürdürmediği ya da yeni anlaşmalar sonrasında kümeler arasında geçişler yaşanıp yaşanmadığı da incelenmektedir. Bu amaçla düzenlenmiş Rand indeksi (Adjusted Rand Index, ARI) kullanılmıştır. İlk olarak Rand (1971) tarafından önerilen ARI, Hubert ve Arabie (1985) tarafından geliştirilmiştir. İki farklı kümeleme sonucunun ne kadar benzer olduğunu ölçme temeline dayanmaktadır. Bu çalışmada da ARI, Kyoto öncesi (1990–1996), Kyoto sonrası (1997–2014) ve Paris sonrası (2015–2024) geçişi için hesaplanmıştır. Böylece her iki kritik politika kırılma noktasında, ülkelerin kümelerinin ne ölçüde korunduğu veya ne kadar yeniden dağıldığı ortaya çıkarılmıştır.

3.2.3. Rassal Orman ile Değişken Önemi Analizi

Çalışmayı özgün kılan özelliklerden biri de kümeleme sonuçlarının yorumlanabilirliğini artırmak için rassal orman (Random Forest, RF) algoritmasıyla değişken önemi analizi yapılmasıdır. Breiman (2001) tarafından geliştirilen ve güçlü bir topluluk (ensemble) yöntemi olan rassal orman, karar ağaçlarına dayalıdır ve çok sayıda ağacın oylama prensibiyle çalışmaktadır. Belgiu ve Drăguț'un (2016) vurguladığı yüksek boyutlu veriyle çalışabilmesi ve aşırı uyuma karşı dayanıklı olması gibi özellikleri bu çalışmada da tercih sebebi olmuştur. Denetimli öğrenme algoritmaları arasında yer alan RF çalışmada kümeleme bağlamında, bağımlı değişken olarak küme etiketleri, bağımsız değişkenler olarak ise enerji göstergeleri alınarak çalıştırılmıştır. Bu sayede her bir değişkenin kümeleri birbirinden ayırmadaki sunduğu katkı ortaya konmuştur. Rassal orman modeli, kümeleri birbirinden ayıran en belirleyici değişkenleri saptamak için kullanılmıştır. Modelin başarısı, algoritmanın yerleşik iç doğrulama ölçütü olan *Out-of-Bag* (OOB) hata oranı üzerinden değerlendirilmiştir. OOB hatası, her karar ağacının eğitiminde dahil edilmeyen gözlemler üzerinden yapılan tahminlerin doğruluğunu ölçerek modelin dışa genelleme yeteneğini yansıtmaktadır. Çalışmada OOB hata oranları dönem bazında şu şekilde çıkmıştır: %1,9 (1990–1996), %6,0 (1997–2014) ve %6,1 (2015–2024). Bu düşük hata oranları, rassal orman modelinin kümeleri yüksek düzeyde doğrulukla ayırt edebildiğini göstermektedir. Değişkenlerin önem sıralaması ise “mean decrease accuracy” (MDA) ölçütüne göre belirlenmiş; yani her değişkenin modelden çıkarılması durumunda gerçekleşen ortalama doğruluk kaybı hesaplanmıştır. Bu değerlerin dağılımı, ilgili görsellerde sayısal ve görsel olarak birlikte sunulmuştur. Böylece hangi enerji göstergelerinin küme ayırma en fazla katkı sağladığı açıkça ortaya konmuştur.

Burada yüksek MDA değerine sahip değişkenler, kümelerin ayrışmasında kritik rol oynamaktadır. Bu yaklaşım ile DTW tabanlı kümelerin kara kutu yapısı kısmen açılmaktadır. Bu sayede Kyoto ve Paris anlaşmaları gibi politika dönüm noktalarında hangi enerji göstergelerinin ülkeleri farklı kümelere taşıdığı ortaya koyulabilmektedir. Bu kümelerin niteliksel profilini destekleyici bir bulgu olarak kullanılmıştır.

4. Bulgular

Kümeleme analizlerinde algoritmanın çıktıları, seçilen hiperparametrelere duyarlı olduğundan, optimum ve en doğru sonuca ulaşmak istendiğinden çalışmada farklı adım desenleri, pencere genişlikleri ve küme sayıları (k) sistematik biçimde taranmış, geniş bir model uzayı oluşturulmuştur. Her bir modelin performansı üç farklı ölçüt (Silhouette katsayısı, Calinski–Harabasz (CH) indeksi, Davies–Bouldin (DB) indeksi) ile değerlendirilmiş böylelikle hem küme içi tutarlılık hem de kümeler arası ayrışma birlikte dikkate alınmıştır. Tablo 1’de her dönem için elde edilen ilk 5 en yüksek sonuç sunulmaktadır.

Tablo 1 incelendiğinde, 1990–1996 yıllarını kapsayan Kyoto öncesi dönemde, tüm modellerde Silhouette değeri 0,802 civarında gerçekleşmiştir. Bu, oldukça yüksek bir değer olup en uygun modelin küme sayısı 5, pencere genişliği 6 ve adım deseni symmetric2 olduğu sonucuna varılmıştır. 1997–2014 yıllarını içeren Kyoto sonrası için denenen kombinasyonlar arasında en yüksek performans küme sayısı 4, pencere genişliği 10, adım deseni symmetric2 modeliyle elde edilmiştir. Silhouette değeri 0,586, CH indeksi 161 ve DB değeri 0,725 olarak bulunmuştur. 2015–2024 yıllarına tekabül eden Paris sonrası için ise en uygun model küme sayısı 3, pencere genişliği 6 ve adım deseni diğerlerindeki gibi symmetric2 olarak belirlenmiştir. Bu modelde Silhouette 0,491, CH 160 ve DB 0,702’dir. Denenen diğer pencere değerlerinde de benzer sonuçlar elde edilmiş, pencere=6 modeli istikrar açısından en uygun yapı sunmuştur.

Tablo 1. Dönemlere Göre Farklı Hiperparametre Kombinasyonları İçin Elde Edilen İlk 10 Sonuç

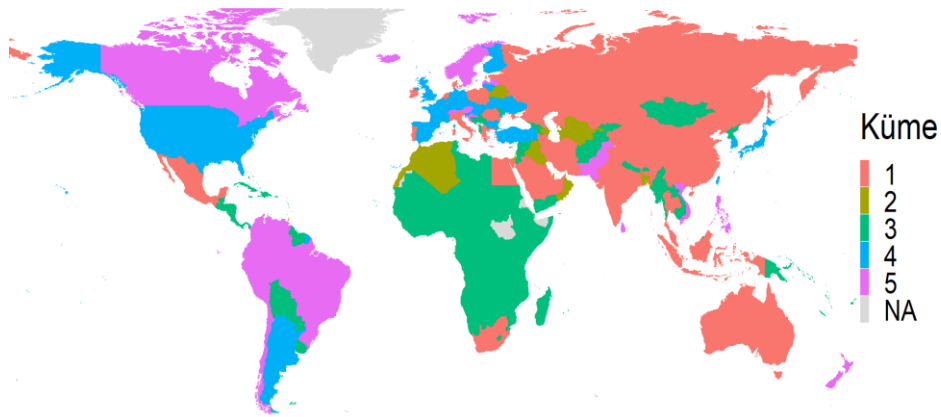
Dönem	Adım deseni	Pencere genişliği	Küme sayısı	Silhouette	CH	DB
1990-1996	symmetric2	6	5	0,802	187	0,58
	symmetric2	7	5	0,802	187	0,58
	symmetric2	8	5	0,802	187	0,58
	symmetric2	9	5	0,802	187	0,58
	symmetric2	10	5	0,802	187	0,58
1997-2014	symmetric2	10	4	0,586	161	0,725
	symmetric2	9	4	0,586	163	0,728
	symmetric2	8	4	0,586	166	0,734
	symmetric2	7	4	0,585	165	0,737
	symmetric2	6	4	0,584	165	0,743
2015-2024	symmetric2	6	3	0,491	160	0,702
	symmetric2	9	3	0,489	163	0,695
	symmetric2	10	3	0,489	163	0,695
	symmetric2	8	3	0,489	163	0,696
	symmetric2	4	3	0,489	156	0,712

