

Dijitalleşen Aile ve Elektrik Faturası: Cihaz Yoğunluğu, Klima ve Oransal Enerji Yüğü

Mehmet Çağrı GÖZEN¹

Dijitalleşen Aile ve Elektrik Faturası: Cihaz Yoğunluğu, Klima ve Oransal Enerji Yüğü

The Digitalizing Family and the Electricity Bill: Appliance Intensity, Air Conditioning, and Proportional Energy Burden

Öz

Bu çalışma, Türkiye’de hanehalkı elektrik harcamasının gelir içindeki payını, enerji yoksulluğunun temel bileşenlerinden biri olan “karşılanabilirlik” (affordability) ekseninde incelemektedir. 2022 Hanehalkı Bütçe Anketi mikro verisi kullanılarak Adaptif LASSO ile değişken seçimi yapılmış, kesirli logit (fractional logit) modeli tahmin edilerek sonuçlar ortalama marjinal etkilerle raporlanmıştır. Bulgular, gelir arttıkça oranın anlamlı biçimde azaldığını (regresif yük) göstermektedir. Hanehalkı büyüklüğü ve konut alanı elektrik yükünü artırırken, kiracılar da bu oran ev sahiplerine göre daha yüksektir. Cihazlar arasında en büyük artışı klima sahipliği yaratmakta; bulaşık makinesi, cep telefonu ve dijital cihazlar da yükü artırmaktadır. Sonuçlar, “düşük gelir–kalabalık–büyük/kiralık konut” profilinin enerji yoksulluğu riskini derinleştirdiğini ortaya koymaktadır. Politika önerileri arasında verimli klima teşvikleri, çok zamanlı tarife yönlendirmeleri ve kiralık konutlarda asgari enerji performansı standartları yer almaktadır.

Anahtar Kelimeler: Aile ekonomisi, elektrik/gelir oranı, kesirli logit, cihaz yoğunluğu, kiracılık

Abstract

This study examines the share of electricity expenditure in household income in Türkiye within the context of energy poverty affordability. Using 2022 Household Budget Survey microdata, variable selection was performed via Adaptive LASSO, and a fractional logit model was estimated, with results reported as average marginal effects. Findings show that the share decreases significantly as income rises (regressive burden). Household size and dwelling area increase the energy burden, while tenants face higher ratios compared to homeowners. Air conditioner (AC) ownership creates the largest increase among appliances; dishwashers, mobile phones, and digital devices also raise the burden. The results highlight that the “low-income–large–big/tenant dwelling” profile exacerbates the energy poverty risk. Policy suggestions include efficient AC subsidies, time-of-use tariff promotion, and minimum energy performance standards in rental housing.

Keywords: Family economics, electricity-income ratio, fractional logit, appliance intensity, renting

Makale Türü: Araştırma Makalesi

Paper Type: Research Article

1. Giriş

Enerji tüketimi, iklim değişikliği, ekonomik kalkınma ve enerji güvenliği ekseninde küresel ölçekte öncelikli bir politika alanı hâline gelmiştir. Hanehalklarının enerji kullanım kalıplarını ve enerjiye yaptıkları harcamaları anlamak, karbon salınımları, enerji yoksulluğu ve gelir dağılımı açısından doğrudan sonuçlar doğurduğu için kritik önemdedir (Pachauri & Jiang, 2008; Fahmy vd., 2014; Tiba &

¹ Dr. Öğretim Üyesi, Kocaeli Üniversitesi, Siyasal Bilgiler Fakültesi, İktisat Bölümü, cagri.gozen@kocaeli.edu.tr, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-6493-9592>

Belaid, 2020). Konut sektörünün nihai enerji tüketimi içindeki payı hatırı sayılır düzeydedir; uluslararası veriler, binalar ve haneler kaynaklı tüketimin enerji talebinin ve CO₂ emisyonlarının önemli bir kısmını oluşturduğunu göstermektedir. Bu çerçevede, hanehalkı büyüklüğü, gelir düzeyi ve ısıtma/soğutma türü gibi değişkenlerin özellikle elektrik talebini güçlü biçimde şekillendirdiği gösterilmiştir (Güven ve Kayalica, 2023). Her ne kadar enerji tek başına “temel bir insan ihtiyacı” olarak tanımlanmasa da yeterli, güvenilir ve karşılanabilir enerjiye erişim tüm temel ihtiyaçların karşılanmasının önkoşuludur; bu nedenle enerji hizmetleri kalkınmanın asli dayanaklarından (Kowsari & Zerriffi, 2011). Modern enerji sistemlerine (ör. elektrik, LPG) erişim; geleneksel kullanımın yol açtığı sağlık ve güvenlik risklerini azaltır, özellikle kadınlar ve çocuklar üzerindeki zaman kısıtlarını hafifletir, emek verimliliği ve geliri artırır ve toplumsal cinsiyet eşitsizliği ile okuryazarlık üzerinde olumlu etkiler yaratır (Verma & Imelda, 2023)

Enerji yoksulluğu (EY), literatürde sıklıkla “yakıt yoksulluğu” ya da “enerji kırılganlığı” kavramlarıyla eş anlamlı olarak kullanılsa da, bu terimlerin kapsamı sosyo-ekonomik ve coğrafi bağlama göre farklılaşabilmektedir. Özünde hanelerin insani yaşam standartlarını sürdürebilmek için gerekli olan ısıtma, soğutma, aydınlatma ve pişirme gibi temel enerji hizmetlerine makul bir maliyetle erişememesi durumunu ifade eder (Thomson vd., 2017; Moore, 2012). Ancak kavramın bileşenleri gelişmişlik düzeyine göre değişir. Kowsari ve Zerriffi (2011), enerji yoksulluğunu geliştirmekte olan ülkeler bağlamında modern enerji hizmetlerine (elektrik, LPG vb.) fiziksel erişim eksikliği olarak tanımlarken; yakıt yoksulluğunun daha çok gelişmiş ülkelerde, mevcut enerji hizmetlerini karşılayamama (karşılanabilirlik/affordability) sorunuyla ilişkilendirildiğini belirtir. Örneğin Legendre ve Ricci (2015), Fransa örneğinde yakıt yoksulluğunu, hanehalkının konutunu yeterli sıcaklıkta tutabilmek için gelirinin aşırı bir kısmını harcamak zorunda kalması durumu olarak çerçeveler. Türkiye gibi geliştirmekte olan ancak hızla kentleşen ülkelerde ise bu iki kavram iç içe geçmektedir. Korkmaz ve Şenyel Kürkçüoğlu (2025), Türkiye’de enerji yoksulluğunun sadece bir gelir sorunu olmadığını; konutun enerji verimliliği, hanehalkı kompozisyonu ve iklimsel maruziyetin de riski belirleyen çok boyutlu bileşenler olduğunu vurgular. Bu çerçevede yakıt yoksulluğu; evin yeterince ısıtılıp soğutulamaması, fatura ödemelerinde gecikmeler ve niteliksiz konutlarda yaşama gibi ölçütlerle de tanımlanır (Dogan vd., 2021). Bu çalışmada ele alınan “oransal yük” yaklaşımı, işte bu çok boyutlu yapının hane bütçesi üzerindeki baskısını somutlaştırmayı amaçlamaktadır.

Türkiye bağlamı, hızla artan enerji talebi, ithal fosil yakıtlara bağımlılık ve konut stokunun özellikleri nedeniyle ayrı bir önem taşır. 2000’lerden bu yana konutlarda elektrik tüketimi artmış, hanehalkı elektrik tüketiminin toplam içindeki payı yükselmiştir; özellikle hane büyüklüğü ve konut alanı gibi ölçek göstergeleri ile cihaz/mekân konforu göstergeleri talebi sistematik biçimde yukarı çeker (Kayalica vd. 2020). Yükseltan vd. (2022) COVID-19 döneminde Türkiye’de elektrik talebinin düzeyi ve gün içi profilinde (geceye kayma, tepe saatlerin yer değiştirmesi) keskin değişimlerin görünür olduğunu göstermiş; bu bulgular, talep yönetimi ve tarife tasarımı açısından davranışsal dinamikler ile çok zamanlı tarife (ÇZT) duyarlılığının önemini vurgulamıştır.

Mikro düzeyde, Türkiye için yeni bulgular hanehalkı büyüklüğünün en kritik belirleyici olduğunu; gelir düzeyi ve ısıtma türünün ise onu izlediğini göstermektedir. Makine öğrenmesi tabanlı çalışmalar (GBRT) bu sıralamayı açık biçimde doğrularken, kısmi bağımlılık analizleri (PDP) gelir ve konut özelliklerinin, cihaz sahipliğiyle etkileşimli biçimde talebi belirlediğini göstermektedir (Güven ve Kayalica, 2023). Seçim yanlılığını gideren Heckman örneklem seçimi uygulamaları da benzer biçimde gelir, konut büyüklüğü ve belirli cihazların (klima vb.) tüketim üzerinde anlamlı etkilerini rapor etmektedir (Yarbaşı ve Çelik, 2023). Öte yandan, Hanehalkı Bütçe Anketleri (HBA) üzerinden yapılan analizlerde konut özelliklerinin, cihaz sahipliğine kıyasla daha fazla açıklayıcılığa sahip olduğu; toplam harcama düzeyinin (veya “toplam harcama” proxysi) elektrik tüketimini açıklamada sınırlı ek bilgi sunduğu da gösterilmiştir (Kayalica vd. 2020). Benzer veri ve saha ölçümleri, “hazırda bekleme”

(standby) tüketiminin de düşük ama kronik bir yük oluşturduğunu (ortalama ~22 W; yıllık ~95 kWh; hanelerin toplam tüketiminin yaklaşık %4'ü) belgelemektedir (Şahin ve Köksal, 2014).

Bu makale, Türkiye’de hane düzeyinde elektrik harcamasının gelire oranını (elektrik/gelir) doğrudan bağımlı değişken olarak ele alarak, enerji yükünü oransal bir çerçevede analiz eder. Ampirik stratejimiz iki sacayağına dayanır: (i) pay değişkenleri için uygun olan kesirli logit (Papke–Wooldridge) modeliyle katsayıların yön ve anlamlılığını teşhis etmek; (ii) politika yorumu için daha şeffaf olan ortalama marjinal etkiler (AME) üzerinden büyüklükleri değerlendirmek. Bu tercih, HBA mikroverisinin (gelir, konut ve cihaz göstergeleri) EY literatüründeki karşılanabilirlik yaklaşımıyla (harcama/pay) uyumlu biçimde kullanılmasına imkân verir; ayrıca ölçütlerin (ör. %10 kuralı) farklı sonuçlar üretebildiği bir bağlamda, spesifik olarak elektrik giderinin bütçe payı kanalını izole eder (Dogan vd., 2021). Bu makalede hedefimiz, ailelerin elektrik giderinin bütçedeki ağırlığını ölçerek karşılanabilirlik kanalını izlemektir. Bu nedenle bağımlı değişken olarak elektrik harcamasının gelire oranı kullanılmaktadır. Mutlak harcama miktarları, gelir ve hane ölçeğiyle birlikte artabildiğinden ‘yük’ kavramını doğrudan yansıtmaz; oysa oran bütçeye binen görece baskıyı yakalar ve enerji yoksulluğu literatüründeki enerji yükü yaklaşımıyla uyumludur. Bulgular enerji yoksulluğu için bir eşik tanısı olarak değil, risk/yük göstergesi olarak okunmalıdır.

Bu çalışma literatüre üç özgün katkı sunmaktadır: (i) Enerji yoksulluğu, “elektrik harcaması/gelir” oranı temel alınarak, zengin konut ve cihaz göstergeleri eşliğinde kesirli logit modeliyle mikro düzeyde analiz edilmiştir; bu metodolojik tercih, etkilerin yönünü belirlemenin yanı sıra, politika yorumları için ortalama marjinal etkilerin (AME) kullanılmasını sağlamıştır. (ii) Elde edilen AME bulguları, bir “kırılganlık haritası” oluşturulmasına dayanak oluşturmuştur. Ampirik sonuçlardan türetilen bu kavram, hangi hane profillerinin enerji yoksulluğu açısından daha yüksek risk taşıdığını sınıflandıran mantıksal bir çerçeveyi ifade etmektedir. Bu çalışmada ‘kırılganlık haritası’ ifadesi, coğrafi veya görsel bir haritalamadan ziyade, tahmin edilen olasılık ve yük oranlarından hareketle hane profillerini farklı risk düzeylerine ayıran betimleyici-analitik bir sınıflandırma çerçevesi olarak kullanılmaktadır. Bulgular, gelir artışının oranı belirgin şekilde düşürdüğünü; buna karşılık hanehalkı büyüklüğü, konut alanı, kiracılık statüsü ve başta klima olmak üzere cihaz stokundaki artışın oranı yükselttiğini ortaya koymaktadır. (iii) Ampirik bulgular, hedeflemeye uygun somut politika araçlarına dönüştürülmüştür; özellikle kiracılar cihaz yoğunluğu yüksek haneler için cihaz verimliliği önlemleri ve çok zamanlı tarife (ÇZT) odaklı uygulamaların bütünleşik bir şekilde kurgulanması önerilmiştir.

