

Araştırma Makalesi, Gönderim Tarihi: 14.04.2025; Kabul Tarihi: 22.09.2025
DOI: 10.47129/bartiniibf.1675906

Türkiye’de Ekonomik Karmaşıklık Endeksinin Bulanık Sinir Ağları Yöntemiyle Tahmini

Doç. Dr. Aylin KONU

Gaziantep Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Uluslararası Ticaret ve Lojistik

akoc@gantep.edu.tr, Orcid ID: 0000-0002-6260-6812

Öz

Ekonomik karmaşıklık, ülkelerin ihracatlarında bulunan üretim yeteneklerinin çeşitliliğini ve karmaşıklık düzeyini ifade eder. Daha karmaşık bir ekonomik yapı, ülkelerin verimliliği yüksek faaliyetlere yönelerek daha hızlı kalkınmalarına olanak tanır. Karmaşıklık düzeyi yüksek olan ülkeler aynı zamanda uluslararası pazarlarda rekabet üstünlüğüne sahiptir. Ekonomik Karmaşıklık Endeksi’nin, ülkeler arasındaki gelir farklılıklarının açıklanmasında etkili olduğu ve gelecekteki büyümeyi diğer göstergelere kıyasla daha iyi öngördüğü ortaya konmuştur. Bu çerçevede ekonomik karmaşıklığı etkileyen faktörleri belirlemek günümüz ekonomileri açısından oldukça önemlidir. Bu çalışmada, 1995-2022 yıllarına ait veriler kullanılarak Türkiye’de ekonomik karmaşıklığı etkileyen faktörler, yapay zekanın bir alt dalı olan bulanık sinir ağları yöntemi ile tahmin edilmiştir. Tahmin edilen ekonomik karmaşıklık değerleri ile gerçekleşen değerler arasındaki hata oranının düşük olması, önerilen bulanık sinir ağları yönteminin ekonomik karmaşıklığın tahmininde etkili bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Ekonomik Karmaşıklık Endeksi, Yapay Zeka, Bulanık Sinir Ağları

JEL Sınıflandırması: O11, O30, C6

Estimation of Economic Complexity Index in Türkiye Using Fuzzy Neural Networks Method

Abstract

Economic complexity reflects the variety and sophistication of a country's production capabilities as manifested in its exports. A more complex economic structure allows countries to develop faster by focusing on high-productivity activities. Countries with high economic complexity also tend to hold a competitive edge in global markets. It has been shown that the Economic Complexity Index is effective in explaining income differences between countries and predicts future growth more accurately than other indicators. In this context, determining the factors affecting economic complexity is very important for today's economies. In this study, the factors affecting economic complexity in Türkiye have been estimated by using the fuzzy neural networks method, which is a sub-branch of artificial intelligence, using data from 1995-2022. The low error rate between the predicted and actual economic complexity values shows that the proposed fuzzy neural networks method can be used effectively in the estimation of economic complexity.

Keywords: Economic Complexity Index, Artificial Intelligence, Fuzzy Neural Networks

JEL Classification Codes: O11, O30, C6

Giriş

Günümüzde sürdürülebilir bir ekonomik kalkınmanın sağlanması, üretken bilgi birikimini ve bu bilginin giderek daha karmaşık hale gelen sektörlerde kullanılmasını gerektirir. Buna göre, otomobil, elektronik ve kimyasallar gibi verimliliği yüksek ürünler üreten ve ihraç eden, karmaşık ekonomilerin sürdürülebilir büyümeyi yakalama olasılığı daha yüksek iken, ekonomik yapıları hammadde, tekstil gibi daha az karmaşık, düşük verimli ürünlerden oluşan ülkeler az gelişmişlik döngüsü içerisinde olma eğilimindedir (Hidalgo, 2021, Felipe vd., 2012, Vu, 2021:1) Bu konuda yapılan çalışmalar, ekonomik karmaşıklığın, sürdürülebilir ekonomik faaliyetlerin dünya çapındaki dağılımını açıklamaya yardımcı olduğunu öne sürmektedir. (Hidalgo ve Hausmann, 2009; Hausmann ve Hidalgo, 2011; Vu, 2022:2)

İlk kez Hidalgo ve Hausmann (2009) tarafından geliştirilen Ekonomik Karmaşıklık Endeksi (ECI), ülkelerin ihracatındaki üretim yeteneklerinin çeşitliliği ve karmaşıklığını gösterir. Hidalgo ve Hausmann (2009) çalışmalarında ekonomik karmaşıklığın, bir toplumun üretken bilgi miktarının bir ölçüsü olduğunu, firmaların ve

mesleklerin çeşitliliğini ve birbirleriyle nasıl ilişkili olduklarını yansıttığını belirtmektedir (Rivera vd.,2023:1). Hausmann vd. (2011) çok sayıda ülke için ekonomik karmaşıklık endeksi hesaplamaktadır. Bu endeks çerçevesinde, bir ülkedeki ekonomik karmaşıklığın zaman içindeki değişimi ve ülkelerarası karşılaştırmaları yapmak mümkün hale gelmektedir (Yalta ve Yalta, 2021:8). Buna ek olarak, Hidalgo (2021) ekonomik karmaşıklık ölçümlerinin, teknoloji, kamu politikaları, kültür ve demografi gibi çeşitli ekonomik ve sosyal faktörlerin etkisini ampirik olarak ortaya koymanın yanı sıra, karmaşıklığın eşitsizlik, insani gelişme, çıktı oynaklığı, sağlık ve kirlilik gibi değişkenler üzerindeki etkilerini belirlemek için kullanıldığını belirtmektedir (Rivera vd., 2023:4).

Ekonomik karmaşıklık bir ekonominin rekabet gücü ve kalkınması açısından, ülkenin ihraç ettiği ürünlerin önemine vurgu yapmakta ve mal üretimi ile ihracatının, ekonomik büyümenin sağlanması açısından önemli göstergeler olduğunu kabul etmektedir (Stojkoski vd. 2016: 2). Daha spesifik olarak, ekonomik karmaşıklık, ülkelerin ekonomik yapılarında yer alan ürünlerin ve üretken yeteneklerin uluslararası karşılaştırılabilir bir ölçüsünü sağlamaktadır (Hidalgo ve Hausmann, 2009).

Ekonomik karmaşıklık, ülkeleri kendi üretken yapıları açısından incelemekte ve ekonomik kalkınmanın sağlanmasında farklı ülkelere farklı yöntemler sunmaktadır. Bu bağlamda ekonomik karmaşıklık ekonomik büyüme ve kalkınmaya yeni bir bakış açısı getirmektedir.

Türkiye açısından ekonomik karmaşıklık düzeyinin yükseltilmesi, yalnızca sürdürülebilir büyüme potansiyelini güçlendirmekle kalmayıp aynı zamanda dışa bağımlılığı azaltması, rekabet gücünü artırması ve istihdamda daha nitelikli dönüşümü sağlaması açısından kritik önem taşımaktadır. Örneğin, Bucak (2021)’ın AB15 ülkeleri ve Türkiye üzerine yaptığı analizde, ekonomik karmaşıklık ile insani gelişme ve karbon emisyon düzeyleri arasında önemli ilişkiler tespit edilmiştir. Bu çalışma, karmaşıklığın sadece üretim kapasitesiyle değil aynı zamanda çevresel ve sosyal göstergelerle de doğrudan ilişkili olduğunu göstermektedir.