4.1. Kyoto Öncesi (1990–1996)

Kyoto öncesi dönemde (1990–1996) uygulanan kümeleme analizi, kullanılan veri setindeki enerji göstergelerine dayalı olarak ülkeleri 5 temel karakteristik gruba ayırmıştır. Küme dağılımları sırasıyla: Küme-1: 26 ülke, Küme-2: 15 ülke, Küme-3: 132 ülke, Küme-4: 19 ülke ve Küme-5: 19 ülke şeklindedir. Şekil 1’de ülkelerin küme dağılımı harita üzerinde gösterilmektedir. Küme-1’de Avustralya, Rusya, Çin, Meksika gibi hem gelişmiş hem de gelişmekte olan ülkelerin bir arada bulunduğu görülmektedir. Bu gruptaki ülkelerde enerji üretimi büyük ölçüde fosil yakıt temellidir ve yenilenebilir payı düşüktür. Küme-2 daha çok Asya ve Orta Doğu-Avrupa geçiş bölgesinde yer alan (örn: Cezayir, Beyaz Rusya, Türkmenistan), enerji arzı sınırlı veya fosil bağımlılığı yüksek ülkeleri kapsamaktadır. Veri setinde, bu ülkelerin elektrik üretimlerinin %90’ın üzerinde tek bir kaynağa (ağırlıklı olarak doğal gaz veya petrol) dayandığı ve kaynak çeşitliliğinin en düşük olduğu küme olduğu görülmektedir. En geniş grubu oluşturan Küme-3 çoğunlukla düşük gelirli Afrika, Asya ve Latin Amerika ülkelerini (örn: Nijerya, Angola, Etiyopya, Bangladeş) içermektedir. Bu ülkelerde enerji altyapısı yetersiz,

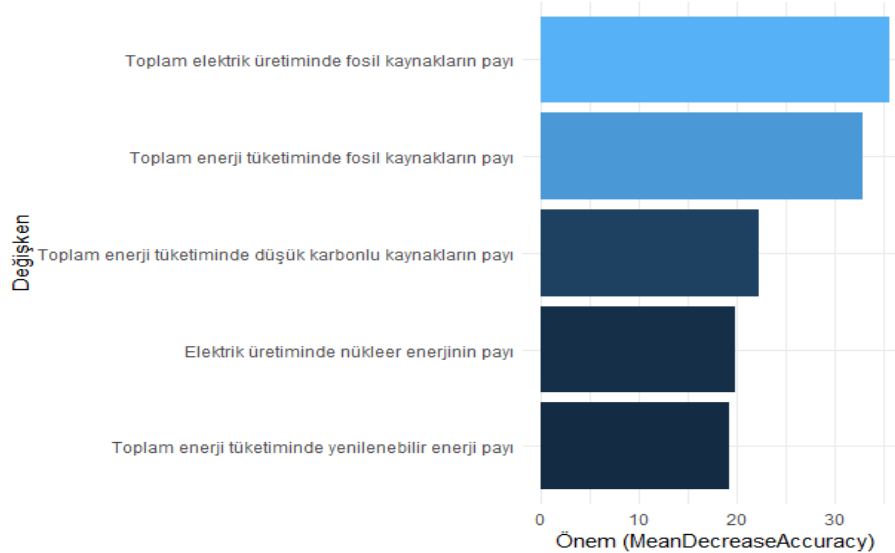
yenilenebilir potansiyel ise sınırlı durumdadır. Ayrıca veri seti incelendiğinde, bu ülkelerin bir diğer ortak noktasının kişi başı enerji tüketimi en düşük olan ülkeler olmasıdır. Küme-4 geneli itibarıyla sanayileşmiş ve enerji yoğun ülkelere (örn: ABD, Almanya, Fransa, İngiltere, Japonya) oluşmaktadır. Bu gruptaki ülkeler hem Avrupa hem Amerika'dan temsilciler içermekte olup, enerji karmasında kömür ve nükleer üretim oranı yüksektir. Son olarak Küme-5 ağırlıklı olarak Kuzey ve Güney Amerika ülkelerini (örn: Kanada, Brezilya, Arjantin, Norveç, İsveç) kapsamakta, enerji üretiminde hidroelektrik ve fosil kaynakların birlikte kullanıldığı karma sistemlerle öne çıkmaktadır. Genel olarak bu dönem, ülkelerin enerji profillerinin ekonomik gelişmişlik düzeyi ve fosil bağımlılığına göre şekillendiği bir yapıyı yansıtmaktadır.

Şekil 1. Kyoto Öncesi (1990–1996) Dönemde Ülkelerin Küme Dağılımı



Şekil 2’de rassal orman değişken önemine ait sonuçlar sunulmuştur. Buna göre kümelerin hangi göstergeler üzerinden ayrıştığı görülebilmektedir. Modelin genellenebilir hata oranını ölçen OOB (Out-of-Bag) %1,9 bulunmuştur. Bu da kümelerin belirgin şekilde ayrıştığını göstermektedir.

Şekil 2. Kyoto Öncesi (1990–1996) İçin Rassal Orman Değişken Önemi



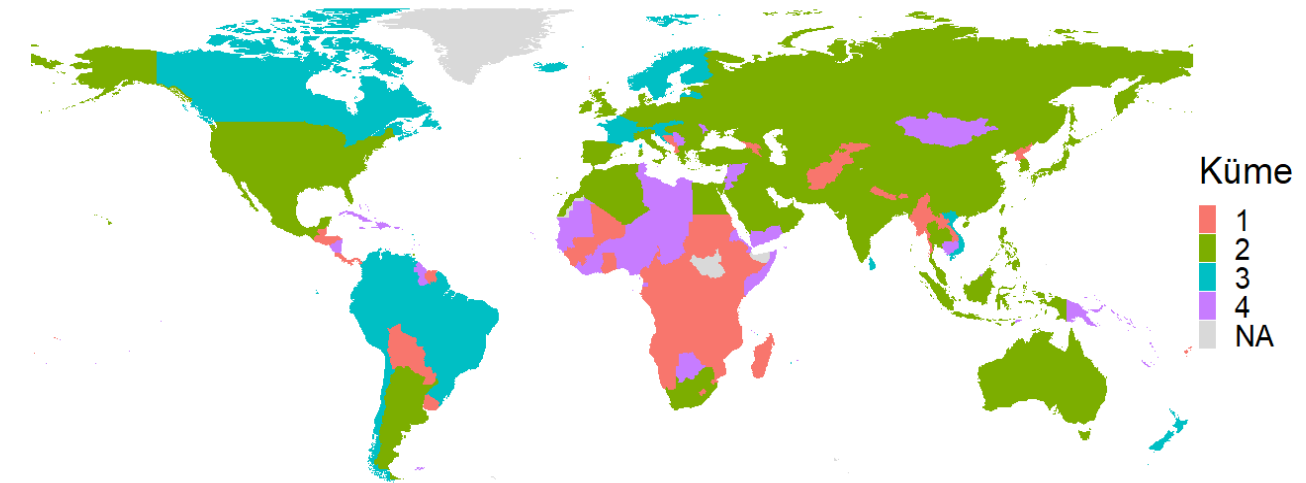
Şekil 2 incelendiğinde, en yüksek önem skorlarına sahip değişkenlerin, toplam elektrik üretiminde “fosil kaynakların payı” ve “toplam enerji tüketiminde fosil kaynakların payı” olduğu görülmektedir. Bu bulgu, Kyoto öncesi dönemde ülkeler arası ayrışmanın temel olarak fosil enerji yoğunluğu üzerinden şekillendiğine