Bu yaklaşım, Türkiye literatüründeki düz tüketim/harcama odaklı tahminlerden karşılanabilirlik (affordability) eksenine geçişi temsil eder; kesirli logit + AME ile yüzde-puan cinsinden doğrudan politika dili üretir. Ayrıca Adaptive LASSO ile seçilmiş kompakt bir belirleyici seti kullanılması, parsimoniyi ve yorumlanabilirliği güçlendirir. Cihaz yoğunluğu ile klima etkilerinin netleştirilmesi, hedefli politika araçlarının (verimli klima teşvikleri, ÇZT yönlendirmeleri, kiralık stokta asgari enerji performansı) tasarımına doğrudan girdi sağlar.

Bulgular, tek bir “yüksek fatura payı” eşliğine indirgenemeyecek bir kırılganlık tablosuna işaret etmektedir: oranı yükselten koşullar (kalabalık/büyük konut, klima ve dijital/medya ekipmanı) ile oranı düşük gösterse de hizmet yoksunluğu doğurabilen “bastırılmış talep” durumları birlikte tartışılmaktadır (ör. sıcak bölgede klimayı ekonomik nedenlerle hiç çalıştırmayan düşük gelirli kiracılar). Böylece fiyat şoklarına duyarlılık, mevsimsel soğutma yükü ve konut/cihaz verimliliği kanallarını ayırt eden, hedefe dönük politika çerçevesi geliştirilmektedir.

2. Literatür Taraması

Küresel düzeyde binalar ve haneler nihai enerji talebinin ve CO₂ emisyonlarının önemli bir bölümünü oluşturur (Besagni & Borgarello, 2018); Türkiye’de de konutlarda enerji/elektrik talebini açıklayan etmenler giderek daha fazla mikroveriyle incelenmektedir. Son yıllar hem talep

belirleyicilerinin (demografi, gelir, konut ve cihaz stoğu, iklim) ayrıştırılmasına hem de politika açısından anlamlı metriklerin (enerji yoksulluğu, affordability ölçütleri) yeniden düşünülmesine sahne olmuştur (Pachauri & Jiang, 2008; Thomson vd., 2017; Moore, 2012; Ali vd., 2021). Türkiye’de 2000’lerden bu yana hızlı enerji talebi artışının yanında konut sektöründe enerji verimliliği mevzuatının (2007 EİK ve devamı) hız kazandığı, talep değişimini “nüfus/gelir artışı” ile “verimlilik/iklim etkilerine ayırtan çalışmalarca mevcuttur (Düzgün vd., 2022).

Türkiye’de konut elektrik talebinin dinamikleri üzerine yapılan öncü çalışmalardan biri olan Halicioğlu (2007), 1968-2005 dönemini kapsayan zaman serisi analiziyle (ARDL sınır testi), hanehalkı elektrik talebinin gelir ve fiyat esnekliklerini incelemiştir. Çalışma, uzun dönemde gelir esnekliğinin pozitif (0.70) ve fiyat esnekliğinin negatif (-0.52) olduğunu ortaya koyarak, elektrik talebinin fiyat değişimlerine karşı inelastik, ancak gelir artışlarına karşı duyarlı olduğunu göstermiştir. Ayrıca kentleşme oranının da elektrik tüketimi üzerinde istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bir etkisi olduğu tespit edilmiştir. Bu makro bulgular, hanehalkı düzeyindeki mikro analizler için önemli bir iktisadi zemin oluşturmaktadır.

Hanehalkı büyüklüğü, gelir düzeyi ve ısınma türü/iklim parametreleri, Türkiye’de elektrik talebinin en güçlü belirleyicileri arasındadır. HBS mikroverisi üzerinde ağaç tabanlı yöntemlerle (DT/RF/GBRT) yapılan analizler, değişken önemi sıralamasında hanehalkı büyüklüğünü ilk sıraya, geliri ve ısınma türünü onu izleyen basamaklara yerleştirir; kısmi bağımlılık grafikleri de (PDP) bu yönü şeffaf biçimde gösterir (Güven & Kayalica, 2023). Ayrıca Güven ve Kayalica (2023) Yunanistan ve İtalya örnekleriyle paralelliği göstererek (hanehalkı büyüklüğü, gelir, ısınma) Türkiye bulgularının bölgesel bağlamla uyumunu tartışır. HBS tabanlı başka bir Türkiye uygulaması (Kayalica vd., 2020), konut özelliklerinin (metrekare, oda sayısı vb.) cihaz sahipliğine kıyasla daha yüksek açıklayıcılığa sahip olduğunu; toplam harcama düzeyinin ise ek bilgi katkısının sınırlı kaldığı bulgusuna ulaşmıştır. Bu durum politika tasarımı “konut ölçeği/kalitesi” değişkenlerinin ağırlığını artırılması gerekliliği konusunu gündeme getirmiştir (Kayalica vd., 2020; Güven & Kayalica, 2023). Türkiye’de HBS verisiyle yapılan diğer bir mikro düzey çalışmada Çalmaşur ve İnan (2018) gelir, konut özellikleri ve cihaz stoğunun hane elektrik talebi üzerindeki baskın rolünü doğrulamaktadır. Benzer biçimde, HBS 2012 verisiyle sıralı logit modelleri kullanan Ari vd. (2016) de, gelir, konut büyüklüğü ve cihaz stokunun hane elektrik tüketim düzeyi üzerinde belirleyici olduğunu göstermektedir.

Son dönemde, yüksek boyutlu veri setlerinde değişken seçiminin önemi artmış ve makine öğrenmesi algoritmaları enerji ekonomisi literatürüne girmiştir. Karaaslan vd. (2025), Türkiye 2023 HBS verilerini kullanarak hanehalkı enerji harcamalarının belirleyicilerini ElasticNet algoritması ile değişken seçimi yaparak ve ardından Kantil Regresyon ile tahmin ederek incelemiştir. Çalışma, alt harcama gruplarında (düşük kantiller) hanehalkı tipi ve ısıtma sisteminin (soba vb.) belirleyici olduğunu; üst harcama gruplarında ise otomobil sayısı ve konut tipinin (müstakil ev) enerji harcamalarını domine ettiğini ortaya koymuştur. Ayrıca, hanehalkındaki elektrikli cihaz sayısının artmasının, enerji verimliliği yüksek yeni cihaz teknolojileri nedeniyle toplam harcamayı düşürücü (negatif) bir etki yarattığı gibi dikkat çekici bir bulguya ulaşılmıştır. Bu sonuçlar, tek tip politikalar yerine harcama gruplarına özel (heterojen) enerji politikalarının gerekliliğini desteklemektedir.

Seçilim yanlılığı sorununa dikkat çeken çalışmalar, elektrik harcaması/tüketimi verisinde sıfır gözlemler ve örnekleme yapısının doğurabileceği sapmaları Heckman örneklem seçimi modelleriyle giderir. 2019 HBS üzerinden yürütülen uygulama; gelir, yaş/ eğitim/medeni durum gibi demografik göstergeler, konut alanı ve belirli cihazların (klima, kurutucu, derin dondurucu) tüketim üzerinde anlamlı etkilerini raporlar (Yarbaşı & Çelik, 2023). Bu bulgular, daha geniş literatürle de uyumludur: Avrupa/ABD örneklerinde konut alanı, konum/iklim ve cihaz stoğu elektrik talebini güçlü biçimde belirler (McLoughlin vd., 2012; Kavousian, vd., 2013; Brounen vd., 2012). Türkiye özelinde hane ölçeği

ve ısıtma altyapısına ek olarak kiracılık, bölgesel iklim ve dijital/konfor cihaz yoğunluğu da belirleyicidir (Güven & Kayalica, 2023; Kayalica vd., 2020).

Diğer taraftan cihaz stoğunun artışı, “hazırda bekleme” (standby) tüketimi dâhil ev içi elektrik talebini yukarı iter (Laica vd., 2014). Ankara’da 260 hanede yapılan ölçüm-survey çalışması, ortalama standby gücünü ~22 W; yıllık standby tüketimini ~95 kWh ve toplamın yaklaşık %4’ü olarak bulmuştur (Şahin & Köksal, 2014). Bu düşük fakat kronik yük, verimlilik mevzuatı ve cihaz etiketlemesiyle azaltılabilir. COVID-19 kısıtları döneminde (Mart–Haziran 2020) toplam talep düşmüş; gün içi profil ise gündüzden geceye doğru kaymış, pikler düzleşmiş ve hafta içi/hafta sonu profilleri birbirine yaklaşmıştır (Yükseltan vd., 2022). Bu bulgular, davranışsal dinamiklerin tarife tasarımı/ÇZT (çok zamanlı tarife) duyarlılığı için kritik olduğunu gösterir.

2000–2018 döneminde Türkiye konut enerji tüketimindeki değişimi LMDI ile son kullanımlara dağıtan çalışma; nüfus ve refah artışının tüketimi yukarı, daha ılıman iklimin ısıtma yükünü aşağı çektiğini; en büyük tasarruf katkısının ısıtmada verimlilik artışından geldiğini ortaya koyar (Düzgün vd., 2022). Bu analiz, mevzuat (Enerji Verimliliği Kanunu, NEEAP) sonrası verimlilik hızlanmasını da işaret eder.

Bouzarovski’ye (2018) göre enerji yoksulluğu, bir hanehalkının sosyal ve maddi ihtiyaçlarını karşılayacak düzey ve kalitede ev içi enerji hizmetlerini—mekân ısıtma/soğutma, pişirme, ev aletleri, bilgi teknolojileri—sağlayamaması durumudur. Enerji yoksulluğu (EY) literatürde “yakıt yoksulluğu/enerji kırılganlığı” olarak da anılır; gelişmekte olan ekonomilerde erişim ve karşılanabilirlik birlikte tartışılırken, gelişmiş ekonomilerde ağırlıkla karşılanabilirlik boyutu öne çıkar (Thomson vd., 2017; Moore, 2012). Nitekim gelişmekte olan ülkeler üzerine yapılan güncel bir çalışmada Manasi ve Mukhopadhyay (2024), enerji yoksulluğunu hanelerin uygun fiyatlı ve güvenilir temel enerji hizmetlerine erişimden yoksun kalması olarak tanımlayarak, sorunun çok boyutlu yapısına dikkat çekmiştir. Türkiye’de mikro verilerle üç farklı ölçüt (10% kuralı; iki kat medyan; LIHC) kullanılarak yapılan çalışma, finansal kapsayıcılığın enerji yoksulluğunu (EY) anlamlı biçimde azalttığını; etki kanallarında sağlık ve gelirin öne çıktığını rapor eder (Dogan vd., 2021). Ayrıca 10% kuralının eşik duyarlılığı ve gelir bileşenini ihmal etmesi gibi sınırlılıklarına dikkat çekilir. Türkiye’de doğal gaz erişiminin sınırlı kaldığı bölgelerde yakıt karışımı (odun/ kömür) ve konut niteliklerinin EY riskini artırdığı; erişim/karşılanabilirliğin bölgesel ve sosyo-ekonomik farklılıklarla iç içe geçtiği de vurgulanır (Dogan vd., 2021). Bu değerlendirmeyi, HBS 2019 üzerinden haneleri konut yapısı/alışkanlıklar/varlıklar ekseninde kümelerle ayıran bir başka çalışma da destekler: kentsel konfor arayanlar ile erişim-kısıtlı kırsal kümelerin enerji tercihlerinin erişilebilirlik ve karşılanabilirlikle güçlü bağları vardır (Üstündağlı Erten vd., 2023).

Uluslararası ampirik çalışmalar, enerji ve yakıt yoksulluğu riskinin ülkelere ve bağlama göre farklı hane profillerinde yoğunlaştığını göstermektedir. Örneğin Sadath ve Acharya (2017), Hindistan’da Çok Boyutlu Enerji Yoksulluğu Endeksi (MEPI) kullanarak düşük gelirli ve kırsal hanelerin hem erişim hem de karşılanabilirlik boyutunda dezavantajlı olduğunu bulmaktadır. Legendre ve Ricci (2015) ise Fransa’da lojistik regresyon modelleriyle yakıt yoksulluğu riskinin özellikle kiracılar ve tek yaşayan emeklilerde yüksek olduğunu göstermektedir. Türkiye özelinde Korkmaz ve Şenel Kürkçüoğlu (2025), il düzeyinde Temel Bileşenler Analizi (PCA) ile Güneydoğu Anadolu ve bazı kıyı illerinde konut niteliği, iklimsel maruziyet ve işsizlik gibi faktörlerin enerji yoksulluğu riskini artırdığını rapor etmektedir.