Son yıllarda yoğun bir şekilde kullanılan yapay zeka teknikleri, ekonomik modellemelerin geleneksel sınırlarını zorlayan karmaşık, dinamik ve veri yoğun yapıları analiz etme kapasitesiyle öne çıkmaktadır. Yapay zeka konusundaki gelişmeler sayesinde, ekonomik karmaşıklık endeksinin tahmininde yapay zekanın kullanımı üzerine yapılan araştırmalar giderek daha fazla önem kazanmaktadır. Bu çalışmada öncelikle ekonomik karmaşıklığın belirleyicileri üzerinde durulmakta, sonrasında bu konuda daha önce yapılmış çalışmaların sonuçları özetlenmektedir. Daha sonra ise yapay zekanın dallarından biri olan bulanık sinir ağları yöntemi (BSA) ile ekonomik karmaşıklığın belirleyicileri tahmin edilerek bu süreçte Bulanık Sinir Ağları yönteminin etkinliği değerlendirilmektedir.

1. Kavramsal Çerçeve

Dünya ekonomisindeki hızlı dönüşümlere ayak uydurabilmek ve uluslararası ticarete rekabet gücünü artırabilmek günümüz ekonomileri için oldukça önemlidir. Bu nedenle, ülkeler ihracat performanslarını artırmanın yanı sıra, ihracatlarının çeşitlilik düzeyini de artırmaya çalışmaktadır. Bir ülkenin ürettiği ve ihraç ettiği ürünlerin çeşitliliğini ve karmaşıklığını gösteren ekonomik karmaşıklık ölçümleri, son zamanlarda uluslararası kalkınma ve inovasyon çalışmalarında oldukça popüler araçlar haline gelmiştir (Güneş, 2020:244).

Tablo 1: Ekonomik Karmaşıklık Endeks Değerleri (2022)

ECI Sıralaması	Ülke	ECİ Değeri	Kişi Başına Milli Gelir (KBMG)
1	Japonya	2,26	33,815
2	İsviçre	1,14	92,101
3	Güney Kore	2,04	32,254
4	Almanya	1,94	48,432
5	Singapur	1,83	82,807
6	Çekya	1,75	27,638
7	Avusturya	1,68	52,131
8	Birleşik Krallık	1,61	45,850
9	Slovenya	1,59	29,457
10	İsveç	1,54	55,873
39	Filipinler	0,66	3,548
40	Türkiye	0,61	10,616
41	Hindistan	0,60	2,352

Kaynak: <https://atlas.cid.harvard.edu/rankings>

Tablo 1'de gelişmiş ülkelerde ekonomik karmaşıklık düzeyinin de yüksek olduğu görülmektedir. Japonya, İsviçre, Güney Kore ve Almanya 2022 yılında en yüksek ECI değerine sahip ülkelerdir. Dolayısıyla bu ülkeler daha farklılaştırılmış mallar üretmekte ve bunları daha fazla ülkeye ihraç etmektedir. Bu ülkeler aynı zamanda kişi başına düşen milli gelir açısından da ilk sıralarda yer almaktadır. Türkiye ise 40. Sıra (133 ülke) ile ekonomik karmaşıklık sıralamasında bu ülkelerin oldukça gerisinde yer almaktadır. Bu durum katma değer yaratan üretim eksikliğini ve verimsiz üretim yapısından kaynaklanan ihracat yetersizliğini ortaya koymaktadır. Ayrıca Türkiye'nin ekonomik karmaşıklık endeksinin düşük düzeyde olması, ihracatta da pazar çeşitliliğin az olduğunu göstermektedir (Erkan ve Yıldırımçı, 2015:526).

Bu çerçevede ekonomik karmaşıklığı etkileyen faktörleri belirlemek günümüz ekonomileri ve Türkiye açısından oldukça önemlidir. Veri kısıtından dolayı ampirik literatürde birçok farklı temsili değişken kullanılmaktadır. Bu çalışmada ekonomik karmaşıklığın potansiyel belirleyicileri olarak kişi başı milli gelir, dışa açıklık, beşeri sermaye, yüksek teknoloji ihracatı ve ekonomik özgürlük (kurumsal kalite), gibi bir dizi değişken araştırılmaktadır.

Ekonomik karmaşıklığın en önemli belirleyicilerinden biri, ülkenin gelişmişlik derecesinin bir göstergesi olarak kullanılan kişi başı milli gelir düzeyidir. Kişi başına düşen gelir miktarındaki artışların, tüketici tercihlerinin daha çeşitlendirilmiş ürünlere yönelmesinde etkili olacağı savunulmaktadır (Alaya, 2012:5, Yalta ve Yalta, 2021:9)

Ekonomik karmaşıklığı belirleyen önemli faktörlerden bir diğeri beşeri sermaye yatırımları olarak tanımlanmaktadır. Beşeri sermayenin özellikleri sadece bireylerin eğitim düzeyiyle sınırlı olmayıp, toplumların ekonomik faaliyetlerine katkıda bulunabilecekleri üretkenliğe kadar genişlemekte, sağlık durumu ve insan kaynağının hayatta kalma olasılığı gibi farklı boyutlar eklenmekte ve beşeri sermaye ile ekonomik karmaşıklık arasında uzun vadeli bir denge ilişkisi bulunmaktadır (Rivera vd.,2023:3). Beşeri sermayedeki artış böylelikle, ülkenin verimlilik düzeyinin ve yenilik yeteneğinin de artmasına yol açmaktadır (Güneş vd., 2020:246).

Ekonomik karmaşıklığı etkileyen bir diğer faktör yüksek teknoloji ihracatıdır. Günümüzde ülkelerin sadece çok büyük miktarda mal ve hizmet üretmesi uluslararası piyasalarda rekabet edebilmeleri açısından yeterli olmamaktadır. Bir ülkeye rekabet gücü kazandıran en önemli faktör, ileri teknoloji üretim kapasitesine sahip olmak ve verimliliği yüksek ürünler üretmektir. Dolayısıyla yüksek teknolojiye sahip ve ürün çeşitliliğini arttıran ülkeler ekonomik karmaşıklık endeksinde de üst sıralarda yer almaktadır (Erkan ve Yıldırım, 2015:525).

Ekonomik özgürlük, ekonomik birimlerin verimliliğini artıran kurumsal kalitenin bir göstergesi olarak algılanır. Kurumsal kalitenin ekonomide daha karmaşık üretim süreçlerinin başarılı bir şekilde uygulanmasına yardımcı olduğu belirtilmektedir (Costinot, 2009). Kurumların kalitesi temelde beşeri ve fiziki sermaye yatırımlarını ve yenilikçi faaliyetleri yönlendirmekte dolayısıyla dünya genelinde kişi başına düşen gelir düzeyinde de önemli ve kalıcı farklılıklara yol açmaktadır (Acemoglu vd., 2001; Spolaore ve Wacziarg, 2013; Vu, 2021). İyi işleyen kurumlara sahip ülkeler, çeşitli ve yüksek üretkenliğe sahip ürünler üretme ve ihraç etme potansiyeline sahiptir. Buna karşılık, düşük kaliteli kurumların var olduğu toplumların, sınırlı sayıda ve düşük üretkenliğe sahip ürünler üreten ekonomik yapılar oluşturması muhtemeldir. Ayrıca, iyi işleyen kurumlar, verimliliği yüksek ekonomik faaliyetleri teşvik ederek insan kaynaklarını daha karmaşık ürünlerin üretimine yönlendirir (Vu, 2022:5-6).