önemli bir göstergedir. Düşük karbonlu ve yenilenebilir enerji ile değişkenler bu dönemde ikincil önemde kalmış, ancak küçük kümelerin ayrışmasında rol oynamıştır.

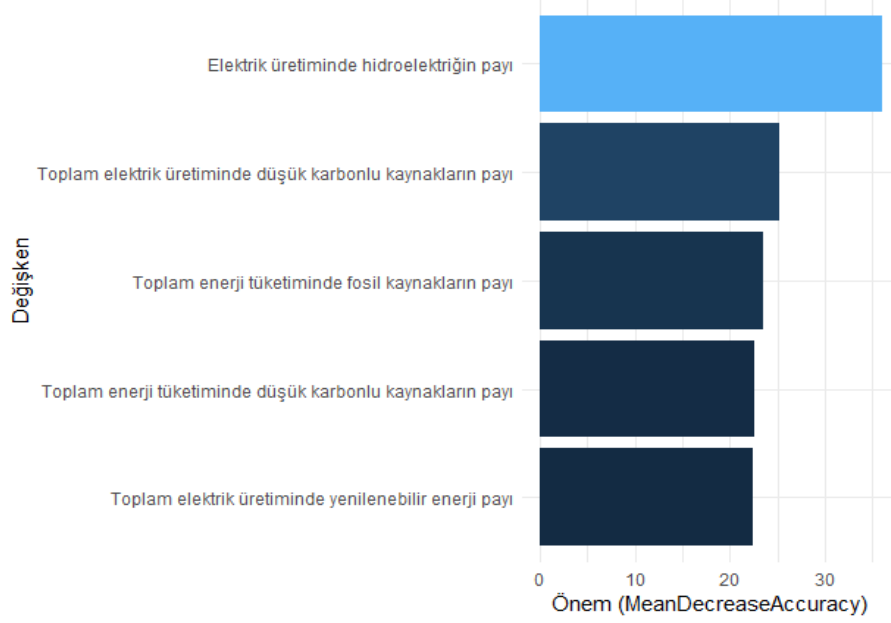
4.2. Kyoto Sonrası (1997–2014)

Kyoto sonrası için üretilen model optimum 4 küme içermektedir. Küme dağılımları ise Küme-1: 53 ülke, Küme-2: 58 ülke, Küme-3: 21 ülke ve Küme-4: 84 ülke şeklindedir. Şekil 3'te bu küme dağılımı harita üzerinde görülmektedir. Küme sayısının bir önceki dönem olan Kyoto öncesine göre daha az ve homojen olduğu dikkat çekmektedir. Küme-1 çoğunlukla düşük gelirli Afrika ve Asya ülkelerinden (örn: Afganistan, Angola, Mali, Nepal, Bolivya) oluşmaktadır. Bu grupta enerji altyapısı sınırlı ve fosil bağımlılığı görece düşüktür. Küme-2, genellikle yüksek gelirli veya hızla gelişen ekonomileri (örn: ABD, Çin, Hindistan, Rusya, Almanya, Japonya, Birleşik Krallık, Türkiye, İtalya, İspanya, Pakistan) kapsamaktadır. Bir diğer deyişle, bu küme küresel enerji talebinin büyük kısmını oluşturan sanayileşmiş veya hızla sanayileşen büyük ekonomilerden oluşmaktadır. Bu ülkelerin ortak özelliği, yenilenebilir ve nükleer kapasiteleri miktar olarak yüksek olsa da devasa enerji talepleri nedeniyle oransal olarak fosil yakıt bağımlılıkları yüksek seviyede devam etmesidir. Küme-3 ise daha geniş bir coğrafi yayılıma sahiptir: Latin Amerika, Kanada, Avrupa, Okyanusya ve Asya'dan örnekler içermektedir. Bu gruptaki ülkelerin ortak özelliği, elektrik üretimlerinde hidroelektrik ve nükleer enerji gibi düşük karbonlu kaynakların payının belirgin şekilde yüksek olmasıdır. Tipik örnekler arasında hidroelektrik ağırlıklı Kanada, Brezilya, Norveç, Kolombiya ile nükleer enerji ağırlıklı Fransa ve İsveç yer almaktadır. Küme-4, enerji sistemleri dışa bağımlı olan ada devletleri (örn: Aruba, Küba, Jamaika, Malta) ile enerji altyapısı gelişim aşamasında olan kaynak zengini ancak şebeke verimliliği düşük ülkeleri (örn: Nijerya, Yemen) bir araya getirmektedir.

Şekil 3. Kyoto Sonrası (1997–2014) Dönemde Ülkelerin Küme Dağılımı

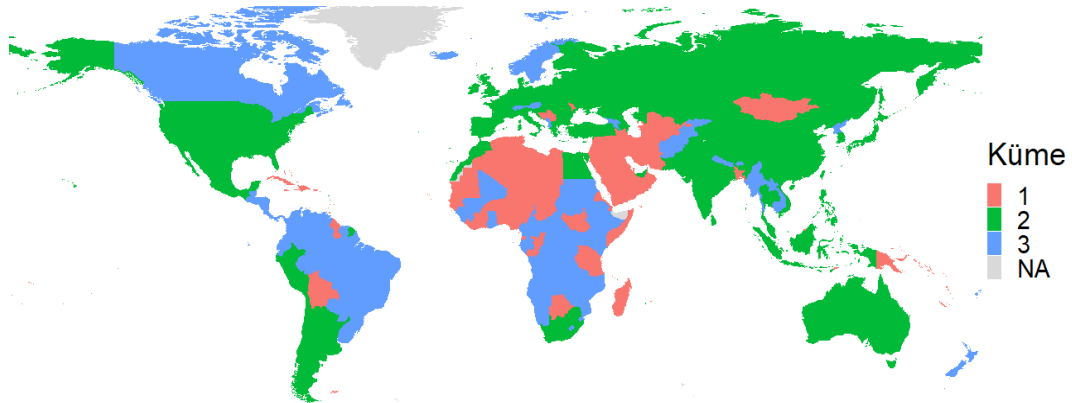


Kümeleri ayırmada önemli değişkenlerin belirlenmesine yönelik rassal orman analizi sonuçları ise Şekil 4'te sunulmuştur. OOB %6,02 olarak bulunmuştur ki bu değer, Kyoto öncesi döneme kıyasla daha yüksek bir hata oranına işaret etmekte olsa da modelin kümeler arasındaki ayrışmayı güvenilir düzeyde yansıttığını göstermektedir.