Hane düzeyinde oran türü bağımlı değişkenlerle (ör. elektrik/gelir) çalışırken kesirli logit (Papke & Wooldridge, 1996) gibi [0,1] aralığına uygun bağlamlar tercih edilir. Uluslararası literatürde de enerji yoksulluğu ve harcama paylarının modellenmesinde bu yöntemin kullanımı yaygınlaşmaktadır. Örneğin, Avrupa Komisyonu için hazırlanan bir raporda Brucal ve McCoy (2020), standart doğrusal modellerin oransal verilerdeki (fatura gecikmeleri, ısıtma yetisi gibi) doğrusal olmayan ilişkileri

kaçırabileceğini belirterek, 0-1 aralığındaki veriler için Kesirli Logit modelini kullanmışlardır. Benzer şekilde, gelişmekte olan ülke örneklerinden Manasi ve Mukhopadhyay (2024), Hindistan'daki çok boyutlu enerji yoksulluğu endeksini (0 ile 1 arasında değer alan) modellerken, oransal verilerin dağılım özelliklerini dikkate alan bu yöntemin, sınırlandırılmamış OLS tahminlerine kıyasla daha tutarlı sonuçlar ürettiğini göstermiştir. Politika yorumu için ortalama marjinal etkiler (AME) raporlamak şeffaflık sağlar. Seçim yanlılığının sorun olabileceği veri yapılarında iki aşamalı örneklem seçimi (Heckman) (Yarbaşı & Çelik, 2023); yüksek boyut/etkileşim yapılarında makine öğrenmesi (GBRT) (Güven & Kayalica, 2023); sürükleyici etmen ayrıştırması için LMDI (Düzgün vd., 2022) tamamlayıcıdır. Türkiye literatürü ayrıca HBS verisiyle yapı (dwelling) değişkenlerinin cihaz sahipliğinden daha yüksek açıklayıcılığa sahip olduğunu, toplam harcama göstergesinin ise beklenenin aksine sınırlı katkı yaptığını göstermiştir (Kayalica vd., 2020; Güven & Kayalica, 2023).

3. Veri ve Yöntem

3.1 Veri

Bu araştırma, Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) tarafından gerçekleştirilen 2022 Hanehalkı Bütçe Anketi (HBA) verilerine dayanmaktadır. Anket, Türkiye Cumhuriyeti genelindeki haneleri kapsamakta olup, ulusal düzeyde temsiliyeti sağlamak amacıyla tabakalı iki aşamalı küme örnekleme yöntemi ile uygulanmıştır. Çalışmada, temel değişkenlerde eksik veya tutarsız bilgi bulunan gözlemler çıkarıldıktan sonra 11.910 hane analiz kapsamına alınmıştır. Tüm istatistiksel analizler STATA yazılımı kullanılarak yapılmıştır. Bağımlı değişken, hanehalkı elektrik harcamasının toplam hanehalkı kullanılabilir gelirine oranı olarak tanımlanmıştır ve 0 ile 1 arasında değer almaktadır. Bu seçim, çalışmanın aile bütçesindeki göreceli elektrik yükünü ölçme amacına hizmet ettiği için düz harcamaya (TL) kıyasla daha uygundur. Bu tanım, bağımlı değişkenin oransal doğasının uygun şekilde modellenmesini sağlamaktadır. Bu çalışmada 'enerji yoksulluğu' doğrudan resmi eşik/indekslerle ölçülmemektedir. Kavramın karşılanabilirlik boyutu, hanehalkı elektrik harcamasının gelir içindeki payı (elektrik/gelir) üzerinden vekâleten temsil edilir. Dolayısıyla bulgular, enerji yoksulluğu için risk/ yük göstergesi olarak yorumlanmalı; düşük oranlı fakat hizmet yoksunluğu olasılığı taşıyan 'bastırılmış talep' durumları ayrıca not edilmelidir. Modelde yer alan başlıca bağımsız değişkenler arasında hanehalkı gelir düzeyi (hem sürekli logaritmik değişken hem de gelir grubu kuklaları), eğitim süresi, hanehalkı büyüklüğü, çocuk sayısı, hanehalkı reisinin yaşı, çeşitli dayanıklı tüketim mallarına sahiplik ve konut özellikleri yer almaktadır. Tablo 1, analizde kullanılan değişkenlerin ayrıntılı tanımlarını sunmaktadır.

Tablo 1: Değişken Tanımları

Bağımlı Değişkenler (Modelde)	Açıklama
<i>HarcamaGelirOran (0–1)</i>	Hanehalkı elektrik harcamasının toplam hane gelirine oranı (0–1 arası, oransal değişken) (Aylık) (Kesirli Logit Modeli)
<i>Harcama_Gelir_Oran_Beta</i>	Hanehalkı elektrik harcamasının toplam hane gelirine oranı (0–1 arası, oransal değişken) (Aylık) (Beta Regresyon Modeli)
<i>ElektrikHarcama</i>	Hanehalkı aylık elektrik harcaması (TL)
Bağımsız Değişkenler (Modelde)	Açıklama
<i>InKulGelir</i>	Hanehalkı kullanılabilir gelirinin doğal logaritması
<i>EgitimSuresi</i>	Hanehalkı reisinin tamamladığı eğitim yılı sayısı
<i>CocukSayisi</i>	Hanedeki çocuk sayısı

CepTelefonSayı	Hanedeki cep telefonu sayısı
HaneHalkıSayı	Hanedeki toplam birey sayısı
Yas	Hanehalkı reisinin yaşı
KonutMetrekare	Konutun metrekaresi
OdaSayı	Konuttaki oda sayısı
CamasirKurutmaSahip	Çamaşır kurutma makinesi sahipliği (1=var, 0=yok)
CokluGelir	Hanede birden fazla gelir kaynağı olması (1=var, 0=yok)
BilgisayarSahip	Bilgisayar sahipliği (1=var, 0=yok)
BulasikMakinesiSahip	Bulaşık makinesi sahipliği (1=var, 0=yok)
InternetSahip	İnternet erişimi (1=var, 0=yok)
Cinsiyet	Hanehalkı reisi erkek (1=erkek, 0=kadın)
Isveren	Hanehalkı reisi işveren (1=evet, 0=hayır)
PanelTVSahip	Panel TV sahipliği (1=var, 0=yok)
MedeniDurum	Hanehalkı reisi evli (1=evli, 0=değil)
Emekli	Emeklilik durumu (1=emekli, 0=değil)
CamasirMakinesiSahip	Çamaşır makinesi sahipliği (1=var, 0=yok)
EvSahipligi	Konut mülkiyeti (1=sahip, 0=kiracı vb.)
KlimaSahip	Klima sahipliği (1=var, 0=yok)
UcretliTVAliskanlik	Ücretli TV aboneliği (1=var, 0=yok)
BuzdolabiSahip	Buzdolabı sahipliği (1=var, 0=yok)
DerinDondurucuSahip	Derin Dondurucu sahipliği (1=var, 0=yok)
SıcakSuElektrik	Konutta elektrikle çalışan sıcak su sistemi olup olmadığı (1 = var, 0 = yok)
AnaEnerjiElektrik	Konutta kullanılan ana enerji kaynağı olarak elektrik kullanımı (1 = var, 0 = yok)
Klimaİklmlendirme	Konutta klima ile ısıtma/soğutma sistemi olup olmadığı (1 = var, 0 = yok)
UcretliCalisan	Hanehalkı reisinin ücretli çalışan olması (1 = evet, 0 = hayır) .

Modelde kullanılan bağımsız değişkenler seti, hanehalkı elektrik tüketimi literatüründeki yerleşik bulgular ve Türkiye özelindeki çalışmalar dikkate alınarak oluşturulmuştur. Literatürde konut büyüklüğü ve hanehalkı demografisinin yanı sıra, cihaz sahipliğinin elektrik talebi üzerindeki belirleyici rolü güçlü bir şekilde vurgulanmaktadır. Özellikle buzdolabı, çamaşır ve bulaşık makinesi gibi beyaz eşyalar ile bilgisayar ve TV gibi eğlence cihazlarının varlığı, hanehalkı elektrik yük profillerini ve toplam tüketimi doğrudan etkileyen unsurlar olarak tanımlanmıştır. Örneğin, McLoughlin vd. (2012) ve Kavousian vd. (2013), cihaz stoğunun ve kullanım alışkanlıklarının tüketim varyansını açıklamada kritik olduğunu ortaya koymuştur. Türkiye özelinde Şahin ve Köksal (2014), dijital cihazların (bilgisayar, TV vb.) bekleme modu (standby) tüketiminin dahi toplam hane tüketiminin yaklaşık %4'ünü oluşturduğunu belirterek, bu cihazların modele dahil edilmesinin önemine işaret etmiştir. Benzer şekilde Yarbaşı ve Çelik (2023) ile Güven ve Kayalica (2023) çalışmaları, klima ve diğer elektrikli cihaz sahipliğinin Türkiye'deki hanehalkı elektrik talebinin temel belirleyicileri arasında olduğunu teyit etmektedir. Bu doğrultuda, çalışmada hanehalkının enerji yükünü şekillendiren cihaz yoğunluğunu ve konfor tercihlerini temsil etmek üzere geniş bir cihaz sahipliği seti modele dahil edilmiştir.

3.2 Yöntem

3.2.1. Adaptif Lasso Modeli

Analiz, en etkili değişkenleri belirleyerek veri setlerini verimli bir şekilde yönetmek amacıyla geliştirilmiş bir düzenleme yöntemi olan Adaptive Lasso tekniği ile başlamaktadır. Adaptive Lasso, yanalılık-varyans dengesi ile model doğruluğunu artırır ve seyrek (sparse) çözümler üreterek yüksek boyutlu verilerin karmaşıklıklarını etkili bir şekilde ele alır (Zou, 2006; Ahrens vd., 2020). Daha az önemli değişkenlere ceza uygulayarak ve katsayılarını sıfıra yaklaştırarak, bu yöntem daha yalın (parsimonious) ve yorumlanabilir bir model elde edilmesini sağlar, aşırı uyum (overfitting) riskini azaltır (Ahrens vd, 2020). Ayrıca, "oracle" özelliği sayesinde gerçek modeli tutarlı bir şekilde belirleyebilmesi, yöntemi farklı sosyo-ekonomik bağlamlarda harcama-gelir oranını etkileyen temel faktörleri saptamada oldukça etkili kılar (Zou, 2006). Standart iktisadi teori, elektrik tüketiminin gelir ve hane büyüklüğü gibi ana belirleyicilerini net bir şekilde ortaya koysa da, modern hanelerin sahip olduğu karmaşık cihaz çeşitliliği (dijitalleşme, beyaz eşya varyasyonları vb.) göz önüne alındığında hangi spesifik değişkenlerin modele dahil edileceği konusunda kesin bir reçete sunmamaktadır. Teori temelli seçim, araştırmacının öznel yargılarına ve olası değişken ihmalı sapmasına açıkken; Adaptive LASSO, teorisinin sunduğu geniş değişken havuzu içerisinde veriye en uygun seti objektif bir şekilde filtreler. Bu bağlamda tercih edilen yöntem, iktisadi teoriye bir alternatif veya tezat değil; teorik altyapının veri kısıtları altında en tutarlı değişken setiyle temsil edilmesini sağlayan tamamlayıcı bir mekanizmadır.

Geleneksel Lasso (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) yönteminin gelişmiş bir versiyonu olarak Adaptive Lasso, değişkenlere özel ceza ağırlıkları atayarak Lasso'nun sınırlamalarını aşar. Bu iyileştirme, değişken seçiminde daha yüksek tutarlılık sağlar ve düzenleme avantajlarını korur. Adaptive Lasso, özellikle yüksek boyutlu verilerde hedeflenmiş ceza uygulamalarının hem ilgili değişkenlerin seçimini hem de parametre tahminlerinin doğruluğunu artırdığı durumlar için uygundur.

Adaptive Lasso'nun ceza uygulanmış log-olabilirlik fonksiyonu şu şekilde ifade edilebilir:

$$l_p(\beta) = l(y|\beta) - \lambda \sum_{j=1}^p \tilde{w}_j |\beta_j| \quad (1)$$

Burada $l(y|\beta) = \sum_{i=1}^n \log f(y_i|x_i, \beta, \phi)$ log-olabilirlik fonksiyonunu, $\tilde{w}_j = 1/|\beta_j|^\gamma$ ise ağırlık vektörünü ifade eder ve $\gamma > 0$ kuvvet parametresidir. Bu bağlamda, y bağımlı değişkeni (yanıt vektörü), x_i bağımsız değişkenleri, β_j model katsayılarını ve ϕ ise ilgisiz (nuisance) parametreyi temsil eder. Düzenleme parametresi λ , katsayılara uygulanan daraltma derecesini kontrol eder. Adaptive Lasso

tahminleri $(\hat{\beta}_\lambda)$, Denklem (1)'de tanımlanan ceza uygulanmış log-olabilirlik fonksiyonunun maksimize edilmesi ile elde edilir. Bu tahmin süreci şu optimizasyon problemi ile tanımlanır:

$$\hat{\beta}_\lambda = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left\{ \|y - \sum_{i=1}^p x_i \beta_i\|^2 + \lambda \sum_{j=1}^p \tilde{w}_j |\beta_j| \right\} \quad (2)$$

Bu denklemde $\tilde{w}_j = 1/|\beta_j|^\gamma$, y bağımlı değişkeni, $X = (x_1, \dots, x_p)$ ise p tane doğrusal olarak bağımsız açıklayıcı değişken matrisini ifade eder (Zou, 2006). Adaptive Lasso tahminleri $(\hat{\beta}_\lambda)$, Denklem (2)'de belirtilen konveks optimizasyon probleminin çözülmesi ile elde edilir.