Ekonomik karmaşıklığın belirleyicilerinden bir diğer faktör dışa açıklık düzeyidir. Uluslararası ticaretin varlığıyla birlikte artan rekabet ortamı, verimliliği ve yenilik kapasitesini artırabilmektedir. Yoğun rekabet yerli üretimde katma değer ve ihracat performansının artmasına neden olmaktadır. Ayrıca dışa açık ülkeler, yatırımlarını dış tasarruf yoluyla daha düşük maliyetle ve daha uzun vadeyle finanse etme imkanına sahip olabilmektedir. Dolayısıyla dışa açık ülkelerde yabancı fon kullanımıyla üretim kapasitesinde artış sağlanırken, yüksek teknoloji ihracatı yoluyla da ekonomik karmaşıklık düzeyi desteklenebilmektedir (Güneş, 2020:246).

Sonuç olarak, kişi başına düşen gelir, beşeri sermaye, yüksek teknoloji ihracatı, ekonomik özgürlük ve dışa açıklık (ticaret hacminin GSYH'ye oranı) gibi unsurlar ekonomik karmaşıklık düzeyini belirleyen temel göstergeler olarak ülkelerin makroekonomik performansını önemli oranda etkilemektedir.

2. Literatür

Ekonomik karmaşıklık ile ekonomik faktörler arasındaki ilişkiyi belirlemeye yönelik çok sayıda ampirik çalışma mevcuttur. Bu çalışmalar ağırlıklı olarak ekonomik karmaşıklık ile büyüme ilişkisi üzerine yoğunlaşmıştır (Vu, 2022:1572-2). Ancak ekonomik karmaşıklığın itici güçlerini belirlemeye yönelik sınırlı sayıda çalışma bulunmaktadır. Ekonomik karmaşıklığın belirleyicilerine ilişkin literatür, özellikle kurumsal yapı, beşeri sermaye, dışa açıklık, doğrudan yabancı yatırım ve teknoloji ve inovasyon gibi faktörlerin öne çıktığını göstermektedir.

Öncelikle, kurumsal kalite ve fikri mülkiyet hakları ile ekonomik karmaşıklık arasındaki ilişkinin literatürde oldukça tutarlı olduğu görülmektedir. Sweet ve Maggio (2015) fikri mülkiyet haklarının, Vu (2021) ise kurumsal kalitenin ekonomik karmaşıklığın temel belirleyicileri arasında yer aldığını göstermektedir. Benzer biçimde, Lapatinas ve Litina (2019) da IQ düzeyi ile birlikte kurumların kalitesinin pozitif etkisine dikkat çekmektedir. Bu bulgular, karmaşık ve katma değerli üretim yapısına geçişin yalnızca ekonomik değil, aynı zamanda kurumsal ve yönetişimsel bir süreç olduğunu ortaya koymaktadır.

Beşeri sermaye faktörü de birçok çalışmada öne çıkmaktadır. Yalta ve Yalta (2021), beşeri sermaye ile ekonomik karmaşıklık arasında pozitif ilişki bulurken, Rivera vd. (2023) de beşeri sermayenin küreselleşme ve kurumsal kalite ile birlikte karmaşıklığı artırdığını tespit etmiştir. Bu durum, üretim yapısının sofistikasyonunda eğitim, bilgi birikimi ve insan sermayesinin kritik rolünü teyit etmektedir. Benzer biçimde Erkan ve Yıldırım (2015), 1993-2013 dönemini kapsayan yatay kesit analizinde, eğitim, altyapı, lojistik performans ve teknolojik hazırlık gibi göstergelerin ekonomik karmaşıklık endeksiyle güçlü ilişkili olduğunu vurgulamıştır. Bu çalışma, ekonomik karmaşıklığın yalnızca ticari kapasiteyle değil, aynı zamanda beşeri sermaye ve kurumsal altyapı ile yakından bağlantılı olduğunu ortaya koymaktadır.

Bununla birlikte, doğrudan yabancı yatırımların (DYY) etkisine dair sonuçlar çelişkilidir. Doru (2022), DYY’nin Türkiye’de ekonomik karmaşıklık artırdığını gösterirken, Nguyen vd. (2020) gelişmekte olan ülkelerde DYY’nin karmaşıklık negatif etkilediğini belirtmektedir.

Ayrıca, ekonomik karmaşıklığın uluslararası ticaret ilişkilerinden de etkilendiği görülmektedir. Şeker ve Şimdi (2019), Türkiye ile Orta Asya ve Türk Cumhuriyetleri arasındaki ticaretin, daha karmaşık ve katma değerli ürünlerin ihracatını desteklediğini ortaya koyarken; Nguyen vd. (2020), dışa açıklığın ekonomik karmaşıklıkla pozitif, ancak doğrudan yabancı yatırımın negatif bir ilişki içinde olduğunu belirtmiştir. Bu farklı bulgular, dışsal faktörlerin etkisinin ülkeden ülkeye değişebileceğini göstermektedir.

Öte yandan, ekonomik karmaşıklığın sektörel dinamiklere bağlı olduğunu vurgulayan araştırmalar da mevcuttur. Gala vd. (2018), gelişmiş imalat ve hizmet sektörlerinde istihdam oranlarının yüksek olmasının uzun vadede ekonomik karmaşıklık artırdığını savunmuştur. Bu bakış açısı, ekonomik karmaşıklığın yalnızca ürün çeşitliliğiyle değil, üretim yapısındaki sektörel dönüşümle de ilişkili olduğunu ortaya koymaktadır. Vergilendirme politikaları üzerine yapılan çalışmalar da karmaşıklığın belirleyicilerine farklı bir boyut katmaktadır. Lapatinas vd. (2019), OECD ülkelerinde sermaye üzerindeki yüksek vergilendirmenin ekonomik karmaşıklık azalttığını ortaya koymaktadır.

Teknolojik gelişmenin rolü ise Türkiye özelinde Şeker (2019) tarafından incelenmiştir. Çalışma, 2002-2017 dönemi için patent başvuruları ve yüksek teknoloji ihracatının ECI üzerindeki uzun dönemli etkilerini analiz etmiş ve her iki değişkenin de ekonomik karmaşıklık artırıcı yönde etkili olduğunu göstermiştir. Bu bulgu, Türkiye’nin yüksek katma değerli ürün üretimi ve ihracatı yoluyla karmaşıklık düzeyini yükseltebileceğini göstermesi bakımından önemlidir.

Son olarak, Inoua (2023) tarafından önerilen Log Product Diversity (LPD) göstergesi, mevcut ECI ve Fitness endekslerinin daha basit ve doğrudan bir versiyonu olarak sunulmuş ve özellikle doğal kaynak etkisi kontrol edildiğinde ülkeler arası gelir farklılıklarını daha iyi açıkladığı ileri sürülmüştür. Bu yaklaşım, ekonomik karmaşıklık ölçümünde daha yalın ama güçlü göstergelere yönelimin de önem kazandığını göstermektedir.