Şekil 4. Kyoto Sonrası (1997–2014) İçin Rassal Orman Değişken Önemi

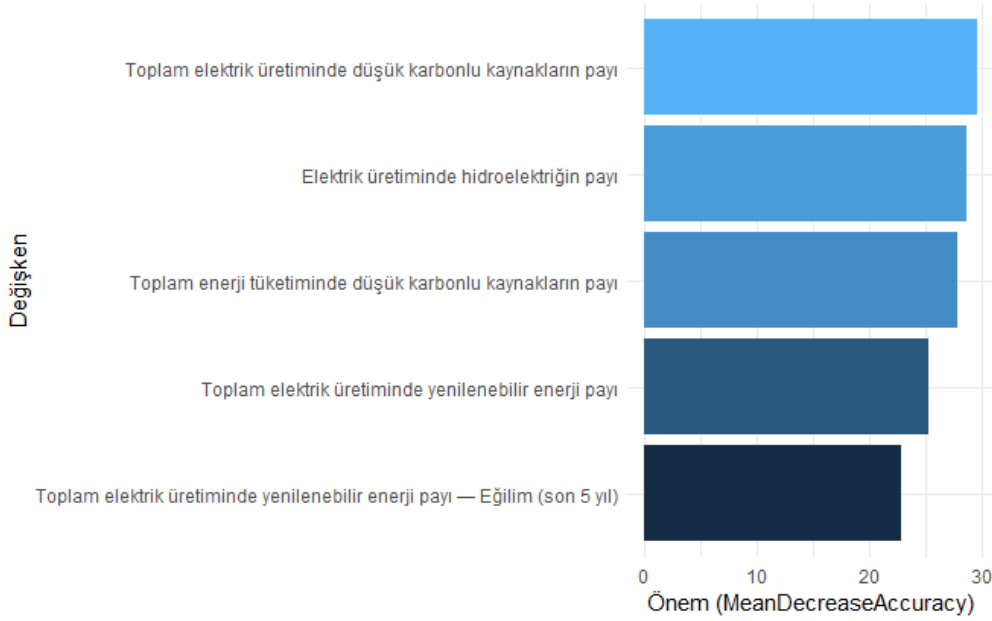
4.3. Paris Sonrası (2015–2024)

Paris sonrası için yürütülen analizde optimum model Küme-1: 102 ülke, Küme-2: 54 ülke ve Küme-3: 59 ülke olacak şekilde 3 küme ile sonuçlanmıştır. Şekil 5’de ülkelerin küme dağılımı harita üzerinde sunulmaktadır. Şüphesiz ki küme sayısının önceki dönemlere nispeten daha az ve homojen olması önemli bir bulgudur. Küme-1 küçük ada devletleri (örn: Fiji, Barbados, Komorlar), Afrika ve Orta Doğu ülkelerini (örn: Suudi Arabistan, İran, Irak) kapsamaktadır. Bu gruptaki ülkelerin enerji tüketimi görece düşüktür ve yenilenebilir enerji yatırımları sınırlıdır. Küme-2 daha çok orta–yüksek gelirli ülkelerden oluşmakta, Avrupa, Latin Amerika ve Okyanusya’dan temsilciler barındırmaktadır (örn: ABD, Çin, Hindistan, Almanya, Fransa, Rusya, İngiltere, Japonya, Avustralya, Meksika, Türkiye). Bu gruptaki ülkeler, küresel ölçekte en yüksek yenilenebilir enerji kapasite artışını gerçekleştiren ülkeler olmalarına rağmen, kurulu sistemlerindeki devasa fosil altyapısı nedeniyle dönüşümün kademeli ve karmaşık seyrettiği bir profili temsil etmektedir. Yani, yenilenebilir enerji yatırımları hızlanmakla birlikte, fosil kaynaklar enerji güvenliğinin ana unsuru olmaya devam etmektedir. Küme-3 ise Avrupa ve Asya’dan gelişmekte olan ve gelişmiş ülkeleri bir arada içermektedir (örn: Kanada, Brezilya, Norveç, İsveç, Kolombiya, Avusturya, Yeni Zelanda). Bu grupta hidroelektrik ve nükleer kaynakların enerji karmasında daha yüksek bir rol oynadığı görülmektedir.

Şekil 5. Paris Sonrası (2015–2024) Ülkelerin Küme Dağılımı

Kümelerin hangi göstergeler üzerinden ayrıştığını gösteren rassal orman değişken önemi sonuçları Şekil 6’da yer almaktadır. OOB değeri %6,05 çıkmış, kümelerin istatistiksel olarak anlamlı şekilde ayrıştığı anlaşılmaktadır.

Şekil 6. Paris Sonrası (2015–2024) İçin Rassal Orman Değişken Önemi

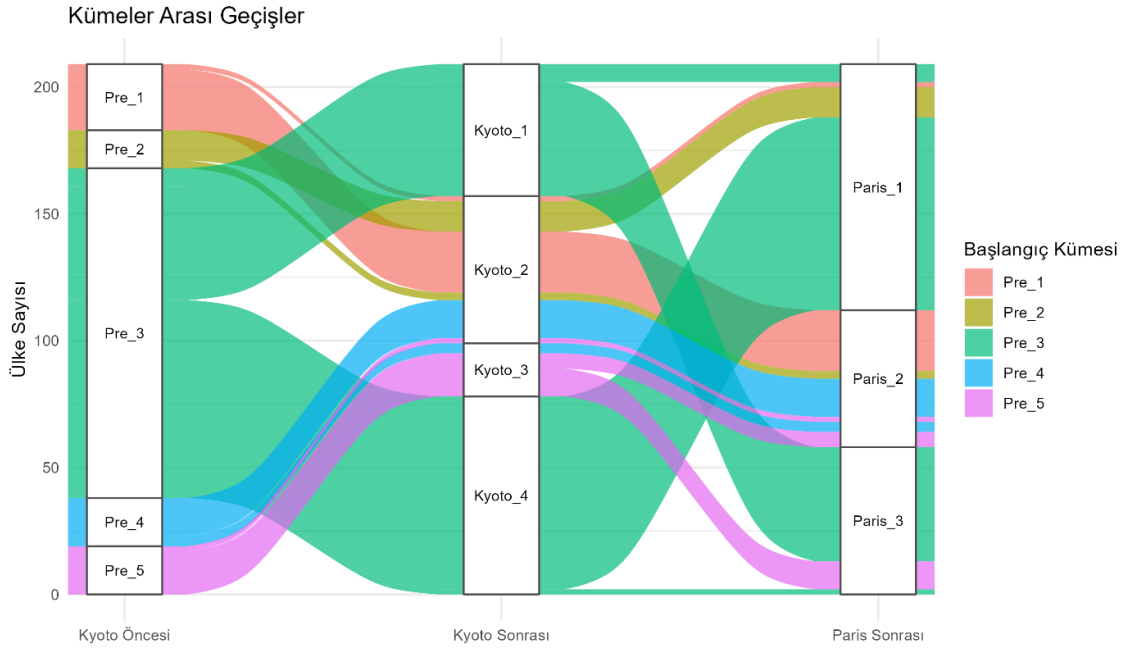


Toplam elektrik üretiminde düşük karbonlu kaynakların payı ve elektrik üretiminde hidroelektriğin payının en yüksek önem skorlarına sahip olduğu Şekil 7’de görülmekte, bunları toplam enerji tüketiminde düşük karbonlu kaynakların payı ile yenilenebilir enerji payı göstergeleri takip etmektedir. Ayrıca diğer dönemlerden farklı olarak elektrik üretiminde yenilenebilir enerji payının son 5 yıllık eğilimi de Paris sonrası kümeler arasında ayrışmayı açıklayan faktörlerden biri olarak dikkat çekmektedir. Bu bulgular, Paris anlaşmasının ülkelerin enerji politikalarında düşük karbon ve hidroelektrik göstergelerini merkezileştirdiğini, aynı zamanda rüzgâr ve güneş gibi yeni nesil yenilenebilir teknolojilerin artış hızının kümeler arasındaki farklılaşmada belirleyici hale geldiğini göstermektedir.