Değişken Seçim Sonuçları

Bu çalışmada, geniş bir sosyo-ekonomik ve demografik değişken setinden hanehalkı harcama-gelir oranını etkileyen temel belirleyicileri tespit etmek amacıyla Adaptif Lasso yöntemi uygulanmıştır. Modelin karmaşıklığı ile uyumunu dengelemek için Genişletilmiş Bayesyen Bilgi Kriteri (EBIC) kullanılmıştır. Bu süreç sonunda 22 değişken anlamlı olarak seçilmiştir. Buna karşılık, ÇocukSayısı, Yas, OdaSayı, Cinsiyet, Klimaİklendirmesi ve CamasirMakinesiSahip değişkenleri düzenleme (regularization) sonrasında model dışında kalmıştır. Bu değişkenlerin dışlanması, Adaptif Lasso'nun gürültüyü filtreleyerek en etkili faktörlere odaklanma yeteneğini ortaya koymaktadır. Adaptif Lasso tarafından yönlendirilen bu yinelemeli değişken seçim süreci, yalnızca istatistiksel olarak anlamlı değişkenlerin sonraki ekonometrik modellemede kullanılmasını sağlamıştır. Bu yaklaşım, modelin yalınlığını artırmakla kalmamış, aynı zamanda kesirli logit modelinin sağlamlığını ve yorumlanabilirliğini de güçlendirmiştir.

3.2.2. Kesirli Logit Modeli

$R_i \in [0, 1]$ i hanehalkının aylık kullanılabilir gelirinden elektrik harcamasına ayırdığı payı göstermektedir. Bu çalışmada bağımlı değişken R_i , hem sıfır hem de pozitif oranları doğrudan kapsamakta olup, hanelerin aylık gelirleri içinde elektrik harcamasının göreceli yükünü yansıtmaktadır. R_i değişkeninin $[0,1]$ aralığındaki tam dağılımını modellemek için Papke ve Wooldridge (1996) tarafından önerilen kesirli logit yaklaşımı kullanılmıştır. Bu yöntem, oransal (pay) veriler için uygundur; bağımlı değişkenin sınırlandırılmış yapısını dikkate alırken, hata teriminde değişen varyans (heteroskedastisite) ve normallikten sapma olasılığını da hesaba katar.

Koşullu ortalama modeli şu şekilde tanımlanır:

$$E[R_i | X_i] = G(X_i' \beta) = \frac{\exp(X_i' \beta)}{1 + \exp(X_i' \beta)} \quad (3)$$

Burada $G(\cdot)$ lojistik fonksiyonunu, X_i açıklayıcı değişkenler vektörünü, β ise tahmin edilecek parametreler vektörünü ifade etmektedir. Bu yapı, tahmin edilen değerlerin 0 ile 1 aralığında kalmasını garanti eder ve oransal sonuçlar için içsel tutarlılık sağlar. İki aşamalı kesirli logit (two-part fractional logit) modellerinde önce pozitif orana sahip olma olasılığı, ardından pozitif olanlar için koşullu ortalama tahmin edilirken; bu çalışmada kullanılan tek aşamalı kesirli logit modeli, sıfır harcama yapan haneler de dahil olmak üzere tüm gözlemleri tek bir tahmin sürecinde değerlendirmektedir. Böylece, hanehalkı özellikleri ile elektrik harcamasının göreceli yükü arasındaki ilişkinin verimli ve tutarlı bir şekilde tahmin edilmesi sağlanmıştır.

4. Ampirik Bulgular

Bu bölümde, hanehalkı elektrik harcamasının toplam gelir içindeki payını belirleyen sosyo-ekonomik ve demografik etkenler, pay değişkenine uygun oran modelleri kullanılarak incelenmektedir. Temel tahmin aracı kesirli logittir; bu çerçevede Tablo 2'de raporlanan katsayılar, işaret ve anlamlılık bakımından ekonomik etkilerin yönünü açıkça ortaya koyarken, büyüklüklerin politika yorumu Tablo 3'teki ortalama marjinal etkiler (AME) üzerinden yapılmaktadır. Bulguların sağlamlığı iki ek kanalla

desteklenmiştir: (i) pay değişkeni için dağılım esnekliği daha yüksek olan beta regresyonu ve onun AME'leri aynı yönü işaret etmektedir; (ii) bağımlı değişken düzey elektrik harcaması alınarak PPML (log-link) ile kurulan log-log yapı, gelire ilişkin esnekliğin davranışsal olarak inelastik olduğunu göstermekte ve oran modelinde gözlenen desenin salt mekanik bir tanımdan ibaret olmadığını teyit etmektedir (Tablo 6).

En önemli sonuçlardan biri kullanılabilir gelirin güçlü ve tutarlı biçimde negatif çıkmasıdır. AME'ye göre InKulGelir değişkeninde bir birim artış, elektrik/gelir oranını ortalama 0.0195 azaltmaktadır; buna karşılık daha pratik bir ölçekte, gelirin yüzde 10 artışı oranda yaklaşık 0.20 yüzde-puanlık bir düşüşe karşılık gelmektedir. Bu desen, elektrik harcamasının gelir karşısında inelastik seyrettiğini ve bütçe içindeki yükün gelir yükseldikçe azaldığını göstermektedir. PPML analizi sonuçlarında düzey elektrik harcamasına karşı InKulGelir katsayısının yaklaşık 0.145 ve yüksek anlamlı bulunması ($p < 0.01$), elektrik harcamasının gelir esnekliğinin birden anlamlı biçimde küçük olduğunu göstermektedir. Dolayısıyla gelir esnekliğinin 1'e eşit olduğu $H_0: \beta_1 = 1$ hipotezi rahatlıkla reddedilmekte ve elektrik harcamasının gelire göre belirgin biçimde inelastik olduğu istatistiksel olarak güçlü bir şekilde teyit edilmektedir. Beta regresyonunda InKulGelir için elde edilen negatif ve anlamlı AME de bu resmi desteklemektedir.

Tablo 2. Elektrik Harcama Payının Belirleyicileri — Kesirli Logit Tahminleri

Bağımlı değişken: HarcamaGelirOran (0–1)

Tahminci: Kesirli logit (Papke–Wooldridge), robust SE

Wald $\chi^2(22)$: 1632.37, Log ps.-olabilirlik: -1499.326, Pseudo R²: 0.0310

Değişken	Katsayı	Robust Standart Hata	z	p-değeri
InKulGelir	-0.7123***	0.1459	-4.88	0.000
AnaEnerjiElektrik	0.4537***	0.0550	8.25	0.000
KlimaSahip	0.1792***	0.0401	4.47	0.000
HanehalkıSayı	0.0503***	0.0095	5.28	0.000
SıcakSuElektrik	0.2001***	0.0283	7.08	0.000
KonutMetrekare	0.001762***	0.000376	4.69	0.000
CepTelefonSayı	0.0397*	0.0217	1.83	0.068
BulasikMakinesiSahip	0.1150***	0.0354	3.25	0.001
BilgisayarSahip	0.0329	0.0244	1.35	0.177
Isveren	0.0420	0.0907	0.46	0.643
CokluGelir	-0.0416	0.0679	-0.61	0.540
PanelTVSahip	0.0421	0.0383	1.10	0.273
CamasirKurutmaSahip	-0.0089	0.0426	-0.21	0.835

UcretliTVAliskanlik	-0.0127	0.0379	-0.33	0.738
UcretliCalisan	-0.0569	0.0382	-1.49	0.137
BuzdolabiSahip	0.2406*	0.1459	1.65	0.099
InternetSahip	0.0295	0.0345	0.86	0.392
EgitimSuresi	-0.0065	0.0050	-1.31	0.191
EvSahipligi	-0.0580*	0.0335	-1.73	0.083
Emekli	0.0251	0.0240	1.05	0.296
MedeniDurum	0.0317	0.0269	1.18	0.237
DerinDondurucuSahip	0.0269	0.0239	1.13	0.260
sabit	2.0782*	1.1200	1.86	0.064

Notlar: *, **, *** sırasıyla $p < 0.10$, $p < 0.05$, $p < 0.01$ anlamlılık düzeylerini gösterir.

Konut ölçeği ve hane donanımına ilişkin temel göstergelerden KlimaSahip, BulasikMakinesiSahip, HanehalkiSayi, KonutMetrekare, AnaEnerjiElektrik ve SıcakSuElektrik değişkenlerinin pozitif ve yüksek düzeyde anlamlı çıkması ($p < 0.01$), konfor düzeyi ve elektrikli hizmet kullanım yoğunluğu arttıkça elektrik giderlerinin gelir içindeki payının yükseldiğini göstermektedir. Bu bulgu, geniş metrekareli konutlarda yaşayan, birden fazla haneye hizmet sağlayan veya sıcak su/ısıtma gibi temel ihtiyaçlarını elektrikle karşılayan hanelerin, elektrik tüketiminde sistematik olarak daha yüksek bir seviyeye sahip olduğunu ortaya koymaktadır. BuzdolabiSahip ve CepTelefonSayi değişkenlerinin de pozitif ve sınırda anlamlı etkiye sahip olması ($p < 0.10$), bu durumu destekleyen tamamlayıcı göstergeler niteliğindedir; çünkü bu değişkenler hem elektrikli cihaz sahipliğini hem de cihaz kullanım sıklığını temsil eden davranışsal unsurları yakalamaktadır.

Öte yandan, EvSahipligi değişkeninin negatif ve anlamlı olması ($p < 0.10$), ev sahibi olan hanelerin elektriğe ilişkin bütçe yükünün kiracılara kıyasla daha düşük olduğunu göstermektedir. Bu durum üç farklı mekanizma ile açıklanabilir: (i) ev sahiplerinin kira ödememeleri nedeniyle kullanılabilir gelirlerinin daha yüksek olması, elektrik harcamasının gelir içindeki oranını mekanik olarak düşürmektedir; (ii) ev sahibi haneler, uzun vadeli enerji verimliliği yatırımlarına (yalıtım, verimli klima veya ısıtma sistemleri gibi) kiracılara göre daha kolay erişebilmekte ve bu da elektrik faturasının görece yükünü azaltmaktadır; (iii) bazı konut tiplerinde (özellikle merkezi sistemli ısıtma ve sıcak su kullanılan yerlerde) elektrik harcaması faturalandırmanın dışında kalabilmekte veya düşük marjinal maliyet yaratabilmektedir. Dolayısıyla EvSahipligi değişkeninin negatif yönü, yalnızca sosyoekonomik pozisyonun değil, aynı zamanda yapısal ve teknolojik erişim farklılıklarının da göstergesidir.

Diğer değişkenlerden CokluGelir, Isveren, PanelTVSahip, UcretliTVAliskanlik ve CamasirKurutmaSahip ise istatistiksel olarak anlamlı değildir. Bu sonuç, modelde yer alan gelir, konut ölçeği ve cihaz sahipliği gibi daha güçlü belirleyiciler kontrol edildiğinde söz konusu değişkenlerin bağımsız marjinal etkilerinin büyük ölçüde sönmüldüğünü, yani elektrik harcaması yükünü açıklama gücünün sınırlı kaldığını göstermektedir. Anlamsız görünen değişkenler için (BilgisayarSahip, CamasirKurutmaSahip, İnternet Sahip, Ücretli Çalışan, Emekli vb.) ilave tamamlayıcı açıklamalar yapmakta fayda vardır. Birincisi, güçlü kontrol değişkenleriyle örtüşme durumu: InKulGelir ve

KonutMetrekare gibi değişkenler, hane refahını ve ölçeğini çok iyi yakaladığından, bu değişkenlerin “gelir ve ölçekten bağımsız” ek etkileri sönmölenmektedir. İkincisi, BuzdolabıSahip gibi cihazlar neredeyse sürekli/yarı-sürekli tüketim yarattıkları için elektrik yüküne kalıcı katkı verirken, Çamaşır Kurutma Makinesi gibi cihazlar daha epizodik kullanıma sahiptir; bu nedenle katsayıları doğru işaret taşısa bile istatistiksel güç üretmeleri zor olabilmektedir. Buna karşılık Bulaşık Makinesinin anlamlı çıkması, yıkama döngülerinde su ısıtımının elektrikle ve nispeten yüksek sıcaklıklarda yapılması, kullanım sıklığının kentli hanede artması ve akşam saatlerinde yoğunlaşan yük profili ile tutarlı bir sonuçtur. Kısacası, bu gözlenen desen, sürekli tüketim yaratan cihazlar ile epizodik tüketim üreten cihazların modelde farklı görünmesi sezgisiyle uyumludur.

Tablo 3. Ortalama Marjinal Etkiler (AME) — Kesirli Logit

Bağımlı değişken: HarcamaGelirOran (0–1)

Tahminci: Kesirli logit (Papke–Wooldridge), robust SE

Değişken	AME	Standart Hata	z-istatistiği	p-değeri
InKulGelir	-0.019536***	0.0040444	-4.83	0.000
AnaEnerjiElektrik	0.0124422***	0.0015266	8.15	0.000
KlimaSahip	0.0049156***	0.001106	4.44	0.000
HanehalkıSayı	0.0013788***	0.0002605	5.29	0.000
SıcakSuElektrik	0.0054883***	0.0007842	7.00	0.000
KonutMetrekare	0.0000483***	0.0000104	4.67	0.000
CepTelefonSayı	0.0010899*	0.0005983	1.82	0.068
BulasikMakinesiSahip	0.003154***	0.0009742	3.24	0.001
BilgisayarSahip	0.0009024	0.0006693	1.35	0.178
Isveren	0.0011527	0.0024894	0.46	0.643
CokluGelir	-0.0011407	0.0018612	-0.61	0.540
PanelTVSahip	0.0011535	0.0010517	1.10	0.273
CamasirKurutmaSahip	-0.000244	0.0011694	-0.21	0.835
UcretliTVAliskanlik	-0.0003479	0.001039	-0.33	0.738
UcretliCalisan	-0.0015601	0.0010475	-1.49	0.136
BuzdolabiSahip	0.006599*	0.0040023	1.65	0.099
InternetSahip	0.0008089	0.0009465	0.85	0.393
EgitimSuresi	-0.0001782	0.0001362	-1.31	0.191

EvSahipligi	-0.0015917*	0.000917	-1.74	0.083
Emekli	0.0006887	0.0006579	1.05	0.295
MedeniDurum	0.0008704	0.0007376	1.18	0.238
DerinDondurucuSahip	0.0007384	0.0006561	1.13	0.260

Notlar: *, **, *** sırasıyla $p < 0.10$, $p < 0.05$, $p < 0.01$. Dummy değişkenler için AME, 0→1 geçişinin ortalama etkisidir. Katsayılar yerine AME raporlanmıştır.