3. Veri ve Yöntem

3.1 Bulanık Sinir Ağları

Bulanık mantık kavramı, ilk kez L.A. Zadeh tarafından 1965 yılında kullanılmış bir kavramdır. Zadeh modellerin formüle edilmesinde zorlukların olduğu kesin küme kavramı yerine dereceli üyelikler ile bu zorlukların aşılabileceği bulanık küme kavramını

geliştirmiştir (Lester, 2003). Bulanık mantık yaklaşımı, problemi kesin sınırlara ayırmak yerine kümelenendirme ya da sınıflandırma şeklinde tanımlamaktadır. Bulanık mantık yaklaşımı, mühendislik ve karar verme problemlerinde sağladığı avantajlarla öne çıkmaktadır (Bacanlı, 2011:21).

Bulanık Mantık; beyaz eşya, asansör, metro, tarım, sağlık veri madenciliği ve yapay zeka modelleme gibi alanların yanı sıra, hemen her türlü mühendislik konularında ve teknolojik çalışmalarda kullanılmaktadır (Ödük, 2019:1). Bulanık kümeler, öncelikle yapay zeka tabanlı karar destek sistemlerindeki kırılganlıkları gidermek için kurala dayalı sistemler ile birleştirilmiştir. Sonrasında, bulanık sınıflama ve örüntü tanıma yöntemlerinin kullanılmasıyla, bulanık mantığın entegre sistemlerde daha başarılı sonuçlar sağladığı belirtilmiştir (Baykal, 2004).

Bulanık sinir ağları, hem bulanık mantığın belirsizliği tanımlama kapasitesinden hem de sinir ağlarının öğrenme yeteneğinden faydalanarak esnek, adaptif ve güçlü bir modelleme aracı sunar. Bulanık sinir ağları geleneksel sinir ağlarına kıyasla daha az veriyle anlamlı sonuçlar üretebilmesi, ekonomik yorumlara daha açık ve politika üretimi açısından daha kullanışlı olması gibi nedenlerle benzer yapay zeka tekniklerine kıyasla üstünlük göstermektedir (Athey, 2018). Bulanık sinir ağlarının en önemli avantajlarından biri de, uzman bilgisi ile veriye dayalı öğrenmenin bütünleştirilebilmesidir. Bu sayede, sadece veriye dayalı tahminlerle sınırlı kalmayıp, karar vericilerin sezgisel bilgileri de modele dahil edilebilmektedir (Nauck ve Kruse, 1999).

Bulanık Sinir Ağları, bulanık mantığın belirsizliği tanımlama kapasitesi ile sinir ağlarının öğrenme yeteneğini birleştirir de, bazı sınırlılıkları söz konusudur. Öncelikle, çok sayıda kural ve üyelik fonksiyonu içermesi, modelin hesaplama yükünü artırarak karmaşık hale getirebilir (Nauck ve Kruse, 1999). Bu durum aynı zamanda modelin yorumlanabilirliğini azaltarak karar süreçlerinin anlaşılmasını zorlaştırabilir.

Bulanık sinir ağları yaklaşımı, Takagi ve Sugeno'nun geliştirdiği bulanık modelleme yöntemine dayanır. Takagi-Sugeno yöntemi, genellikle sayısal verilere dayalı olarak çalışır ve sözel verilerle işlem yapmak için uygun bir yöntem değildir (Takagi ve Sugeno, 1985:116). Bulanık modellemenin oluşturulmasında ilk adım, girdi parametreleri için üyelik fonksiyonları belirlenerek bulanıklaştırma işlemi gerçekleştirilmektedir. Daha sonrasında problemle uyumlu kural tabanı belirlenmektedir. Kuralların belirlenmesinden sonra seçilen çıkarım sistemi uygulanarak bulanık sonuçlar elde edilmektedir (Yıldırım, vd.2021:101).

Çıktı hata ölçüsünün en aza indirgenmesi ya da performans endeksinin en üst seviyeye çıkarılması amacıyla son yıllarda, yapay sinir ağları ve bulanık mantık sisteminin birleşimiyle oluşan Sinirsel Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi (ANFIS) bir modelleme yöntemi olarak önerilmektedir. ANFIS, yapay sinir ağlarının öğrenme yeteneklerinden yararlanarak, eğitim veri setinden bulanık kümeler ve kurallar

oluşturmakta bu sayede kural tabanlı bir model süreci ortaya koymaktadır (Bacanlı, 2011:23). Bu yapı hem öğrenme yeteneği hem de belirsizliklerin modellenmesi açısından güçlüdür. SVM (Support Vector Machine) ve Random Forest gibi yöntemler sınıflandırma ve regresyonda başarılı sonuçlar üretebilse de, yorumlanabilirlikleri sınırlıdır (Jang 1993). Klasik yapay sinir ağları ise güçlü tahminleme kapasitesine sahip olmakla birlikte, belirsizlikleri modellemede ve kural tabanlı yorum üretmede yetersiz kalmaktadır (Haykin, 1999). ANFIS ise, bulanık kurallar sayesinde şeffaf ve açıklanabilir bir model oluştururken; sinir ağlarının öğrenme kapasitesiyle parametreleri optimize ederek daha esnek ve uyarlanabilir çözümler sunmaktadır. Bu nedenle, özellikle doğrusal olmayan ilişkilerin bulunduğu, belirsizlik içeren ve yorumlanabilirliğin kritik olduğu çalışmalarda ANFIS diğer yöntemlere göre avantajlıdır (Zadeh, 1996).

3.2. Veriler ve Kaynaklar

Çalışmada yer alan modeldeki bağımlı ve bağımsız değişkenler ile bu değişkenlere ait verilerin kaynaklarına ilişkin açıklamalar aşağıda sunulmuştur.

Çalışmada, bağımlı değişken olarak ekonomik karmaşıklık endeksi kullanılmıştır. Ekonomik karmaşıklık endeksi verileri The Atlas of Economic Complexity’den alınmıştır.

Modeldeki bağımsız değişkenlere ait verilerin açıklaması ve kaynakları aşağıda açıklanmaktadır.

Çalışmada bağımsız değişkenlerden biri olarak kullanılan beşeri sermaye düzeyine ilişkin veriler Birleşmiş Milletler Kalkınma Programı¹ internet veri sayfasından alınmıştır. Ekonomik özgürlüklerle ilgili veriler, The Heritage Foundation’ın hazırladığı ekonomik özgürlük endeksinden alınmıştır. Endeks, 0 ile 100 arasında puanlanmaktadır; burada 0 en düşük ekonomik özgürlük seviyesini, 100 ise en yüksek ekonomik özgürlük seviyesini göstermektedir. Dışa açıklık değişkeni, mal ve hizmet ihracatı ile ithalatının toplamının gayri safi yurt içi hasılaya oranlanmasıyla elde edilmiştir. Dışa açıklık, kişi başına milli gelir düzeyi, yüksek teknoloji ihracatına ilişkin veriler Dünya Bankası’nın² internet veri sayfasından temin edilmiştir.