4.4. Küme İstikrarı ve Geçiş Analizi

Düzenlenmiş Rand indeksi (ARI) değeri 0 ile 1 arasında değişmekte olup, 0’a yakın değerler kümeler arasında benzerliğin zayıf olduğunu, 1’e yakın değerler ise kümelerin yüksek ölçüde örtüştüğünü göstermektedir. Dolayısıyla ARI değerinin yükselmesi, dönemler arası kümelerin daha istikrarlı ve benzer bir yapı sergilediği anlamına gelmektedir. Çalışmada da ülkelerin dönemler arasındaki küme istikrarını ölçmek amacıyla kullanılan ARI sonuçlarına göre Kyoto öncesinden Kyoto sonrasına geçişte ARI değeri 0,475 bulunmuştur. Orta düzey bir istikrara işaret etmekte olan bu değer, Kyoto anlaşmasının ülkeler arasında yeniden yapılanmalara neden olduğunu göstermektedir. Kyoto sonrasından Paris sonrasına geçiş için hesaplanan ARI değeri ise 0,597 olarak hesaplanmış, bu da bu geçişte kümelerin daha istikrarlı bir yapı sergilediğini ifade etmektedir.

Şekil 7. Kyoto Öncesi, Kyoto ve Paris Dönemleri Arasında Ülkelerin Küme Geçişlerini Gösteren Sankey Diyagramı



Ülkelerin dönemler arası geçişlerini daha ayrıntılı biçimde incelemek amacıyla Sankey diyagramı oluşturulmuştur. Şekil 7’de yer alan diyagrama göre, Kyoto öncesi dönemin büyük fosil bağımlı kümesinden (Pre_3) Kyoto sonrasının 4. kümesine yoğun geçiş olduğunu ve bu grubun Paris sonrasında ağırlıklı olarak 1. kümeye yerleştiğini göstermektedir (n=76). Benzer şekilde Pre_3’ten Kyoto sonrasında 1. kümeye geçip Paris sonrasında 3. kümede toplanan (n=45) ülkeler dikkat çekmektedir. Bu, fosil yoğun ülkelerin bir kısmının Kyoto sürecinde daha farklı bir yapıya kaydığını, Paris sonrasında ise daha homojen gruplarda toplandığını şeklinde yorumlanabilir. Daha küçük kümelerden gelen akışlar da önemli bulgular sunmaktadır. Kyoto öncesi 1. kümeden, Kyoto sonrası 2. kümeye oradan da Paris sonrası 2. kümeye akış (n=24) ve Kyoto öncesi 4. kümeden Kyoto sonrası 2.kümeye oradan da Paris sonrası 2. Kümeye (n=15) toplanan ülkelerin akışı dikkat çekmektedir. Genel olarak Sankey diyagramı, Kyoto öncesinde heterojen yapılar gözlenirken Kyoto sonrasında daha fazla yeniden yapılanma yaşandığını, Paris sonrasında ise kümelerin daha dengeli ve kalıcı hale geldiğini ortaya koymaktadır.

5. Sonuç ve Tartışma

Çalışmanın sonuçlarında, üç farklı dönemin küresel enerji politikaları ve ülkelerin enerji profilleri üzerinde oldukça farklı etkiler oluşturduğunu gözler önüne sermektedir. Kyoto öncesi dönemde küresel enerji yapısı büyük ölçüde fosil bağımlılık üzerinden şekillenmiş ve ülkeler arası ayrışma temel olarak bu değişken etrafında gerçekleşmiştir. Küme dağılımları incelendiğinde de en büyük grubun fosil yoğun ülkelerden oluştuğu dikkat çekmektedir. Bu durum, uluslararası anlaşmalar öncesinde enerji dönüşümünün çok da gündemi meşgul etmediği ve yenilenebilir yatırımların çok az sayıda ülke ile sınırlı kaldığını işaret etmektedir. Bu tablo, enerji geçişinin yalnızca ekonomik değil aynı zamanda kurumsal ve teknolojik faktörler tarafından belirlendiğini; dolayısıyla sürdürülebilir kalkınma teorisindeki çok boyutlu dönüşüm yaklaşımını desteklediğini göstermektedir.

Kyoto sonrası dönemde kümelerin sayısı azalarak daha homojen yapılar ortaya çıkmıştır. Rassal orman sonuçları, elektrik üretiminde hidroelektriğin payının ayrışmada en belirleyici değişken olduğunu ortaya koymuştur. Bu da en önemli sonuçlardan biri olarak Kyoto Protokolü’nün özellikle hidroelektrik yatırımlarına ivme kazandıran etkisinin küresel ölçekte hissedildiğini göstermektedir. Ancak bu dönemde fosil ağırlıklı ülkeler hâlâ büyük kümeler halinde varlığını sürdürmüştür. Dolayısıyla fosil bağımlılığını azaltmada Kyoto’nun sınırlı bir başarısı olduğu şeklinde yorumlanabilir. Kümeler arası geçiş analizi sonuçlarının da

gösterdiği üzere Kyoto öncesinden Kyoto'ya geçişte kümelerin istikrarı orta düzeyde kalmıştır. Nitekim hesaplanan ARI değeri 0,475 olarak çıkmıştır. Bu orta düzeyde bir küme istikrarını işaret etmektedir. Yani, Kyoto Protokolü'nün ülkeler arasında belirgin bir yeniden yapılanmaya yol açtığını, ancak bu değişimin tam anlamıyla kalıcı bir dönüşüme dönüşmesinde sınırlı kaldığını göstermektedir. Ayrıca Kyoto'nun etkisi büyük ölçüde enerji arz tarafında yoğunlaşmış, talep yönetimi, enerji verimliliği veya düşük karbon teknolojileri gibi uzun vadeli dönüşüm bileşenlerine pek yansımamıştır. Bu eksiklik, Paris Anlaşması'nın daha kapsamlı, çok boyutlu bir dönüşüm çerçevesi sunmasının zeminini hazırlamıştır.