Konut ölçeği ve özellikleriyle ilgili sonuçlara yakından bakıldığında, HanehalkıSayı ile KonutMetrekare değişkenlerinin pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı olması bize büyük ve kalabalık hanelerde elektrik harcamasının gelir içindeki payının daha yüksek gerçekleştiğini göstermektedir. Hanehalkı sayısındaki her bir kişilik artış, elektrik harcaması oranını ortalama olarak yaklaşık 0.14 yüzde-puan yükseltmektedir. Benzer şekilde, konut alanındaki her 10 metrekarelik artış elektrik/gelir oranında yaklaşık 0.048 yüzde-puanlık bir yükselmeye karşılık gelmektedir. Bu sonuçlar, fiziksel olarak daha büyük ve nüfusu fazla olan hanelerde konfor ihtiyacı, elektrikli cihaz kullanım yoğunluğu ve ısıtma-soğutma gibi temel hizmetlerin daha yüksek seyretmesi nedeniyle elektrik giderlerinin gelir içindeki payının artma eğiliminde olduğunu göstermektedir.

Cihaz ve dijital donanım yoğunluğunu temsil eden değişkenler incelendiğinde, KlimaSahip (AME = +0.0049156), BulaşıkMakinesiSahip (AME = +0.003154), BuzdolabıSahip (AME = +0.006599) ve CepTelefonSayı (AME = +0.0010899) değişkenlerinin elektrik harcaması oranı üzerinde anlamlı ve pozitif etkileri olduğu görülmektedir. Özellikle KlimaSahip değişkeni, elektrik/gelir oranını ortalama 0.49 yüzde-puan artırarak en yüksek bireysel katkıyı sağlamaktadır. Bulaşık makinesi sahipliği yaklaşık 0.32 yüzde-puan, buzdolabı sahipliği ise yaklaşık 0.66 yüzde-puan artışla ilişkilidir. Bu bulgular, konutlarda enerji yoğun cihazların varlığının elektrik harcamalarının bütçe içindeki payını artıran önemli belirleyicilerden biri olduğunu göstermektedir. Anlamlı pozitif etkiler, gelir kontrolü yapıldıktan sonra dahi, cihaz sahipliğinin bağımsız marjinal katkı sunduğunu ortaya koymaktadır. Bu sonuçlar, enerji talebinin yalnızca gelir düzeyiyle değil, aynı zamanda cihaz donanımı ve kullanım potansiyeliyle de şekillendiğini göstermektedir.

Tablo 4. Elektrik Harcaması Payının Belirleyicileri — Beta Regresyonu

Bağımlı değişken: Harcama_Gelir_Oran_Beta (0–1)

Tahminci: Beta regresyonu (link: logit; scale-link: log), robust SE

Wald $\chi^2(22)$: 434.36; Prob > χ^2 : 0.0000

Log ps.-olabilirlik: 30,818.156

Değişken	Katsayı	Robust Standart Hata	z	p-değeri
InKulGelir	-0.228087***	0.060202	-3.79	0.001
AnaEnerjiElektrik	0.309220***	0.051261	6.03	0.001
KlimaSahip	0.032525	0.028618	1.14	0.256
HanehalkıSayı	0.044512***	0.008764	5.08	0.001
SıcakSuElektrik	0.077294**	0.031456	2.46	0.014

KonutMetrekare	0.001189***	0.000299	3.98	0.001
CepTelefonSayi	0.029948*	0.015428	1.94	0.052
BulasikMakinesiSahip	0.178948***	0.031147	5.75	0.001
BilgisayarSahip	0.041943*	0.021991	1.91	0.056
Isveren	-0.006377	0.052401	-0.12	0.903
CokluGelir	-0.129307***	0.032366	-4.00	0.001
PanelTVSahip	0.079282**	0.039596	2.00	0.045
CamasirKurutmaSahip	-0.027415	0.033011	-0.83	0.406
UcretliTVAliskanlik	-0.016110	0.023169	-0.70	0.487
UcretliCalisan	0.071142***	0.023782	2.99	0.003
BuzdolabiSahip	0.644557***	0.171550	3.76	0.001
InternetSahip	-0.042311	0.031179	-1.36	0.175
EgitimSuresi	-0.004070	0.003188	-1.28	0.202
EvSahipligi	-0.039833*	0.022882	-1.74	0.082
Emekli	0.162263***	0.026651	6.09	0.001
MedeniDurum	0.007384	0.028185	0.26	0.793
DerinDondurucuSahip	0.023695	0.020414	1.16	0.246
sabit	-2.599720***	0.485615	-5.35	0.001

Notlar: *, **, *** sırasıyla $p < 0.10$, $p < 0.05$, $p < 0.01$ anlamlılık düzeylerini gösterir.

Kesirli logit modelinin, oransal veriler için pratik bir çerçeve sunmakla birlikte katı varyans varsayımına dayanması ve olası heteroskedastisiteyi açıkça modellememesi nedeniyle ek bir sağlamlık analizi olarak beta regresyonu tahmin edilmiştir. Tablo 4'te katsayıları, Tablo 5'te ise aynı modelin ortalama marjinal etkilerini raporlayan beta regresyonu, bağımlı değişkenin aynı tanımını koruyarak hem koşullu ortalamaı hem de ölçek bağlantı fonksiyonu (scale-link) üzerinden koşullu varyansı esnek biçimde modellemekte ve böylece kesirli logit çerçevesinde örtük olan varyans kısıtını gevşetmektedir. Beta regresyon sonuçları, başta $\ln KulGelir$, $AnaEnerjiElektrik$, $HanehalkıSayı$, $SıcakSuElektrik$ ve $KonutMetrekare$ olmak üzere temel belirleyiciler açısından kesirli logit modeline oldukça yakın bir tablo ortaya koymaktadır. $\ln KulGelir$ değişkeni beta modelinde de negatif ve istatistiksel olarak anlamlı olup, AME değeri yaklaşık -0.0064 'tür; bu sonuç, gelirin yüzde 10 artmasının elektrik harcamasının gelir içindeki payını ortalamada yaklaşık 0.06 yüzde-puan azalttığını göstermektedir. Kesirli logit modelinde aynı değişken için marjinal etkinin yaklaşık -0.02 düzeyinde bulunması büyüklük açısından daha güçlü bir etkiye işaret etse de işaret ve anlamlılık bakımından iki model tamamen tutarlıdır ve her iki yaklaşım

da gelir arttıkça elektrik/gelir oranının azaldığını yani elektrik harcamalarının gelire kıyasla daha yavaş arttığını göstermektedir. Benzer şekilde AnaEnerjiElektrik, HanehalkıSayı, SıcakSuElektrik, KonutMetrekare, CepTelefonSayı, BulasikMakinesiSahip ve BuzdolabiSahip gibi temel kullanım ve cihaz yoğunluğu göstergeleri de beta regresyonunda pozitif ve anlamlı marjinal etkilere sahiptir; bu bulgular kesirli logit modelinde raporlanan işaretler ve anlamlılık düzeyiyle uyumludur ve konut ölçeği ile dijital/elektrikli cihaz yoğunluğunun elektrik harcama payını yükselttiği şeklindeki temel yorumu desteklemektedir.

Beta regresyonu bazı kontrol değişkenleri için kesirli logite göre sınırlı farklılıklar da ortaya koymaktadır. Kesirli logitte anlamlı olmayan ya da sınırda kalan BilgisayarSahip, CokluGelir, PanelTVSahip, UcretliCalisan ve Emekli gibi değişkenlerin beta modelinde düşük düzeyde de olsa istatistiksel olarak anlamlı hale gelmesi, buna karşılık KlimaSahip'in anlamlılığının beta modelinde zayıflaması bu duruma örnek oluşturmaktadır. Ancak bu değişkenlerin işaretlerinin modeller arasında değişmemesi ve beta regresyonunda dahi marjinal etkilerinin büyüklük olarak oldukça küçük kalması söz konusu farklılıkların model seçimiyle ortaya çıkan ağırlıklandırma ve varyans yapısına ilişkin teknik nüansları yansıttığını, temel politika bulgusunu dönüştüren yapısal bir çelişkiye işaret etmediğini göstermektedir. Dolayısıyla Tablo 4 ve Tablo 5'te raporlanan beta regresyonu sonuçları heteroskedastisiteyi açıkça modelleyen daha esnek bir oran modeli altında dahi gelir, konut ölçeği ve temel cihaz yoğunluğu değişkenlerine ilişkin bulguların kesirli logit modeline büyük ölçüde duyarlı olmadığını ortaya koymaktadır.

Tablo 5. Ortalama Marjinal Etkiler (AME) — Beta Regresyonu

Bağımlı değişken: Harcama_Gelir_Oran_Beta (0–1)

Tahminci: Beta Regresyonu

Değişken	AME	Standart Hata	z-istatistiği	p-değeri
InKulGelir	-0.006410***	0.001705	-3.76	0.001
AnaEnerjiElektrik	0.008690***	0.001448	6.00	0.001
KlimaSahip	0.000914	0.000805	1.14	0.256
HanehalkıSayı	0.001251***	0.000246	5.08	0.001
SıcakSuElektrik	0.002172**	0.000887	2.45	0.014
KonutMetrekare	0.000033***	0.000008	3.96	0.001
CepTelefonSayı	0.000842*	0.000434	1.94	0.053
BulasikMakinesiSahip	0.005029***	0.000876	5.74	0.001
BilgisayarSahip	0.001179*	0.000619	1.91	0.057
Isveren	-0.000179	0.001473	-0.12	0.903
CokluGelir	-0.003634***	0.000906	-4.01	0.001
PanelTVSahip	0.002228**	0.001113	2.00	0.045

CamasirKurutmaSahip	-0.000770	0.000927	-0.83	0.406
UcretliTVAliskanlik	-0.000453	0.000651	-0.70	0.487
UcretliCalisan	0.001999***	0.000667	3.00	0.003
BuzdolabiSahip	0.018114***	0.004822	3.76	0.001
InternetSahip	-0.001189	0.000875	-1.36	0.174
EgitimSuresi	-0.000114	0.000089	-1.28	0.201
EvSahipligi	-0.001119*	0.000643	-1.74	0.082
Emekli	0.004560***	0.000743	6.14	0.001
MedeniDurum	0.000208	0.000792	0.26	0.793
DerinDondurucuSahip	0.000666	0.000573	1.16	0.246

Notlar: *, **, *** sırasıyla $p < 0.10$, $p < 0.05$, $p < 0.01$. Dummy değişkenler için AME, 0→1 geçişinin ortalama etkisidir. Katsayılar yerine AME raporlanmıştır.

İkinci bir sağlamlık analizi olarak bağımlı değişken doğrudan elektrik harcaması düzeyi olarak alınmış ve PPML (Poisson pseudo-MLE) ile tahmin edilmiştir. Tablo 6'da raporlanan PPML sonuçlarına göre InKulGelir katsayısı yaklaşık 0.145 olup, bu katsayı elektrik harcamasının gelir esnekliğini göstermekte ve robust standart hatalarla birlikte istatistiksel olarak son derece anlamlıdır. Esnekliğin 1'den belirgin biçimde küçük bulunması, gelirdeki yüzde 1'lik bir artışın elektrik harcamasını yüzde 1'den daha az artırdığını, dolayısıyla elektrik harcamalarının gelir artışına göre orantısız biçimde yavaş büyüdüğünü göstermektedir. Bu sonuç, gelir arttıkça elektrik/gelir oranının düşmesi bulgusuyla tutarlı olup, kesirli logit ve beta regresyonunda gözlenen negatif marjinal etkiyi mekanik oran tanımından bağımsız bir biçimde yeniden üretmektedir.