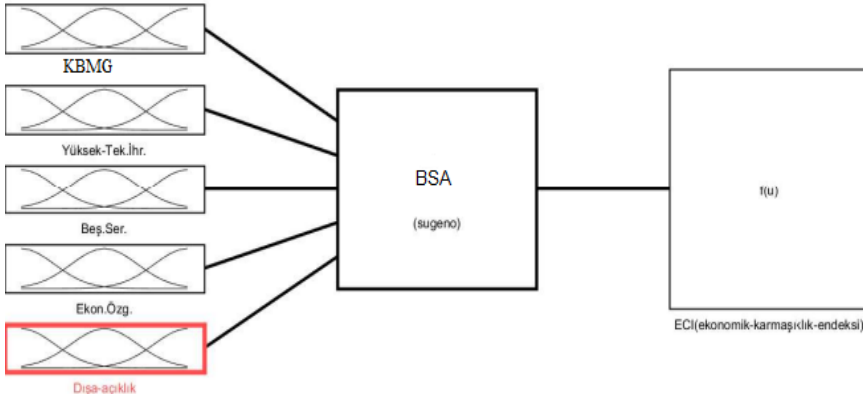
3.3. Ekonomik Karmaşıklık Endeksini Tahmin Etmek İçin Önerilen BSA

Bu çalışmada ekonomik karmaşıklık endeksini tahmin etmek için geliştirilen bulanık sinir ağı, birinci dereceden Sugeno bulanık modeli olup Şekil 1’de görüldüğü gibi 5 giriş ve 1 çıktıya sahiptir. Girdilerin her biri için 3 adet genelleştirilmiş çan (generalized bell-shaped) üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Çıktı değişkeni ise doğrusal (linear) bir

¹ undp.org

² databank.worldbank.org

üyelik fonksiyonuyla temsil edilmiştir. Her bir giriş değişkeni için tanımlanan üyelik fonksiyonları, diğer girişlerle kombinasyon oluşturduğunda kural tabanını (rule base) meydana getirmektedir. Yani, 5 girdi $\times$ her biri için 3 üyelik fonksiyonu olduğunda toplamda $3^5 = 243$ bulanık kural ortaya çıkmaktadır. Böylece model, girdi uzayının tüm olası kombinasyonlarını kapsayarak, ekonomik karmaşıklık endeksinin doğrusal olmayan ilişkilerini esnek bir şekilde öğrenebilmektedir.



Şekil 1. Ekonomik Karmaşıklık Endeksinin Tahmin Etmek İçin Önerilen BSA

5 giriş ve 1 çıkışa sahip birinci dereceden Sugeno bulanık denetleyici için bir bulanık kuralın genel formu şöyledir:

If x is A_i AND y is B_j AND z is C_m AND w is D_b AND v is E_n THEN $F_k = pkx + qky + skz + tkw + fkv + rk$ (1)

Denklemdaki $i=1,2,3$; $j=1,2,3$; $m=1,2,3$; $b=1,2,3$; $n=1,2,3$, $k=1,2,3...243$ değerlerini göstermektedir.

Burada x, y, z, w ve v BSA ağının girişlerini; F_k , k-kuralının çıktısını temsil eder. A_i, B_i, C_i, D_i ve E_i x, y, z, w ve v girişlerinin fonksiyonlarını ifade eder. Bu üyelik fonksiyonu, genel çan tipi bir fonksiyondur, örneğin x girdisi, $A_i(x)$ için:

$$A_i(x) = \frac{1}{1 + \left\{ \left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right\}^{b_i}} \quad (2)$$

F_k doğrusal üyelik işlevine sahiptir ve 243 sonuç parametresinin tanımlanması gerekmektedir: $\{p_1, \dots, p_{243}, q_1, \dots, q_{243}, s_1, \dots, s_{243}, t_1, \dots, t_{243}, r_1, \dots, r_{243}\}$. Bu işlem sistemin eğitimi ile yapılır.

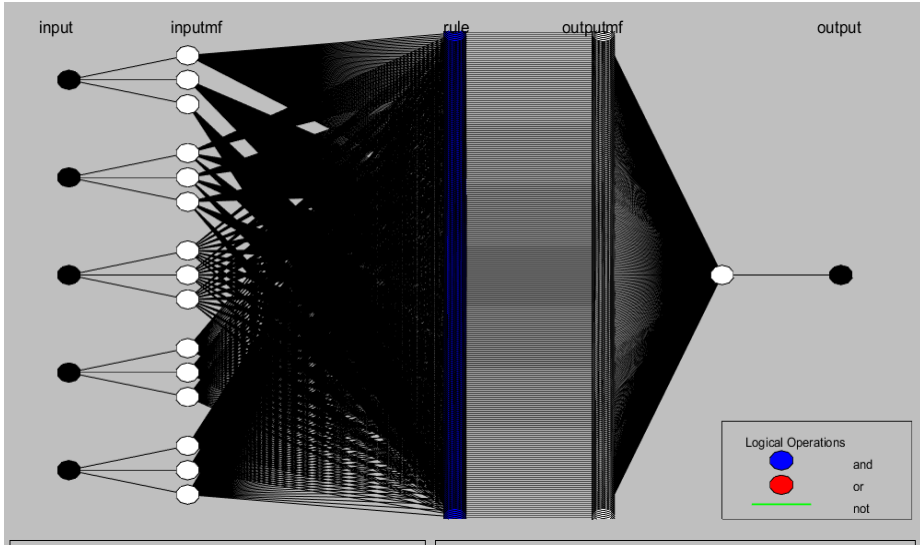
BSA ağının çıkışı, kural çıkışlarının ağırlıklı ortalaması olarak hesaplanır. Ağırlık katsayısı w_k , her kuralın üyelik derecesi değerlendirilerek aşağıdaki şekilde belirlenir:

$$w_k = x(A_i).y(B_i).z(C_i).w(D_i).v(E_i) \quad (3)$$

Burada ve (.) operatörü giriş üyelik değerleri çarpımını ifade eder.

Sonuç olarak, sistem çıktısı, her bir kuralın çıktısının ağırlıklı ortalamasının hesaplanmasıyla elde edilir.

$$F_{\text{final}} = \frac{\sum_{k=1}^{81} w_k F_k}{\sum_{k=1}^{81} w_k}$$



Şekil 2: Anfis Modelinin Yapısı

Levenberg-Marquardt algoritması, giriş ve çıkış üyelik fonksiyonlarının parametrelerini belirlemek amacıyla BSA yapısının eğitimi sırasında kullanılmıştır. ANFIS modeline ait yapı, Şekil 2' de gösterilmiştir. ANFIS, giriş ve çıkış çiftlerini tahmin etmek amacıyla uygun üyelik fonksiyonlarına dayalı bir dizi bulanık "eğer-öyleyse" (if-then) kuralı geliştirmek üzere bir çerçeve sunar (Nayak vd., 2004:3750). ANFIS, başlangıç aşamasında bir bulanık çıkarım sistemi (FIS) kullanır ve ardından, sistemi giriş-çıkış değerlerine dayanarak geri yayılma algoritmasıyla iyileştirmeye yönelik bir süreç başlatır.