Paris Anlaşması sonrası dönemde ise daha az sayıda ve daha istikrarlı kümeler görülmüştür. Bu durum, Paris Anlaşması'nın Kyoto'ya kıyasla daha kapsayıcı bir çerçeve sunduğunu ve ülkelerin enerji profillerini daha kalıcı bir biçimde yönlendirdiği şeklinde yorumlanabilir. Rassal orman analizi bu dönemde düşük karbon ve hidroelektrik göstergelerinin belirleyici olduğunu göstermiştir. Ayrıca rüzgâr ve güneş gibi yeni nesil yenilenebilir teknolojilerin artış hızının kümeler arasındaki farklılaşmada rol oynadığı da görülmektedir. Kümeler arası geçişi gösteren ARI değerinin önceki dönem geçişine göre yükselmesi, ülkelerin bu dönemde daha istikrarlı kümelerde kaldığını doğrulamaktadır. Gerçekten de Kyoto sonrası ile Paris sonrası dönemleri arasında ARI değeri 0,597'ye yükselmiştir. Bu artış, Paris Anlaşması'nın sunduğu daha bütüncül ve birlikte enerji politikalarının, küresel enerji politikalarının istatistiksel olarak daha kalıcı biçimde dönüştürdüğünü göstermektedir. ARI değerlerindeki bu yükseliş, Paris döneminde enerji politikalarının yalnızca yönlendirici bir rol üstlenmekle kalmadığını, aynı zamanda zaman içinde daha tutarlı ve istikrarlı bir yapı kazandığını da ortaya koymaktadır.

Sankey diyagramı bu bulguyu destekler nitelikte, Kyoto öncesinin büyük fosil ağırlıklı grubunun Paris'te daha homojen şekilde düşük karbon ve geçiş kümelerine dağıldığını göstermektedir. Bu bulgular, Paris Anlaşması'nın politika koordinasyonu ve teknoloji yatırımı yoluyla küresel enerji geçişini hızlandırdığını ancak ülkeler arası eşitsizliklerin tamamen ortadan kalkmadığını göstermektedir. Bu sonuç, BM'nin SKH-7 (Erişilebilir ve Temiz Enerji) ve SKH-13 (İklim Eylemi) hedefleriyle doğrudan ilişkilidir.

Ülkeler ve ülke grupları bazında bakıldığında, düşük karbon kümelerinde AB ülkelerinin Paris sonrası dönemde daha kalıcı biçimde konumlandığı görülmektedir. Ayrıca gelişmiş ekonomiler yüksek yenilenebilir enerji payına sahip kümelerde istikrar göstermiştir. Buna karşın, Afrika ülkeleri ile Güney Asya'daki gelişmekte olan ülkeler daha çok geçiş kümelerinde yoğunlaşmışlardır. Çin, Hindistan ve Brezilya gibi büyük ve yükselen ekonomiye sahip ülkeler ise fosil bağımlılığını sürdürmekte ve yenilenebilir enerji çalışmalarıyla orta kümelerde yer almışlardır. Bu tablo, enerji dönüşümünde gelişmiş ve gelişmekte olan ülke ayrışmasının sürdüğünü göstermektedir. Dolayısıyla, enerji dönüşümünün başarısı yalnızca ulusal politika kararlılığına değil, aynı zamanda finansal ve teknolojik kapasitenin uluslararası düzeyde paylaşılmasına bağlıdır.

Bu çalışmanın bulguları politika yapıcılar açısından, farklı ülke gruplarına özgü politika tasarımının gerekliliğini vurgulamaktadır. Gelişmiş ülkelerin Paris çerçevesindeki yükümlülüklerini daha kalıcı şekilde yerine getirdiği görülürken, gelişmekte olan ülkelerin enerji dönüşümünü hızlandırabilmesi için finansman, teknoloji transferi ve kapasite geliştirme desteğine ihtiyaç duyulduğu anlaşılmaktadır. Özellikle fosil yoğun ekonomilerin düşük karbon kümelerine geçişi için karbon fiyatlandırması, çevre vergileri ve yenilenebilir enerji teşviklerinin güçlendirilmesi kritik bir gereklilik olarak öne çıkmaktadır. Bu tür ekonomik araçlar, Paris Anlaşması sonrası dönemde enerji politikalarının finansal sürdürülebilirliğini güvence altına alan temel mekanizmalar olarak değerlendirilebilir.

Çalışmanın bulguları, literatürle karşılaştırıldığında, anlamlı bir tutarlılık sergilemektedir. Kyoto Protokolü'nün sınırlı etkisini vurgulayan Böhringer ve Vogt (2003) ile Rosen'in (2015) çalışmalarının bulgularıyla örtüşmektedir. Aynı zamanda, Paris Anlaşması'nın daha kapsayıcı ve esnek yapısını öne çıkaran Falkner (2016) ve Rogelj vd.'nin (2016) çalışmalarında ulaşıldıkları bulgular ile de uyumludur. Ancak literatürde ülkelerin kümeler arası geçişlerini zaman serisi perspektifinden dinamik olarak inceleyen bir çalışma bulunmamaktadır. Bu noktada mevcut araştırma, hem bu boşluğu doldurmakta hem de DTW-ARI-RF bütüncül çerçevesiyle yöntemsel olarak yeni bir katkı sunmaktadır. Sonuç olarak, elde edilen bulgular yalnızca önceki çalışmaları desteklemekle kalmamakta, aynı zamanda bu ilişkileri dinamik bir zaman serisiyle yeniden kurarak literatüre katkı sağlamaktadır.

Pratik katkılar açısından çalışma, enerji politikası yapıcılara ve düzenleyici kurumlara doğrudan öneriler sunmaktadır. Bulgular, özellikle gelişmekte olan ülkelerin yenilenebilir enerji yatırımlarını artırmak için uluslararası işbirliğinin güçlendirilmesi gerektiğini göstermektedir. Ayrıca uluslararası kuruluşlar açısından bu yöntem, ülkelerin anlaşmalara uyum düzeylerini daha nesnel biçimde izlemeye imkân sağlamaktadır.

Yöntem açısından, bu çalışmanın en önemli katkısı hem dinamik zaman bükmesi (DTW) gibi zaman serisi tabanlı kümeleme yöntemleri hem küme istikrar ölçütleri hem rassal orman gibi değişken önemi açıklayıcıları ve görselleştirme araçlarını bütünsel bir çerçevede kullanmasıdır. DTW, klasik Öklid mesafesinin yakalayamadığı zaman kaymalarını esnek şekilde hizalayabilmektedir. Bu da ülkelerin farklı tarihlerde başlayan enerji dönüşümlerini ortak bir perspektifte değerlendirme imkânı sunmaktadır. Enerji dönüşümü gibi süre ve süreç isteyen politikalar ve enerji dönüşümlerinin farklı hızlarda gerçekleştiği heterojen bir uluslararası sistem için böyle yöntemlerin kullanılması oldukça hayattır. Ancak DTW yalnızca kümeleri oluşturmaktadır. Bu kümelerin ne kadar sürdürülebilir olduğu sorusu ise ARI ile cevaplanabilmektedir. Bu sayede dönemler arası kümelerin ne ölçüde korunduğu veya yeniden dağıldığı nesnel biçimde ölçülmüştür. Bu da Kyoto'nun daha çok yeniden yapılanmaya, Paris'in ise daha çok istikrara yol açtığını sayısal olarak göstermiştir. DTW ve ARI'nin sağladığı bu çift boyutlu analiz, rassal orman (RF) ile açıklanabilirlik kazanmıştır. RF, literatürde pek de rastlanmayan ve bu çalışmanın en önemli katkısı olarak kümelerin ayrışmasında hangi değişkenlerin kritik olduğunu sıralayarak DTW'nin kara kutu yapısını açmıştır. RF sayesinde Kyoto öncesinde fosil göstergelerinin baskın rolü olduğu, Kyoto sonrası dönemde hidroelektriğin belirleyici olduğu ve Paris döneminde ise düşük karbon ve yenilenebilir enerji göstergelerinin ön plana çıktığı keşfedilmiştir. Böylelikle yalnızca kümelerin varlığı değil, bu kümelerin hangi enerji politikası değişkenleri üzerinden farklılaştığı da açıklanabilmektedir. Çalışma bu yönüyle, klasik kümeleme analizlerinin ötesine geçmekte ve hem istikrarı hem de açıklanabilirliği birlikte sunabilmektedir. Dolayısıyla, çalışma; DTW ile dinamik hizalama, ARI ile dönemsel istikrar, RF ile açıklanabilirlik boyutlarını entegre eden bir yapı kullanarak literatürdeki boşluğu doldurmaktadır. Kullanılan bu bütünsel yapı; finans, sağlık, eğitim gibi çok boyutlu ve zaman içinde evrilen sosyal bilim alanlarında da uygulanabilecek önemli bir potansiyele sahiptir.