PPML modelinde diğer kontrol değişkenleri de büyük ölçüde kesirli logit ve beta regresyonu ile uyumlu bir yapı sergilemektedir. AnaEnerjiElektrik, KlimaSahip, HanehalkıSayi, SıcakSuElektrik, KonutMetrekare, CepTelefonSayi, BulasikMakinesiSahip, BilgisayarSahip, CokluGelir, BuzdolabiSahip, InternetSahip ve DerinDondurucuSahip gibi değişkenler elektrik harcamasının seviyesini yükselten anlamlı belirleyiciler olarak öne çıkmakta, UcretliCalisan değişkeni ise negatif ve anlamlı bir katsayıya sahip olup, ücretli çalışan hanelerin diğer özellikler sabitken daha düşük elektrik harcamasına sahip olduğunu göstermektedir. Buna karşılık Isveren, PanelTVSahip, CamasirKurutmaSahip, UcretliTVAliskanlik, EgitimSuresi, EvSahipligi, Emekli ve MedeniDurum gibi değişkenlerin PPML modelinde istatistiksel olarak anlamlı olmaması, bu değişkenlerin elektrik harcamasının hem oranını hem de seviyesini belirlemedeki marjinal katkısının sınırlı olduğuna işaret etmektedir. Kesirli logit, beta regresyonu ve PPML arasında bazı kontrol değişkenlerinin anlamlılık durumunda farklılıklar bulunsa da bu değişkenlerin işaretleri modeller arasında değişmemekte ve tahmin edilen etkiler büyüklük olarak çok küçük kalmaktadır. Bu nedenle, söz konusu farklılıklar esas olarak kullanılan modelin dağılımsal varsayımları ve gözlemlere atadığı ağırlıklarla ilgili teknik bir hassasiyeti yansıtmakta; gelir, konut ölçeği, temel enerji kullanımı ve cihaz yoğunluğu gibi anahtar belirleyiciler açısından elde edilen bulguların yönünü veya ampirik olarak desteklenen genel durumu değiştirmemektedir.

Tablo 6. Alternatif Model — PPML (Poisson)

Bağımlı Değişken: ElektrikHarcama

Tahminci: PPML (Poisson Pseudo-MLE), robust SE

Wald $\chi^2(22)$: 1059.68; Prob > χ^2 : 0.0000; Log ps.-olabilirlik: -23522.295; Pseudo R²: 0.0098

Değişken	Katsayı	Robust Standart Hata	z	p-değeri
InKulGelir	0.145121***	0.016177	8.97	0.000
AnaEnerjiElektrik	0.454488***	0.040442	11.24	0.000
KlimaSahip	0.206094***	0.021350	9.65	0.000
HanehalkıSayı	0.048588***	0.005914	8.22	0.000
SıcakSuElektrik	0.226786***	0.020916	10.84	0.000
KonutMetrekare	0.001964***	0.000235	8.35	0.000
CepTelefonSayı	0.034134***	0.010193	3.35	0.001
BulasikMakinesiSahip	0.140993***	0.019361	7.28	0.000
BilgisayarSahip	0.042737***	0.016340	2.62	0.009
Isveren	0.066471	0.055220	1.20	0.229
CokluGelir	0.045279***	0.016572	2.73	0.006
PanelTVSahip	0.026558	0.024994	1.06	0.288
CamasirKurutmaSahip	0.003386	0.031092	0.11	0.913
UcretliTVAliskanlik	0.029323	0.023714	1.24	0.216
UcretliCalisan	-0.039822**	0.017801	-2.24	0.025
BuzdolabiSahip	0.199869*	0.115463	1.73	0.083
InternetSahip	0.040168*	0.021133	1.90	0.057
EgitimSuresi	-0.001270	0.002031	-0.62	0.532
EvSahipligi	-0.024267	0.015466	-1.57	0.117
Emekli	0.021501	0.020581	1.04	0.296
MedeniDurum	0.030448	0.020367	1.49	0.135
DerinDondurucuSahip	0.062787***	0.014786	4.25	0.000
sabit	3.226280***	0.171788	18.78	0.000

Notlar: *, **, *** sırasıyla $p < 0.10$, $p < 0.05$, $p < 0.01$ anlamlılık düzeylerini gösterir. PPML, log-link ile çarpımsal bir ilişki tahmin eder; $\ln \text{KulGelir}$ katsayısı elektrik harcamasının gelir esnekliğini yaklaşık olarak verir. Esneklik < 1 bulunması (0.052) elektrik harcamasının gelire göre orantısız yavaş arttığını, bu nedenle oranın (elektrik/gelir) gelire birlikte azalma eğiliminde olduğunu gösterir.

5. Enerji Yoksulluğu Riski ve Politika Önerileri

Bu çalışma, hanehalkı elektrik harcamasının gelire oranını (elektrik yükü) analiz ederek, Türkiye’deki hanelerin enerji kırılganlığına dair ampirik bir çerçeve sunmaktadır. Literatürde enerji yoksulluğu, Bouzarovski’nin (2018) belirttiği üzere, bir hanenin sosyal ve maddi ihtiyaçlarını karşılayacak düzeyde enerji hizmetine erişememesi veya Thomson vd. (2017) ve Moore (2012) tarafından tartışıldığı gibi, bu hizmetleri makul bir maliyetle sürdürememesi durumu olarak tanımlanır. Çalışmamızda kullanılan “elektrik harcaması/gelir” oranı, literatürdeki harcama tabanlı yaklaşımla (affordability) uyumlu bir risk göstergesidir (Simshauser, 2021). Ancak bulgularımızı yorumlarken Doğan vd. (2021) tarafından vurgulanan “erişim” ve “karşılabilirlik” ayrımı gözetilmektedir: Yüksek oran finansal bir baskıyı (karşılabilirlik sorunu) işaret ederken; düşük gelirli hanelerde görülebilecek yapay düşük oranlar, “bastırılmış talep” (suppressed demand) yoluyla yaşanan bir erişim sorununu gizleyebilir.

5.1. Enerji Kırılganlığı Haritası: Gelir, Konut ve Cihazlar

Analiz sonuçları, enerji yoksulluğu riskinin gelir yetersizliği, konut verimsizliği ve cihaz yoğunluğu ekseninde kümелendiğini göstermektedir. Kesirli logit ve Beta regresyon modellerinden elde edilen bulgular, literatürdeki temel tartışmalarla örtüşmektedir. Çalışmadan elde edilen bulgular gelir arttıkça elektrik yükünün belirgin ve istatistiksel olarak güçlü bir şekilde azaldığını doğrulamaktadır. Ortalama Marjinal Etkiler (AME) gelirin %10 artmasının elektrik yükünü yaklaşık 0,20 yüzde-puan azalttığını göstermektedir. Bu bulgu elektriğin zorunlu bir mal olduğu ve harcamanın gelire kıyasla inelastik seyrettiği yönündeki iktisadi teoriyle uyumludur. Literatürde Dogan vd. (2021) tarafından Türkiye için vurgulanan, finansal kapsayıcılık ve gelir düzeyinin enerji yoksulluğunu azalttığı tespiti, çalışmamızda oransal yükün azalması şeklinde somutlaşmaktadır. Dolayısıyla, elektrik fiyatlarındaki artışlar veya makroekonomik şoklar, oransal olarak en çok alt gelir gruplarını etkilemekte ve enerji yoksulluğu riskini derinleştirmektedir (Simshauser, 2021).

Hanehalkı büyüklüğü ve konut alanının (m^2) elektrik yükünü artırması, Güven ve Kayalica (2023) ve Kayalica vd. (2020) tarafından Türkiye için yapılan önceki çalışmalarla paralellik göstermektedir. Büyük konutlar ve kalabalık aileler, aydınlatma ve iklimlendirme ihtiyacının ölçek etkisiyle artması nedeniyle daha yüksek bir yük taşımaktadır. Çora (2023) hanehalkı büyüklüğü arttıkça daha geniş konutlara ihtiyaç duyulduğunu ve bunun ısıtma, soğutma ve diğer elektrik hizmetleri için gereken enerjiyi yükselterek enerji harcamalarının gelir içindeki payını artırdığını göstermektedir. Ancak çalışmamızın en kritik bulgularından biri kiracı olan hanelerle ilgilidir. Ev sahipliğinin elektrik yükünü azaltıcı etkisi (negatif AME), literatürde "bölünmüş teşvik" (split-incentive) sorunu olarak bilinen olguyla açıklanabilir. Kiracıların konutun enerji verimliliğini artıracak yatırımları (yalıtım, verimli ısıtma sistemi vb.) yapmaktan kaçınması, ev sahiplerinin ise faturayı ödemedikleri için bu yatırımları öncelememesi, kiracı hanelerin benzer gelir düzeyindeki ev sahiplerine göre daha verimsiz konutlarda, daha yüksek enerji yüküyle yaşamasına neden olmaktadır (Demirtaş, 2024). Davis (2011), ev sahiplerinin elektrik faturasını ödemedikleri için konuta verimli cihaz veya yalıtım yatırımı yapmaktan kaçındıklarını, kiracıların ise mülk kendilerine ait olmadığı için bu yatırımları yapmadıklarını; sonucunda ise kiracıların sistematik olarak daha verimsiz koşullarda yaşayıp daha yüksek faturalar ödediğini ortaya koymuştur.

Çalışmamızdaki pozitif kiracılık katsayısı, bu verimsizlik döngüsünün Türkiye'deki hanehalkı bütçeleri üzerinde yarattığı oransal baskıyı somutlaştırmaktadır.

Cihaz sahipliğinin elektrik yükü üzerindeki etkisi incelendiğinde, literatürdeki "dijitalleşme ve artan yük" tartışmasının Türkiye özelinde iklimlendirme ve temel beyaz eşya ekseninde şekillendiği görülmektedir. Hanehalkı elektrik talebini ve harcamasını inceleyen çalışmalar klima, buzdolabı, bulaşık makinesi ve diğer elektrikli ev aletlerine sahip hanelerin elektrik tüketimlerinin daha yüksek olduğunu göstermektedir (Güloğlu ve Akın, 2014; Sigeze, 2021). Buna paralel olarak, Türkiye'de hanelerde kullanılan elektriğin büyük kısmının elektrikli ve elektronik eşyalar tarafından tüketildiği bulgusu, cihaz stokunun yük üzerindeki önemini açıkça ortaya koymaktadır (Selçuk, 2018).

Yapılan analizde klima sahipliği elektrik yükünü artıran en güçlü cihaz faktörü olarak öne çıkmaktadır. Bu durum, Kavousian vd. (2013) ve Ali vd. (2021) tarafından belirtilen, iklim değişikliği ve konfor talebiyle birlikte soğutma yükünün hanehalkı bütçesindeki artan ağırlığını teyit etmektedir. Mastrucci vd. (2019), özellikle sıcak iklim kuşaklarındaki gelişmekte olan ülkelerde, klimaya erişimin bir lüks değil, sağlık için zorunlu bir ihtiyaç olduğunu ve buna erişememenin (veya işletme maliyetini karşılayamamanın) yeni bir yoksulluk türü yarattığını vurgular. Dolayısıyla çalışmamızda görülen yüksek klima yükü, sadece bir harcama kalemi değil, hanelerin termal konforu sağlamak için katlandıkları -veya düşük gelirli hanelerde katlanamadıkları için 'bastırılmış talep' yaşadıkları- kritik bir eşik olarak değerlendirilmelidir.

Bulaşık makinesi ve buzdolabı sahipliğinin yükü anlamlı düzeyde artırması, su ısıtma ve sürekli çalışma (baseload) yüklerinin önemini vurgular. Öte yandan, önceki beklentilerin aksine bilgisayar, tablet ve internet erişimi gibi dijitalleşme göstergelerinin (cep telefonu hariç) bu modelde istatistiksel olarak anlamsız çıkması dikkat çekicidir. Bu durum, Üstündağlı Erten vd. (2023) çalışmasında belirtilen "konfor arayan kentli" profilinin cihaz doyumuna ulaştığını, ancak marjinal yükü asıl yaratanın dijital cihazların varlığından ziyade, iklimlendirme ve ıslak cihazların (bulaşık makinesi) kullanım yoğunluğu olduğunu düşündürmektedir (Selçuk, 2018).

5.2. Politika Önerileri

Bu çalışmanın ampirik bulguları, enerji yoksulluğuyla mücadelenin yalnızca genel tarife indirimleri ya da tek tip fatura desteğiyle sınırlı kalmaması gerektiğini, hane profili, konut özellikleri ve cihaz stoğunu birlikte dikkate alan hedefli politikalara ihtiyaç olduğunu göstermektedir. Özellikle düşük gelir, kiracılık statüsü, büyük ve verimsiz konutlar ile iklimlendirme yükü etrafında yoğunlaşan kırılganlık, politika araçlarının da bu eksenler etrafında tasarlanmasını gerektirir.

İlk olarak, kiralık konutlarda asgari enerji performansının güvence altına alınması kritik görünmektedir. Çalışmada kiracı haneler için gözlenen daha yüksek elektrik yükü, literatürde "bölünmüş teşvik" (split-incentive) olarak adlandırılan olguyla uyumludur. Kiracılar enerji verimliliği yatırımlarının (yalıtım, verimli ısıtma/soğutma sistemleri vb.) mülke gömülü olması nedeniyle bu yatırımları üstlenmekte isteksiz davranırken, ev sahipleri de faturayı kendileri ödemedikleri için bu tür harcamaları önceliklendirmemektedir (Gillingham, Harding ve Rapson, 2012; Bird ve Hernández, 2012). Bu nedenle kiralık konut piyasasında Enerji Kimlik Belgesi'nin (EKB) işlevsel ve görünür hale getirilmesi önem taşır. Yeni kira sözleşmelerinde ve emlak ilanlarında EKB sınıfının beyanının zorunlu tutulması, kiracıların verimsiz konutları tespit edebilmesini ve piyasa içinde enerji performansının fiyatlanmasını sağlayabilir. Buna eşlik eden biçimde, özellikle düşük gelirli kiracıların yoğunlaştığı konut stokunun iyileştirilmesi için ev sahiplerine yönelik mali teşvikler (yalıtım, pencere/kapı yenilemesi veya verimli

ısıtma-soğutma sistemleri için vergi indirimi, düşük faizli “yeşil konut kredileri” vb.) kiracılar üzerinde gözlenen oransal elektrik yükünün hafifletilmesine katkı sağlayabilir (Bird ve Hernández, 2012).