4. Tahmin Sonuçları

Bulanık sinir ağlarında kullanılan verilerin uygun bir ölçekleme işlemine tabi tutulması gereklidir. Yukarıda belirtilen üyelik fonksiyonlarının özellikleri nedeniyle, giriş ve çıkış verileri ağa iletilmeden önce, üyelik fonksiyonlarının en düşük ve en yüksek değerleri 0 ile 1 arasında olacak biçimde ölçeklendirilmektedir. Bulanık sinir ağlarında, verilerin bir bölümü sistemin eğitilmesi ve veriler arasındaki ilişkilerin öğrenilmesi için, diğer bir bölümü ise bu ilişkilerin test edilmesi amacıyla kullanılmaktadır.

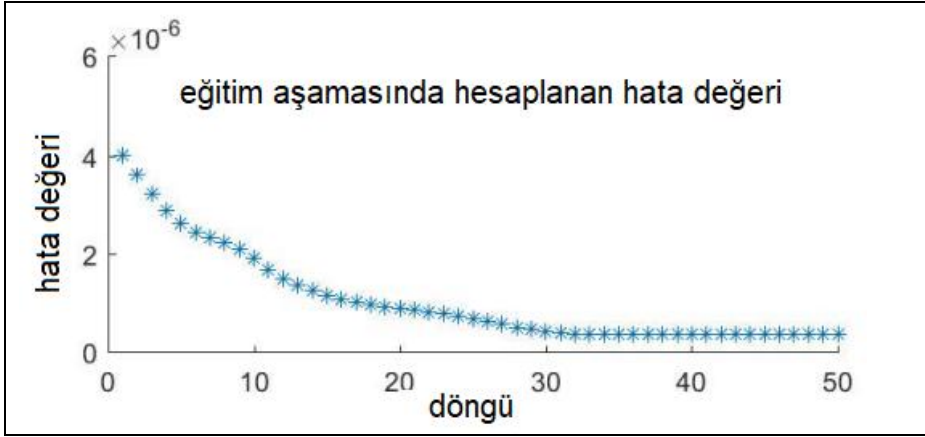
Bu çalışmada, modelin eğitimi için 24 veri seti (1995-2018 yılları arası veriler) kullanılmış, eğitilen modelin test edilmesi amacıyla ise 5 veri seti (2018-2022 yılları arası veriler) kullanılmıştır. Eğitim ve test aşamalarında, ekonomik karmaşıklık endeksi hedef değişken olarak belirlenmiş, Dışa açıklık, Kişi Başına Düşen Milli Gelir Düzeyi, Yüksek Teknoloji İhracatı, Beşeri Sermaye ve Ekonomik Özgürlük girdi değişkenleri olarak kullanılmıştır.

Şekil 2'de gösterildiği gibi, ANFIS (Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi), beş katmandan oluşan ileri beslemeli bir yapay sinir ağı (YSA) mimarisi şeklinde tasarlanmıştır. ANFIS'in eğitimi, ileri beslemeli sinir ağı yapısı ve denetimli öğrenme yöntemleri kullanılarak gerçekleştirilmektedir. Bu mimaride kullanılan öğrenme algoritması, ANFIS çıktısını öğrenme verileriyle uyumlu hale getirmek amacıyla belirtilen parametrelerin en uygun değerlerini bulur. Bu çalışmada, Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması kullanılarak bir eğitim süreci gerçekleştirilmiş ve sonuçlar analiz edilmiştir. Bu algoritma, "eğim düşümü" ve "en küçük kareler" yöntemlerini birleştirerek daha etkili bir öğrenme yaklaşımı sunmaktadır. Bu süreçte, eğim düşümü yöntemi, doğrusal olmayan giriş parametrelerinin optimize edilmesi için kullanılırken, en küçük kareler yöntemi doğrusal çıkış parametrelerinin ayarlanmasında kullanılmaktadır (Chang ve Chang, 2006: 4).

Eğitim aşamasındaki öğrenme işlemi, istenilen hata değerini elde edinceye kadar tüm veri seti üzerinde tekrar edilir. Tablo 2'de gösterildiği gibi önerilen BSA modelinde ağ 50 kez eğitilmiş ve 35. döngü sonrasında ortalama hata değeri $3.7046 \cdot 10^{-7}$ olarak tespit edilmiştir. Hata oranı, döngülerin dağılımını gösteren grafik ve 50 döngü sonrasındaki eğitim hata oranı Şekil 3'te yer almaktadır.

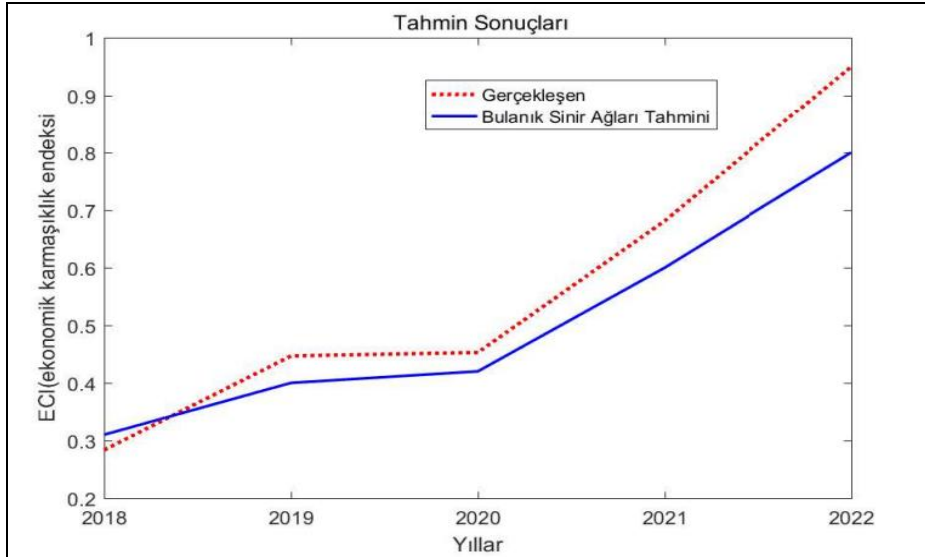
Tablo 2: Eğitim Sonuçları

AĞ	EĞİTİM
Döngü	50
En küçük hata kareleri ortalaması	$3.7046 \cdot 10^{-7}$
Son hata kareleri ortalaması	$3.7046 \cdot 10^{-7}$



Şekil 3: Eğitim Aşaması

Ekonomik karmaşıklık endeksinin tahmin edilmesi amacıyla oluşturulan ve eğitilen bulanık sinir ağları modeliyle Türkiye’de 2018-2022 dönemi ekonomik karmaşıklık endeksi tahmin edilmiştir. Tahmin sonuçları Şekil 4’te sunulmuştur. Gerçekleşen ve önerilen yöntemle tahmin edilen ekonomik karmaşıklık endeksi arasındaki karşılaştırmalar doğrultusunda, tahmin sonuçlarının gerçek verilere oldukça yakın olduğu ve hata oranının da oldukça küçük çıktığı gözlemlenmektedir.