Bununla birlikte, çalışmanın bazı kısıtları da bulunmaktadır. İlk olarak farklı veri kaynakları ya da ek göstergeler kullanıldığında sonuçlar çeşitlenebilir. İkinci olarak, yöntemsel çerçeve güçlü olmakla birlikte yalnızca üç döneme (Kyoto öncesi, Kyoto sonrası, Paris sonrası) odaklanılmıştır. Ara dönemlerin veya ülke bazlı politika farklılıklarının daha ayrıntılı incelenmesi yeni katkılar sunabilir. Gelecek çalışmalarda, sektörel enerji göstergeleri, karbon fiyatlandırma mekanizmaları ya da finansal teşviklerin etkisi de analize dâhil edilebilir. Bu açılardan mevcut çalışma, sonraki araştırmalar için yeni açılımlar sunmaktadır. Gelecek çalışmalarda bu çerçevenin farklı sürdürülebilirlik boyutlarına (örneğin çevresel performans endeksleri, enerji güvenliği, sosyal eşitsizlik) genişletilmesi, Paris Anlaşması sonrasındaki politika etkililiğini daha kapsamlı biçimde açıklamaya olanak tanıyacaktır.

Beyan ve Açıklamalar (Declarations and Disclosures)

Yazarların Etik Sorumlulukları (Ethical Responsibilities of Authors): Bu çalışmanın yazarı, araştırma ve yayın etiği ilkelerine uyduğunu kabul etmektedir.

Çıkar Çatışması (Conflicts of Interest): Yazar tarafından herhangi bir çıkar çatışması beyan edilmemiştir.

Finansal Destek (Funding): Yazar, çalışmanın hazırlanması ve/veya yayınlanması sürecinde herhangi bir finansal destek almamıştır.

Yazar Katkı Oranı (Author Contributions): Yazar; kavramlaştırma ve çalışma dizaynı, verilerin toplanması, verilerin analizi ve sonuçların yorumlanması, çalışmanın ilk/taslak halinin yazılması, çalışmanın gözden geçirilmesi ve düzenlenmesi/düzeltilmesi aşamalarından tek başına sorumlu olduğunu beyan etmektedir.

İntihal Denetimi (Plagiarism Checking): Bu çalışma, intihal tarama programı kullanılarak intihal taramasından geçirilmiştir.

Kaynaklar

- AlMahamid, M., & Grolinger, K. (2022). Agglomerative hierarchical clustering with dynamic time warping for household load curve clustering. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2210.09523>
- Arik, O. A., & Hamamcıoğlu, E. (2024). Türkiye'nin CO2 emisyonunun anfis ile tahmin edilmesi. *Researcher*, 04(02), 141-156.
- Aydın, S. G., & Aydoğdu, G. (2022). Makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak Türkiye ve AB ülkelerinin CO2 emisyonlarının tahmini. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 37, 42-46. <https://doi.org/10.31590/ejosat.1063127>
- Belgiu, M., & Drăguț, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24-31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>
- Berndt, D. J., & Clifford, J. (1994). Using dynamic time warping to find patterns in time series. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 359-370). AAAI Press.
- Berrich, O. (2024). Renewable energy transition and the Paris Agreement. *Energies*, 17(17), 4238. <https://doi.org/10.3390/en17174238>
- Birleşmiş Milletler. (2024). *The sustainable development goals report 2024*. United Nations. <https://unstats.un.org/sdgs/report/2024> (Erişim tarihi: 10/12/2025)
- Böhringer, C., & Vogt, C. (2003). The Kyoto Protocol: A review and perspectives. *Oxford Review of Economic Policy*, 19(3), 451-466. <https://doi.org/10.1093/oxrep/19.3.451>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Brundtland, G. H. (1987). *our common future*. Oxford University Press.
- Calinski, T., & Harabasz, J. (1974). A dendrite method for cluster analysis. *Communications in Statistics*, 3(1), 1-27. <https://doi.org/10.1080/03610927408827101>
- Carrasco, C. A., Pardo, A., & Hernandez, L. (2023). Energy intensity, economic structure, and capital goods imports. *Journal of Environmental Management*, 346, 119283. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.119283>
- Chen, W., Zou, W., Zhong, K., & Aliyeva, A. (2023). Machine learning assessment under the development of green technology innovation: A perspective of energy transition. *Renewable Energy*, 214, 65-73. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2023.07.027>
- Cıfci, E., & Oliver, M. E. (2018). Reassessing the links between GHG emissions, economic growth, and the UNFCCC: A difference-in-differences approach. *Sustainability*, 10(2), 334. <https://doi.org/10.3390/su10020334>
- Çeşmeli, M., & Pençe, İ. (2020). Makine öğrenimi yöntemleri ile Türkiye için sera gazı emisyonu tahmini. *Academic Platform Journal of Engineering and Science*, 8(3), 569-577. <https://doi.org/10.21541/apjes.637639>
- Davies, D. L., & Bouldin, D. W. (1979). A cluster separation measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-1(2), 224-227. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1979.4766909>
- De Luca, G., Femia, A., & Pappalardo, C. (2023). Time-series clustering from road transport CO₂ emissions. *International Journal of Environmental Studies*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/00207233.2023.2241346>
- Dogan, E., Chishti, M. Z., Alavijeh, N. K., & Tzeremes, P. (2022). The roles of technology and Kyoto Protocol in energy transition towards COP26 targets: Evidence from the novel GMM-PVAR approach for G-7 countries. *Technological Forecasting and Social Change*, 181, 121756.
- Falkner, R. (2016). The Paris Agreement and the new logic of international climate politics. *International Affairs*, 92(5), 1107-1125. <https://doi.org/10.1111/1468-2346.12708>
- Fu, Y., Li, H., Zhao, L., & Li, J. (2023). Filling time-series gaps using image techniques: Multidimensional context autoencoder approach for building energy data imputation. *Energy and Buildings*, 293, 113175. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113175>
- Geels, F. W., & Schot, J. (2007). Typology of sociotechnical transition pathways. *Research Policy*, 36(3), 399-417.
- Harstad, B. (2023). Pledge-and-review bargaining: From Kyoto to Paris. *The Economic Journal*, 133(651), 1181-1216.
- He, J., Huang, Y., & Tarp, F. (2014). Is the clean development mechanism effective for emission reductions? *Greenhouse Gases: Science and Technology*, 4(6), 1-14. <https://doi.org/10.1002/ghg.1448>
- Hubert, L., & Arabie, P. (1985). Comparing partitions. *Journal of Classification*, 2(1), 193-218. <https://doi.org/10.1007/BF01908075>

- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). (2022). AR6 WGIII — Chapter 4: Mitigation and development pathways in the near- to mid-term. <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg3/chapter/chapter-4/> (Erişim tarihi: 13/07/2025)
- Itakura, F. (1975) Minimum prediction residual principle applied to speech recognition. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 23, 67-72.
- Kanzari, E., Fazio, G., & Fricano, S. (2024). The energy transition of African countries: A cluster analysis. *SSRN*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4683694>
- Kartal, B. (2025). Zaman serisi kümeleme yöntemi ile küresel cinsiyet uçurumu endeksinin analizi. *Uluslararası Ekonomi İşletme ve Politika Dergisi*, 9(1), 420-437.
- Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (1990). *Finding groups in data*. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1002/9780470316801>
- Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (2009). *Finding groups in data: An introduction to cluster analysis*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9780470316801>
- Keogh, E., & Ratanamahatana, C. A. (2005). Exact indexing of dynamic time warping. *Knowledge and Information Systems*, 7(3), 358-386. <https://doi.org/10.1007/s10115-004-0154-9>
- Keohane, R. O., & Oppenheimer, M. (2016). Paris: Beyond the climate dead end through pledge and review? *Politics & Governance*, 4(3), 142-151.
- Kılınc, E. C., & Altıparmak, H. (2020). Çevre vergilerinin CO2 emisyonu üzerindeki etkisi üzerine bir uygulama. *Ordu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Sosyal Bilimler Araştırmaları Dergisi*, 10(1), 217-227.
- Khosravi, H., Piri, M., & Khalilpour, R. (2025). A comprehensive approach to CO₂ emissions analysis using dynamic time warping. *Sustainability*, 17(2), 603. <https://doi.org/10.3390/su17020603>
- Komarova, A. V. (2022). State regulation of energy transition and economic development. *Energies*, 15(12), 4304. <https://doi.org/10.3390/en15124304>
- Liu, W., McKibbin, W. J., Morris, A. C., & Wilcoxon, P. J. (2019). *Global economic and environmental outcomes of the Paris Agreement*. *SSRN*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3328164>
- Mele, A., Paglialunga, E., & Sforza, G. (2021). Climate cooperation from Kyoto to Paris: What can be learnt from the CDM experience? *Socio-Economic Planning Sciences*, 74, 100942. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2020.100942>
- Nadimi, R., & Tokimatsu, K. (2019). Evaluation of the energy system through data envelopment analysis: Assessment tool for Paris Agreement. *Energy Procedia*, 158, 3315-3320. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2019.01.921>
- Oral, O., & Uğuz, S. (2020). Türkiye'deki farklı sektörlere ait sera gazı emisyon değerlerinin çok katmanlı algılayıcılar ile tahmin edilmesi. *International Journal of Engineering Research and Development*, 12(2), 464-478.
- Pabuçcu, H., & Bayramoğlu, T. (2016). Yapay sinir ağları ile CO2 emisyonu tahmini: Türkiye örneği. *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 18(3), 762-778.
- Peterson, J., Singh, M., & He, Y. (2022). Evaluating time-series clustering for global energy transition patterns. *Energy Economics*, 110, 106066. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2022.106066>
- Piekut, M. (2024). The dynamics of energy transition in European countries in years 2004–2021. *Ekonomia i Środowisko*, 87(4), 634-651. <https://doi.org/10.34659/eis.2023.87.4.634>
- Rand, W. M. (1971). Objective criteria for the evaluation of clustering methods. *Journal of the American Statistical Association*, 66(336), 846-850. <https://doi.org/10.1080/01621459.1971.10482356>
- Rao, A. R. (2021). Machine learning in estimating CO₂ emissions from electricity generation: A study on combined cycle power plants. In A. R. Rao (Ed.), *Machine learning and artificial intelligence applications* (pp. 1–20). IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/intechopen.95888>
- Ritchie, H., Rosado, P., & Roser, M. (2023). Energy [Data set]. Our World in Data. <https://ourworldindata.org/energy>
- Rogelj, J., den Elzen, M., Höhne, N., Fransen, T., Fekete, H., Winkler, H., Schaeffer, R., Sha, F., Riahi, K., & Meinshausen, M. (2016). Paris Agreement climate proposals need a boost to keep warming well below 2°C. *Nature*, 534(7609), 631-639.
- Rosen, A. M. (2015). The wrong solution at the right time: The failure of the Kyoto Protocol on climate change. *Politics & Policy*, 43(1), 30–58. <https://doi.org/10.1111/polp.12105>
- Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53-65. [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7)

- Ruan, W., Lin, Y., & Liu, Z. (2024). Assessing the progress toward achieving energy- and climate-related SDGs under four global energy transition outlooks. *Sustainable Development*, 32(4), 3695-3707. <https://doi.org/10.1002/sd.2785>
- Sakoe H, Chiba S (1978) Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 26, 43-49.
- Streck, C., Keenlyside, P., & von Unger, M. (2016). The Paris Agreement: A new beginning. *Journal for European Environmental & Planning Law*, 13(1), 3-29.
- Sovacool, B. K. (2016). How long will it take? Conceptualizing the temporal dynamics of energy transitions. *Energy Research & Social Science*, 13, 202-215.
- Teeraratkul, T., O'Neill, D., & Lall, A. (2017). Shape-based approach to household load curve clustering and prediction. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/1702.01414>
- Tenreiro, S., & de Silva, T. (2021). Climate-change pledges, actions and outcomes. *Journal of the European Economic Association*, 19(5), 2801-2846. <https://doi.org/10.1093/jeea/jvaa060>
- Tsukada, N., & Matsumoto, M. (2024). Forest carbon accounting to leverage mitigation actions: Implications for the Paris Agreement based on Kyoto Protocol. *Journal of Forest Research*, 29(1), 12-25. <https://doi.org/10.1080/13416979.2023.2281655>
- United Nations. (2022). *Marking the Kyoto Protocol's 25th anniversary*. United Nations. <https://www.un.org/en/climatechange/markings-kyoto-protocol%E2%80%99s-25th-anniversary> (Erişim Tarihi: 10/08/2025).
- UNFCCC. (2015). *The Paris Agreement*. United Nations Framework Convention on Climate Change. <https://unfccc.int/process-and-meetings/the-paris-agreement/the-paris-agreement> (Erişim Tarihi: 10/08/2025).
- Weber, L., Jentsch, M., & Fichtner, W. (2021). Data-driven copy-paste imputation for energy time series. *Energy Reports*, 7, 6195-6205. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.09.064>
- Yaşar, E., Acıkalın, S., & Gezer, M. A. (2014). CO2 emission, composition of energy consumption and GPPPC classification of OECD countries. *Global Journal on Advances in Pure and Applied Sciences*, 3, 56-62.
- Zhao, J., & Itti, L. (2018). shapeDTW: Shape dynamic time warping. *Pattern Recognition*, 74, 171-184. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.09.016>
- Zhao, X., Li, Q., Sun, Y., & Wang, Z. (2023). A review of macroscopic carbon emission prediction models based on machine learning. *Sustainability*, 15(2), 987. <https://doi.org/10.3390/su15020987>
- Zhytkevych, O., Matviychuk, A., & Kmytiuk, T. (2023). Modeling nations' decarbonisation potential. In S. Semerikov, V. Stepashkin, & A. Striuk (Eds.), *Communications in Computer and Information Science* (pp. 85-98). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-34502-4_7