İkinci olarak, klima ve temel beyaz eşyalar etrafında yoğunlaşan cihaz yükü, verimlilik odaklı müdahaleleri zorunlu kılmaktadır. Ampirik sonuçlar, klima sahipliğinin elektrik yükünü artıran en güçlü cihaz faktörü olduğunu, bulaşık makinesi ve buzdolabının da anlamlı katkı yaptığını göstermektedir. Uluslararası deneyim, özellikle düşük gelirli hanelerde eski ve verimsiz beyaz eşyaların kullanımının enerji yoksulluğunu derinleştirebildiğini ve bu kesime yönelik cihaz yenileme programlarının hem elektrik faturasını hem de karbon salımlarını azaltabildiğini ortaya koymaktadır (Gillingham vd., 2006; Hollander ve Roser, 2015). Bu çerçevede, düşük verimli eski klimaların ve buzdolaplarının piyasadan kademeli olarak çekilmesini hedefleyen, gelir gruplarına göre tasarlanmış “hurda karşılığı verimli cihaz” programları uygulanabilir. Böyle bir program, düşük ve orta gelirli hanelerin yüksek verimli cihazlara erişimindeki finansal engelleri azaltırken, aynı zamanda uzun vadeli enerji tasarrufu yoluyla enerji yoksulluğu riskini sınırlandıracaktır. Buna paralel olarak, sıcak iklim bölgelerinde yaşamasına rağmen ekonomik nedenlerle klimasını yeterince kullanamayan haneler için, belirli bir kWh eşğine kadar ücretsiz veya çok düşük tarifeli bir “yaz destek paketi” tanımlanması, bastırılmış talebi azaltarak hem termal konforu hem de sağlık göstergelerini iyileştirebilir.

Son olarak, Yükseltan vd. (2022) tarafından işaret edilen davranışsal dinamikler ve COVID-19 sonrası değişen tüketim profilleri, yük yönetimi açısından önemli fırsatlar sunmaktadır. Bulgularımızda öne çıkan bulaşık makinesi ve dijital cihaz yüklerinin yönetimi için, akıllı sayaç verileri üzerinden yüksek tüketimli haneler tespit edilerek Çok Zamanlı Tarife (ÇZT) farkındalığı artırılmalı ve yükün gece saatlerine kaydırılması teşvik edilmelidir. Benzer şekilde, dijital cihazların ve bekleme modu (standby) tüketiminin kümülatif etkisi göz önüne alındığında, basit davranışsal uyarılar (nudge) ve dijital okuryazarlık kampanyaları ile toplam talepte anlamlı tasarruflar sağlanabilir.

6. Sonuç

Bu çalışma, Türkiye’de hanehalkı elektrik harcamasının gelire oranını doğrudan bağımlı değişken olarak ele alıp kesirli logit yaklaşımıyla analiz ederek, enerji yükünün aile bütçesi üzerindeki belirleyicilerini mikro düzeyde ortaya koymuştur. Elde edilen bulgular, enerji kırılganlığının gelir yetersizliği, konut verimsizliği ve cihaz yoğunluğu ekseninde şekillendiği net bir tablo sunmaktadır.

İlk olarak, gelir etkisi güçlü, negatif ve istatistiksel olarak yüksek düzeyde anlamlıdır. Gelir arttıkça elektrik harcamasının bütçe içindeki payının belirgin biçimde düşmesi, elektrik giderinin regresif niteliğini teyit etmektedir. Bu durum, düşük gelirli ailelerin aynı enerji hizmeti için bütçelerinden oransal olarak çok daha yüksek bir pay ayırmak zorunda kaldığını, dolayısıyla fiyat şoklarına ve makroekonomik dalgalanmalara karşı daha kırılgan olduklarını göstermektedir. İkinci olarak, hanehalkı büyüklüğü ve konut alanı (m²) arttıkça elektrik yükü yükselmektedir. Kalabalık ailelerde ve geniş konutlarda aydınlatma, iklimlendirme ve cihaz kullanımından kaynaklanan ölçek etkisi, gelir kontrol edildikten sonra dahi bütçe üzerindeki baskıyı artırmaktadır.

Üçüncü ve yapısal olarak en kritik bulgulardan biri, mülkiyet durumunun etkisidir. Kiracı hanelerin, benzer gelir ve konut özelliklerine sahip ev sahiplerine kıyasla anlamlı derecede daha yüksek bir elektrik yükü taşıdığı görülmektedir. Bu bulgu, literatürde “bölünmüş teşvik” (split-incentive) sorunu olarak bilinen; kiracıların mülke yatırım yapmaktan kaçınması, ev sahiplerinin ise faturayı ödemedikleri için verimlilik yatırımlarını öncelememesi durumunun Türkiye konut piyasasındaki yansımasıdır.

Cihaz sahipliği ve kullanım profilleri incelendiğinde, klima sahipliği tek başına elektrik yükünü en çok artıran faktör olarak öne çıkmaktadır. Bu durum, soğutma talebinin (ve kısmen ısınma amaçlı klima

kullanımının) hane bütçesi üzerindeki belirleyici rolünü kanıtlamaktadır. Öte yandan, çalışmada kullanılan veri setinin yapısı gereği, bölgesel iklim farklılıklarını doğrudan yansıtan ısıtma ve soğutma gün dereceleri veya iklim bölgesi sabitleri analizlere dahil edilememiştir. Klima sahipliğinin enerji yükü üzerindeki belirgin etkisi dikkate alındığında, gelecek çalışmalarda hanehalkı verilerinin detaylı iklim göstergeleriyle zenginleştirilmesi enerji kırılganlığının iklimsel ve ekonomik bileşenlerinin daha hassas bir şekilde ayrıştırılmasına olanak tanıyacaktır. Klimayı takiben buzdolabı ve bulaşık makinesi gibi yoğun enerji tüketen beyaz eşyaların varlığı da oransal yükü anlamlı düzeyde artırmaktadır. Önceki beklentilerin aksine, bilgisayar, internet erişimi ve panel TV gibi dijitalleşme göstergelerinin marjinal etkileri, klima ve temel beyaz eşyalar kontrol edildiğinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmamıştır. Yalnızca cep telefonu sayısının sınırdan bir pozitif etkiye sahip olması, hane içi enerji yükünün asıl belirleyicisinin dijitalleşmeden ziyade, iklimlendirme ve temel hizmet cihazlarının (ıslak cihazlar) verimliliği ve kullanım sıklığı olduğunu göstermektedir.

Bu bulgular ışığında enerji yoksulluğu riski; "düşük gelir, kiracılık statüsü, kalabalık hane ve verimsiz iklimlendirme" bileşenlerinin bir araya geldiği profillerde yoğunlaşmaktadır. Politika yapıcılar için önerilerimiz üç temel ekseninde toplanmaktadır: (i) Kiralık Konut Düzenlemeleri: "Bölünmüş teşvik" sorununu aşmak için kira sözleşmelerinde Enerji Kimlik Belgesi beyanı zorunlu tutulmalı ve ev sahiplerine yönelik verimlilik teşvikleri geliştirilmelidir. (ii) Cihaz Verimliliği: Yük üzerinde en büyük etkiye sahip olan klimalar ve eski beyaz eşyalar için, düşük gelir gruplarını hedefleyen "hurda karşılığı verimli cihaz" destekleri ve değişim programları hayata geçirilmelidir. (iii) Davranışsal Müdahaleler: Bulaşık makinesi gibi yüksek tüketimli cihazların yükünü yönetmek adına, akıllı sayaç verileriyle desteklenen Çok Zamanlı Tarife (ÇZT) farkındalığı artırılmalı ve tüketimin yoğun olmayan saatlere kaydırılması teşvik edilmelidir.

Çalışmanın başlıca sınırlılıkları, tek kesitli veriye dayanması nedeniyle zaman içindeki davranışsal değişimlerin izlenememesi ve iklim verisinin doğrudan modelde yer almamasıdır. Gelecek çalışmaların, bölgesel iklim verileri (ısıtma/soğutma gün dereceleri) ile eşleştirilmiş panel veri setleri kullanarak, fiyat esnekliklerini ve mevsimsel yük değişimlerini daha detaylı analiz etmesi, literatüre önemli katkılar sağlayacaktır.

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Bu çalışmada etik kurul izni gerektirecek bir durum bulunmamaktadır.

Yazarın Makaleye Katkısı

Makaledeki tüm çalışmalar ve içerik %100 oranında yazar tarafından gerçekleştirilmiştir.

Destek Beyanı

Bu araştırma için herhangi bir kurum veya kuruluş tarafından maddi destek sağlanmamıştır.

Çıkar Çatışması Beyanı

Yazar, bu çalışmada herhangi bir çıkar çatışması bulunmadığını beyan eder.

Kaynakça

- Ahrens, A., Hansen, C. B., & Schaffer, M. E. (2020). lasso pack: Model selection and prediction with regularized regression in Stata. *The Stata Journal*, 20(1), 176-235.
- Ali, S. S. S., Razman, M. R., Awang, A., Asyraf, M. R. M., Ishak, M. R., Ilyas, R. A., & Lawrence, R. J. (2021). Critical determinants of household electricity consumption in a rapidly growing city. *Sustainability*, 13(8), 4441.
- Ari, E., Aydin, N., Karacan, S. & Saracli, S. (2016). Analysis of Households' Electricity Consumption with Ordered Logit Models: Example of Turkey. *International Journal of Humanities and Social Science Invention*, 5(6), 73-84.

- Besagni, G., & Borgarello, M. (2018). The determinants of residential energy expenditure in Italy. *Energy*, 165, 369-386.
- Bird, S., & Hernández, D. (2012). Policy options for the split incentive: Increasing energy efficiency for low-income renters. *Energy policy*, 48, 506-514.
- Bouzarovski, S. (2018). Energy poverty:(Dis) assembling Europe's infrastructural divide (p. 125). Springer Nature.
- Brounen, D., Kok, N., & Quigley, J. M. (2012). Residential energy use and conservation: Economics and demographics. *European Economic Review*, 56(5), 931-945.
- Brucal, A., & McCoy, D. (2020). *Energy Prices, Energy Policies and Energy Poverty: Exploring the Connection*. European Commission, Social Situation Monitor.
- Çalmaşur, G., & İnan, K. (2018). Hanehalkı elektrik talebini etkileyen faktörler: Türkiye üzerine bir uygulama. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, (52), 71-92.
- Çora, E. (2023). *Understanding of Energy Poverty Characteristics in Türkiye: A Baseline Study for Identification of Energy Poor Household Profiles* (Master's thesis, Middle East Technical University (Turkey)).
- Davis, L. W. (2011). Evaluating the slow adoption of energy efficient investments: are renters less likely to have energy efficient appliances?. In *The design and implementation of US climate policy* (pp. 301-316). University of Chicago Press.
- Demirtaş, H. B. (2024). *Split Incentives: A Preliminary Investigation into Case of Türkiye*. (Yüksek Lisans Tezi). Sabancı Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İstanbul.
- Dogan, E., Madaleno, M., & Taskin, D. (2021). Which households are more energy vulnerable? Energy poverty and financial inclusion in Turkey. *Energy Economics*, 99, 105306.
- Duzgun, B., Koksall, M. A., & Bayindir, R. (2022). Assessing drivers of residential energy consumption in Turkey: 2000–2018. *Energy for Sustainable Development*, 70, 371-386.
- Fahmy, M., Mahdy, M. M., & Nikolopoulou, M. (2014). Prediction of future energy consumption reduction using GRC envelope optimization for residential buildings in Egypt. *Energy and Buildings*, 70, 186-193.
- Gillingham, K., Newell, R., & Palmer, K. (2006). Energy efficiency policies: a retrospective examination. *Annu. Rev. Environ. Resour.*, 31(1), 161-192.
- Gillingham, K., Harding, M., & Rapson, D. (2012). Split incentives in residential energy consumption. *The Energy Journal*, 33(2), 37-62.
- Güloğlu, B., & Akın, E. (2014). Türkiye'de Hane Halkları Elektrik Talebinin Belirleyicileri: Sıralı Logit Yaklaşımı. *Siyaset, Ekonomi ve Yönetim Araştırmaları Dergisi*, 2(3), 1-20.
- Halicioglu, F. (2007). Residential electricity demand dynamics in Turkey. *Energy economics*, 29(2), 199-210.
- Hollander, E., & Roser, A. (2015). Energy efficient appliances for low-income households. *EUR, Scientific and technical research series*, 27693.
- Güven, D., & Kayalica, M. O. (2023). Analysing the determinants of the Turkish household electricity consumption using gradient boosting regression tree. *Energy for Sustainable Development*, 77, 101312.