Şekil 4: 2018-2022 Yılları Ekonomik Karmaşıklık Endeksi Tahmini Sonuçları

Sonuçları karşılaştırmak için, ekonomik karmaşıklık endeksi ayrıca En Küçük Kareler (EKK) yöntemiyle de tahmin edilmiştir. Önerilen bulanık sinir ağlarında modelinin başarımını değerlendirmek amacıyla Hata Kareleri Ortalaması (HKO)³, Hatanın Mutlak Ortalaması ve Korelasyon Katsayısı kullanılmıştır. Hem BSA hem de EKK yöntemleriyle ulaşılan sonuçlar, Tablo 3'te sunulmuştur. Elde edilen bulgular, ANFIS modelinin EKK'ya kıyasla oldukça üstün performans sergilediğini göstermektedir. ANFIS, hata kareleri ortalaması (0.0013) ve mutlak hata ortalaması (0.0675) bakımından EKK'dan daha düşük hata değerleri üretmiş, ayrıca korelasyon katsayısı (0.9901) ile değişkenler arasındaki ilişkiyi oldukça yüksek düzeyde yakalamıştır. Bu sonuç, ANFIS'in doğrusal varsayımlarla sınırlı olan EKK'ya kıyasla, doğrusal olmayan ilişkileri de modelleyebilme yeteneğinden kaynaklanmaktadır. Literatürde yer alan yapay zekâ teknikleriyle karşılaştırıldığında da, ANFIS'in performansı dikkat çekicidir. Özellikle Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Destek Vektör Regresyonu (SVR) gibi yöntemlerle benzer doğruluk seviyeleri elde edilebilirken, ANFIS'in yorumlanabilirlik avantajı ve kural tabanlı yapısı onu öne çıkarmaktadır (Abraham, 2005). Random Forest (RF) ve Derin Öğrenme (DL) yöntemleri büyük veri setlerinde güçlü sonuçlar üretse de, bu çalışmada ANFIS'in düşük hata düzeyi ve yüksek korelasyon katsayısı, küçük ve orta ölçekli veri setlerinde de oldukça etkin bir tahminleme aracı olduğunu ortaya koymaktadır.

Tablo 3: BSA Yöntemi ve EKK ile Hesaplanan Performans Ölçütleri

	BULANIK AĞLARI	SİNİR	EKK
Hata Kareleri Ortalaması (HKO)	0.0013		0.0031
Hatanın Mutlak Ortalaması	0.0675		0.1
En küçük Hata	-0.0265		-0.14
En büyük hata	0.1500		0.22
Korelasyon Katsayısı	0.9901		0.8846

5. Sonuç

Dijitalleşme ve teknolojik ilerlemenin en önemli kavramlarından biri haline gelen “yapay zeka” hayatın her alanında olduğu gibi ekonomi alanında da yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Yapay zeka teknikleri, genelleme yetenekleri, farklı problemlere kolayca uyarlanabilmeleri ve hızlı işlem yapabilme özellikleri sayesinde, çeşitli sorunların çözümünde yaygın olarak kullanılmaktadır.

³Matematiksel olarak türevlenebilir olması nedeniyle optimizasyon algoritmalarında (ör. yapay sinir ağları, ANFIS) daha kullanışlıdır. Bu sebeple RMSE (Kök Ortalama Kare Hatası) yerine HKO kullanılmıştır.

Teknoloji alanındaki hızlı gelişmeler ekonomi politikalarını da etkilemiş, günümüzde ülkelerin yüksek teknolojiye sahip çeşitlendirilmiş ürünlerden oluşan bir üretim yapısına sahip olmaları, uluslararası pazarlarda rekabet üstünlüğü elde etmenin ve sürdürülebilir büyüme ile kalkınmayı sağlamanın en önemli unsurlarından biri haline gelmiştir. Bu çerçevede, ilk olarak Hidalgo ve Hausmann (2009) tarafından geliştirilen ekonomik karmaşıklık endeksi, ülkelerin üretim yapısının çeşitliliğini ve karmaşıklığını ölçen bir gösterge olarak üretimden ihracata kadar bilgi ve teknoloji düzeyini analiz etmeyi amaçlamaktadır. Yüksek teknolojiye sahip olan ve üretim yapısını çeşitlendirerek farklılaşma sağlayan ülkeler, ekonomik karmaşıklık endeksinde üst sıralarda yer almaktadır (Erkan ve Yıldırımçı, 2015:525). Bu bağlamda ekonomik karmaşıklığı etkileyen faktörleri belirlemek günümüz ekonomileri ve Türkiye açısından büyük bir önem taşımaktadır. Türkiye, orta düzeyde ekonomik karmaşıklık gösteren ülkeler arasında yer almakta olup, bu alandaki ilerleme rekabet gücü açısından da büyük önem arz etmektedir.

Türkiye, ekonomik karmaşıklık düzeyi açısından potansiyel taşıyan ancak bu potansiyeli tam olarak kullanamayan bir ülke konumundadır. Bu potansiyelin etkin şekilde değerlendirilebilmesi için politika yapıcılarının; yüksek teknolojiye dayalı ve katma değeri yüksek sektörlerle yönelik Ar-Ge ve inovasyon yatırımlarını artırması, ihracat sepetinde ürün çeşitliliğini genişleterek düşük teknoloji ürünlerine olan bağımlılığı azaltması, üniversite-sanayi iş birliğini güçlendirerek nitelikli işgücünün oluşmasını desteklemesi, stratejik sektörlerde (örneğin biyoteknoloji, yenilenebilir enerji, dijital teknolojiler) üretim kapasitesini artıracak teşvik mekanizmaları geliştirmesi ve uluslararası değer zincirlerine entegrasyonu güçlendirecek ticaret ve yatırım politikalarını hayata geçirmesi önem arz etmektedir.

Yüksek teknolojiye dayalı sektörlerin güçlendirilmesi, dijital dönüşümün hızlandırılması ve sürdürülebilir üretim modellerine geçilmesi durumunda, Türkiye hem rekabet gücünü artırabilir hem de daha üst gelir grubuna geçişte önemli bir eşik atlayabilir.

Bu perspektiften hareketle hazırlanan bu çalışmada, ekonomik karmaşıklık endeksinin tahmin edilmesi için literatürdeki geleneksel yöntemlerden farklı bir yaklaşım tercih edilmiştir. Türkiye’de ekonomik karmaşıklığı etkileyen faktörler 1995-2022 yıllarına ait veriler kullanılarak, bulanık sinir ağları yöntemi ile analiz edilmiştir. Bu çalışmada son zamanlarda tüm bilim alanlarında yaygın olarak kullanılan esnek hesaplama yöntemlerinden birisi olan bulanık sinir ağlarına dayalı bir model önerilmiştir. ANFIS, bulanık sistemlerin belirsizliği modelleme kabiliyeti ile sinirsel ağların öğrenme yeteneklerini birleştiren etkili bir yöntemdir. Bu çalışmada, ekonomik karmaşıklığın tahmin edilmesinde 5 giriş ve 1 çıkışa sahip birinci dereceden Sugeno bulanık denetleyici kullanılmıştır. Tahmin sonuçları ile gerçekleşen ekonomik karmaşıklık değerleri arasındaki hata değerlerinin düşük olması, önerilen bulanık sinir ağları yönteminin

ekonomik karmaşıklığın tahmin edilmesinde başarılı bir şekilde uygulanabileceğini ortaya koymuştur.

Etik Beyanı: Çalışma etik kurul onayı gerektirmemektedir.

Katkı Oranı Beyanı: Çalışma tek yazarlıdır.

Çıkar Çatışması Beyanı: Makale yazarının, çalışma kapsamında herhangi bir kişisel ve finansal çıkar çatışması yoktur.