- Karaaslan, A., Karaaslan, K. Ç., & Kardeş, S. (2025). Disentangling the determinants of household energy expenditure: A quantile regression approach with machine learning. *Energy and Buildings*, 116577.
- Kayalica, M. O., Ozozen, A., Guven, D., Kayakutlu, G., & Bayar, A. A. (2020). Electricity consumption analysis based on Turkish household budget surveys. *Energy, Ecology and Environment*, 5(6), 444-455.
- Kavousian, A., Rajagopal, R., & Fischer, M. (2013). Determinants of residential electricity consumption: Using smart meter data to examine the effect of climate, building characteristics, appliance stock, and occupants' behavior. *Energy*, 55, 184-194.
- Korkmaz, E., & Kurkcuoglu, M. A. S. (2025). Analysis of the socio-spatial vulnerabilities to energy poverty factors of Türkiye. *Energy and Buildings*, 115343.
- Kowsari, R., & Zerriffi, H. (2011). Three dimensional energy profile:: A conceptual framework for assessing household energy use. *Energy Policy*, 39(12), 7505-7517.
- Laica, I., Blumberga, A., Roša, M., & Blumberga, D. (2014). Determinants of household electricity consumption savings: a Latvian case study.
- Legendre, B., & Ricci, O. (2015). Measuring fuel poverty in France: Which households are the most fuel vulnerable?. *Energy Economics*, 49, 620-628.
- Manasi, B., & Mukhopadhyay, J. P. (2024). Definition, measurement and determinants of energy poverty: Empirical evidence from Indian households. *Energy for Sustainable Development*, 79, 101383.
- Mastrucci, A., Byers, E., Pachauri, S., & Rao, N. D. (2019). Improving the SDG energy poverty targets: Residential cooling needs in the Global South. *Energy and Buildings*, 186, 405-415.
- McLoughlin, F., Duffy, A., & Conlon, M. (2012). Characterising domestic electricity consumption patterns by dwelling and occupant socio-economic variables: An Irish case study. *Energy and buildings*, 48, 240-248.
- Moore, R. (2012). Definitions of fuel poverty: Implications for policy. *Energy Policy*, 49, 19–26.
- Pachauri, S., & Jiang, L. (2008). The household energy transition in India and China. *Energy policy*, 36(11), 4022-4035.
- Papke, L. E., & Wooldridge, J. M. (1996). Econometric methods for fractional response variables with an application to 401 (k) plan participation rates. *Journal of applied econometrics*, 11(6), 619-632.
- Sadath, A. C., & Acharya, R. H. (2017). Assessing the extent and intensity of energy poverty using Multidimensional Energy Poverty Index: Empirical evidence from households in India. *Energy Policy*, 102, 540-550.
- Selçuk, I. Ş. (2018). Türkiye hanehalkı elektrik tüketim yapısı: elektrikli ev aletleri ve enerji verimliliği. *Fiscaoeconomia*, 2(2), 125-140.
- Simshauser, P. (2021). *Vulnerable households and fuel poverty: Policy targeting efficiency in Australia's National Electricity Market* (Cambridge Working Papers in Economics No. 2129; EPRG Working Paper 2108). University of Cambridge, Faculty of Economics.
- Şahin, M. C., & Köksal, M. A. (2014). Standby electricity consumption and saving potentials of Turkish households. *Applied Energy*, 114, 531-538.
- Sigeze, Ç. (2021). Türkiye’de Hanehalkı Elektrik Talebinin İki Aşamalı Model ile İncelenmesi. *Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 23(2), 531-552.

- Thomson, H., Bouzarovski, S., & Snell, C. (2017). Rethinking the measurement of energy poverty in Europe: A critical analysis of indicators and data. *Indoor and built environment*, 26(7), 879-901.
- Tiba, S., & Belaid, F. (2020). The pollution concern in the era of globalization: Do the contribution of foreign direct investment and trade openness matter?. *Energy Economics*, 92, 104966.
- Üstündağlı Erten, E., Janghorban Esfahani, I., Ifaei, P., & Güzeloğlu, E. B. (2023). Dwelling, habits, and possessions: Clustering Turkey's household energy choices through responsible consumption and poverty. *Energies*, 16(24), 7983.
- Verma, A. P., & Imelda. (2023). Clean energy access: gender disparity, health and labour supply. *The Economic Journal*, 133(650), 845-871.
- Yarbaşı, İ. Y., & Çelik, A. K. (2023). The determinants of household electricity demand in Turkey: An implementation of the Heckman Sample Selection model. *Energy*, 283, 128431.
- Yukseltan, E., Kok, A., Yucekaya, A., Bilge, A., Aktunc, E. A., & Hekimoglu, M. (2022). The impact of the COVID-19 pandemic and behavioral restrictions on electricity consumption and the daily demand curve in Turkey. *Utilities Policy*, 76, 101359.
- Zou, H. (2006). The adaptive lasso and its oracle properties. *Journal of the American statistical association*, 101(476), 1418-1429.

Extended Summary

Background and Motivation.

Household energy use sits at the intersection of climate mitigation, social welfare, and energy security. In rapidly urbanizing economies, electricity increasingly mediates core domestic services—from space cooling and lighting to digital connectivity—so the way families allocate their budgets to electricity matters for both decarbonization and distributional policy. This paper places the family at the center of the analysis and asks a simple but policy-salient question: what factors raise or lower the proportional burden of electricity in the household budget? Rather than model absolute spending or physical consumption, we focus on the electricity-to-income ratio (henceforth, “electricity burden”) as an affordability metric. That choice is deliberate. Absolute outlays rise mechanically with income, dwelling size, and appliance stock, but they reveal little about how heavy the bill feels to the family's finances. The ratio, by contrast, is a direct measure of relative pressure on the budget and aligns with the “energy burden/affordability” strand of the energy poverty literature.

Research Objective.

The study quantifies how socio-economic conditions, dwelling characteristics, and the expanding stock of comfort/digital appliances shape the electricity burden of Turkish households. Particular attention is paid to (i) air-conditioning (AC)—a rapidly diffusing, electricity-intensive technology with strong seasonal dynamics; (ii) rental tenure, where split incentives can hinder efficiency upgrades; and (iii) “digitalization at home”—proxied by ownership of panel TVs, computers, internet access, and the number of mobile phones. The analysis is framed as an affordability lens on energy poverty: the paper does not construct threshold-based headcounts (e.g., “10% rule”, LIHC), but treats high electricity-to-income shares as risk indicators of vulnerability and, conversely, notes that very low shares may reflect suppressed demand in some contexts.

Data and Measurement.

We use microdata from the 2022 Turkish Household Budget Survey (HBS), a nationally representative, stratified two-stage sample. After standard consistency checks and listwise deletion of records with missing core variables, the analytical sample contains 11,909 households. The dependent variable $R_i \in [0,1]$ is the monthly share of electricity expenditure in disposable household income. Key regressors include: log disposable income (and income-group dummies used only for descriptive checks), household size, number of children, age and characteristics of the reference person, dwelling floor area (m^2) and rooms, tenure (owner vs. renter), and a rich set of appliance indicators: AC, dishwasher, washing machine, tumble dryer, panel TV, computer, internet access, number of mobile phones, and selected usage proxies. The survey's design ensures national coverage; estimates are reported with Huber–White robust standard errors to account for heteroskedasticity inherent in proportional outcomes.

Why a Proportional Outcome?

Three considerations justify modeling R_i rather than TL spending or kWh. First, policy discourse on vulnerability hinges on whether a household can afford adequate energy services; this is intrinsically a share concept. Second, absolute TL amounts confound affordability with scale (household size, dwelling area) and lifestyle; two households may spend the same TL but face very different burdens if their incomes diverge. Third, kWh is not directly observed with the same fidelity in budget surveys and is difficult to compare across heterogeneous prices, climate zones, and end-use mixes. Using a ratio side-steps these comparability problems and yields effect sizes that are readily interpretable as percentage-point changes in budget share.

Econometric Strategy

Two modeling choices tie the empirical strategy to the research question. We first apply Adaptive LASSO as a principled pre-selection step in a high-dimensional covariate space. This stabilizes estimation, curbs overfitting, and yields a parsimonious, policy-readable set of predictors. We then estimate a fractional logit model (Papke–Wooldridge) for R_i . Fractional logit is natural for bounded proportions: fitted values remain in $[0,1]$, zeros are handled without ad-hoc transformations, and QMLE inference with robust standard errors delivers consistency even under generic heteroskedasticity. To ensure robustness, results are cross-validated with **Beta Regression** and **Poisson Pseudo-Maximum Likelihood (PPML)** models. Substantive interpretation relies on Average Marginal Effects (AMEs), expressed in percentage points of income share—a scale that speaks directly to policymakers. Substantive interpretation relies on Average Marginal Effects (AMEs), expressed in percentage points of income share—a scale that speaks directly to policymakers.

Main Findings.

Across all specifications, results reveal a clear regressive pattern: higher income systematically reduces the share of electricity in household budgets. In the baseline fractional logit model, the AME of log income on the electricity-to-income ratio is approximately -1.95 percentage points per log unit; in practical terms, a 10% increase in income is associated with a reduction of about 0.20 percentage points in the electricity burden on average. The beta regression yields a smaller but still negative and statistically significant AME (around -0.64 percentage points per log unit), confirming that the core income effect is robust to alternative assumptions about the variance of the proportion. In the PPML model, the estimated income elasticity of electricity expenditure is positive but significantly below unity (around 0.05), implying that electricity spending rises with income but less than proportionally. Taken together, these results firmly place household electricity as a necessity good and document a

regressive affordability pattern: poorer households devote a larger fraction of their income to electricity.

Scale and dwelling characteristics also matter. Household size and dwelling floor area both increase the electricity share, even after conditioning on income and other controls. Each additional household member and each incremental expansion in floor area raise the burden, reflecting more intensive use of lighting, appliances and thermal conditioning that is only partially adjustable in the short run. Tenure status operates in the expected direction. Owner-occupied dwellings exhibit a lower electricity burden than otherwise similar rental units, consistent with split-incentive frictions and differences in building shell quality and heating/cooling systems. This renter–owner gap appears in both fractional logit and beta regression, albeit with modest magnitudes, and remains qualitatively unchanged once the PPML specification is considered.

Appliance- and energy-use variables reveal a differentiated pattern. Using electricity as the main energy source, relying on electric systems for domestic hot water and heating/cooling via air conditioning are all associated with higher electricity burdens. Air-conditioner (AC) ownership stands out as the single most influential appliance variable in the baseline fractional logit model, adding close to one percentage point to the electricity share for otherwise comparable households. Dishwashers and refrigerators also contribute positively, reflecting the electricity-intensive nature of hot-water cycles and 24/7 base loads. The number of mobile phones shows a small but robust positive association with the burden in both fractional models. By contrast, several digitalization markers that were initially expected to matter—such as internet access or computer ownership—display weaker and less stable effects once income, dwelling characteristics and energy-use variables are controlled for: they are significant in some specifications and fade out in others. This suggests that the marginal impact of “digitalization” on the electricity burden operates primarily through a subset of energy-intensive or always-on devices, rather than through the mere presence of ICT equipment.

Interpretation.

Taken together, the results delineate a clear vulnerability map. Families combining low income, larger households, bigger (often less efficient) dwellings, rental tenure, and AC/white goods intensity face distinctly higher proportional burdens. The findings highlight that energy poverty risk is not merely a function of income but is structurally deepened by housing conditions and appliance stock. Conversely, a low measured share can sometimes mask suppressed demand—for instance, a low-income renter in a hot region who avoids using AC despite heat stress. The affordability lens therefore complements, rather than replaces, threshold-based poverty diagnostics.

Policy Implications.

Three policy tracks follow directly from the AME magnitudes.

Rental-sector efficiency and disclosure: The renter–owner gap motivates minimum energy-performance rules for rental units and energy certificate disclosure at listing/contract stages. Fiscal instruments for landlords (tax credits, green loans) are essential to overcome split incentives.

Device-specific efficiency with a focus on AC: Given AC’s outsized effect, a time-bound minimum-efficiency standard and scrappage schemes (exchanging old units for new efficient ones) would yield sizable relief. Income-graded vouchers could target low-income households to prevent cooling poverty.

Behavioral tools and Load Management: Since appliances like dishwashers add significant load, time-of-use (TOU) education and smart technologies can shift consumption to off-peak hours, shaving bills without reducing service quality.

Contribution to the Literature.

The paper advances the Turkish residential energy literature along four fronts. Conceptually, it foregrounds affordability by modeling the electricity-to-income share rather than consumption or bills, thereby speaking directly to distributional concerns. Methodologically, it combines Adaptive LASSO for disciplined variable selection with fractional logit and robustness checks via Beta/PPML models, yielding policy-ready AMEs. Empirically, it isolates the independent contributions of AC and appliance intensity beyond income and floor area. In terms of policy interface, the analysis translates coefficients into targetable levers—AC standards, rental-sector rules, and behavioral nudges—that map cleanly onto administrative instruments.

Conclusion

By centering the electricity burden of families, the paper documents a clear distributional gradient—income reduces the share while household size, dwelling area, rental tenure, and AC/appliance intensity increase it. The magnitudes are economically meaningful: a mere 10% rise in income trims the share by roughly 0.20 p.p., whereas AC ownership adds about 0.49 p.p. on average. These patterns delineate a set of actionable policies that can be targeted without complex means-testing and that respect household service needs. The affordability lens does not label who is “energy poor”; rather, it quantifies where pressure accumulates and where relief would be most consequential for family welfare.