Kaynakça

- Abraham, A. (2005). Artificial Neural Networks and Intelligent Systems. In *Handbook of Measuring System Design*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/0471497398.mm421>
- Acemoğlu, D., Johnson, S., and Robinson, J.A. (2001). The Colonial Origins of Comparative Development: An Empirical Investigation. *American Economic Review*, 91(5), 1369-1401.
- Alaya, M. (2012). The Determinants of MENA Export Diversification: An Empirical Analysis. *ERF Working Paper Series*.
- Athey, S. (2018). The Impact of Machine Learning on Economics. In *The Economics of Artificial Intelligence: An agenda* (507–547). University of Chicago Press.
- Bacanlı, Ü.G., Dikbaş, F. ve Fırat, M. (2011). *Sinir Ağları ve Bulanık Mantık Yöntemleri ile Kuraklık Tahmini*, Pamukkale Üniversitesi Bilimsel Araştırma Yapay Projeleri Koordinasyon Birimi. Bap Projesi.
- Bahar, D., Rapoport, H., and Turati, R. (2022). Birthplace Diversity and Economic Complexity: Cross-Country Evidence. *Research Policy*, 51, 103991.
- Baykal, N. ve Beyan, T. (2004), *Bulanık Mantık Uzman Sistemler ve Denetleyiciler*. Bıçaklar Kitabevi, Ankara.
- Bucak, Ç. (2021). AB15 Ülkelerinde ve Türkiye’de Ekonomik Karmaşıklık Endeksi, İnsani Gelişme Endeksi ve Karbon Emisyonu: Panel Veri Analizi. *Ege Stratejik Araştırmalar Dergisi*, 12(1), 71–88.
- Chang, F.J. and Chang, Y.T. (2006). Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Prediction of Water Level in Reservoir. *Advances in Water Resources*, 29, 1-10.

- Costinot, A. (2009). On the Origins of Comparative Advantage. *Journal of International Economics*, 77(2), 255–264.
- Doru, Ö. (2022). Türkiye’de Ekonomik Karmaşıklık Endeksi ile Doğrudan Yabancı Yatırım İlişkisi. *Artuklu Kaime Uluslararası İktisadi ve İdari Araştırmalar Dergisi*, 5(2), 235–251.
- Erkan, B. and Yıldırımçı, E. (2015). Economic Complexity and Export Competitiveness: The Case of Turkey. *Procedia -Social and Behavioral Sciences*, 195, 524-533.
- Felipe, J., Kumar, U., Abdon, A., and Bacate, M. (2012). Product Complexity and Economic Development. *Structural Change and Economic Dynamics*, 23(1), 36-68.
- Gala, P., Camargo, J.S.M., Magacho, G., and Rocha, I. (2018). Sophisticated Jobs Matter For Economic Complexity: An Empirical Analysis Based on Input-Output Matrices and Employment Data. *Structural Change and Economic Dynamics*, 45, 1-8.
- Güneş, S., Gürel, S.P., Karadam, D.Y., and Akın, T. (2020). The Analysis of Main Determinants of High Technology Exports: A Panel Data Analysis. *KAUJEASF*, 11(21), 242-267.
- Harvard Growth Lab. Atlas of Economic Complexity (2020). *Atlas of Economic Complexity*. <https://atlas.cid.harvard.edu/rankings> (E.T.:05.09.2024)
- Hausmann, R. and Hidalgo, C.A. (2011). The Network Structure of Economic Output. *Journal of Economic Growth*, 16(4), 309-342.
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall.
- Hidalgo, C.A. (2021). Economic Complexity Theory and Applications. *Nature Reviews Physics*, 3(2), 92-113.
- Hidalgo, C.A. and Hausmann, R. (2009). The Building Blocks of Economic Complexity. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 106(26), 10570-10575.
- Inoua, S. (2016). A simple measure of economic complexity. *Economics Letters*, 149, 118–121. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2016.10.008>
- Jang, J. S. R. (1993). *ANFIS: Adaptive-network-Based Fuzzy Inference System*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 23(3), 665–685.

- Lapatinas, A. and Litina, A. (2019). Intelligence and Economic Sophistication. *Empirical Economics* 57, 1731-50.
- Lapatinas, A., Kyriakou, A., and Garas, A. (2019), Taxation and Economic Sophistication: Evidence from OECD Countries. *PLoS ONE* 14(3), <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0213498>
- Lester, J.M. (2003). *Investigation of the Applicability of Neural- Fuzzy Logic Modeling for Culvert Hydrodynamics*. Doctor of Philosophy Thesis, College of Engineering and Mineral Resources at West Virginia University,
- Nauck, D. and Kruse, R. (1999). Obtaining interpretable fuzzy classification rules from medical data. *Artificial Intelligence in Medicine*, 16(2), 149–169.
- Nayak, P.C., Sudheer, K.P., and Ramasastri, K.S. (2004). Fuzzy Computing Based Rainfall-Runoff Model For Real Time Flood Forecasting. *Hydrological Process*, 17, 3749–3762.
- Nguyen, C.P., Schinckus, C., and Su, T.D. (2020). The Drivers of Economic Complexity: International Evidence From Financial Development and Patents. *International Economics*, 164, 140–50.
- Rivera, B., Leon, M., Cornejo, G., and Florez, H. (2023). Analysis of the Effect of Human Capital, Institutionalality and Globalization on Economic Complexity: Comparison between Latin America and Countries with Greater Economic Diversification. *Economies*, 11 (18), 1-16.
- Spolaore, E. and Wacziarg, R. (2013). How Deep are the Roots of Economic Development?. *Journal of Economic Literature*, 51(2), 325-369.
- Stojkoski, V., Utkovski, Z., and Kocarev, L. (2016). The Impact of Services on Economic Complexity: Service Sophistication As Route For Economic Growth. *PLoS ONE*, 11(8), e0161633.
- Şeker, A. (2019). Teknolojik Gelişme ve Yüksek Teknoloji İhracatının Ekonomik Karmaşıklık Endeksi Üzerindeki Etkisi: Türkiye Örneği. *Yönetim ve Ekonomi*, 26(2), 377-395.
- Şeker, A. and Şimdi, H. (2019). The Relationship Between Economic Complexity Index and Export: the Case of Turkey and Central Asian and Turkic Republics. *Ekonomika Regiona*, 15(3), 659-669.

- Takagi, T. and Sugeno, M. (1985). Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modeling and Control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 15, 116-132.
- Vu, T.V. (2021). Statehood Experience and Income Inequality: A Historical Perspective. *Economic Modelling*, 94, 415-429.
- Vu, T.V. (2022). Does Institutional Quality Foster Economic Complexity? The Fundamental Drivers of Productive Capabilities. *Empirical Economics*, 63 (1), 1-35
- Yalta Y.A. and Yalta, T. (2021). Determinants of Economic Complexity in MENA Countries. *Journal of Emerging Economies and Policy*, 6(1), 5-16.
- Yıldırım, E., Avcı, E. ve Yılmaz, B. (2021). Serbest Basınç Dayanımının Tahmininde Sugeno Bulanık Mantık Yaklaşımı. *Uludağ Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi*, 26(1), 97-108.
- Zadeh, L. A. (1996). Fuzzy Logic = Computing With Words. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 4(2), 103–111.