

A R A Ş T I R M A M A K A L E S İ / R E S E A R C H A R T I C L E

DOI: 10.52122/nisantasisbd.1347915

GOOGLE'DA YAPILAN BAZI KELİME ARAMALARI SEFALET ENDEKSİNİ
ETKİLER Mİ?¹

Dr. Öğr. Üyesi Süleyman GÜRBÜZ*

* Yozgat Bozok Üniversitesi, İktisadi ve İdari
Bilimler Fakültesi, İktisat Bölümü

e-posta: suleyman.gurbuz@bozok.edu.tr

ORCID 0000-0003-1651-2310

ÖZ

1970 yılında Arthur Okun tarafından literatüre sunulan Sefalet Endeksi, işsizlik ve enflasyon oranlarının toplamıyla elde edilmektedir. Özellikle 2019 yılının son günlerinde ortaya çıkan COVID-19 salgını neticesinde dünya genelinde sefalet endeksinde bir artış gözlemlenmiştir. İletişim teknolojilerinde yaşanan hızlı gelişmeler, insanların hayat tarzlarında da çok ciddi değişimlere öncülük etmiş ve sosyal yaşantının online dünyada şekillenmesini sağlamıştır. Alışveriş, eğlence ve iletişim konusunda internetin önemi yadsınamaz hale gelmiştir. İnsanlar merak ettikleri her konuyu internet üzerinden araştırmaya başlamıştır. Bu husus, internet arama motorlarının da işlevselliğini artırmıştır. İnternette yapılan aramalar, servis sağlayıcılar tarafından kamuoyuna sunulmaktadır. Bunların en popüler olanı ise Google Trend'dir. Bu mecradan elde edilen verilerin bazı ekonomik göstergeler ile ilişkisinin olabileceği literatürde tartışılmaktadır.

Bu çalışmada da, Türkiye özelinde 2006-2022 tarihleri arasında aylık olarak ortaya çıkan sefalet endeksi ve yine bu dönem kapsayan Google Trend'den elde edilen sefalet endeksinin gösteren kelimelerin aranma endeksi verileri arasındaki ilişki incelenmektedir. Dönem dönem yaşanan keskin değişimlerin etkisini göz ardı etmemek adına yapısal kırılmalı modeller tercih edilmiş ve sefalet endeksi ve arama trendi arasındaki eşbütünlük ve nedensellik ilişkisi incelenmiştir. Elde edilen bulgular, her iki değişkenin de birbirlerini etkilediğini ortaya koymaktadır.

Anahtar Kelimeler: İşsizlik, enflasyon, sefalet endeksi, google trend, yapısal kırılma

Jel Kodları: C22, E27, E31.

DO SOME WORD SEARCHES ON GOOGLE AFFECT THE MISERY INDEX?

ABSTRACT

The Misery Index, which was presented to the literature by Arthur Okun in 1970, is obtained by the sum of unemployment and inflation rates. In particular, as a result of the COVID-19 epidemic that emerged in the last days of 2019, an increase in the misery index was observed throughout the world. The rapid developments in communication technologies have led to serious changes in people's lifestyles and have enabled social life to be shaped in the online world. The importance of the internet in shopping, entertainment and communication has become undeniable. People have started to research every subject they are curious about on the internet. This has also increased the functionality of internet search engines. Internet searches are made available to the public by service providers. The most popular of these is Google trending. It is discussed in the literature that the data obtained from this channel may be related to some economic indicators.

In this study, the relationship between the monthly misery index between 2006-2022 in Turkey and the search index data of words showing the misery index obtained from Google trend covering this period is examined. In order not to ignore the effect of the sharp changes experienced from time to time, structural break models were preferred and the cointegration and causality relationship between the misery index and the search trend were examined. The findings reveal that both variables affect each other.

Keywords: Unemployment, inflation, misery index, google trend, structural break

Jel Codes: C22, E27, E31

Geliş Tarihi/Received: 22.08.2023

Kabul Tarihi/Accepted: 29.09.2023

Yayın Tarihi/Printed Date: 20.10.2023

Kaynak Gösterme: Gürbüz, S. (2023). "Google'da Yapılan Bazı Kelime Aramaları Sefalet Endeksinin Etkileri mi?". *İstanbul Nişantaşı Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, Özel Sayı(11) 180-192.

¹ IERFM2023 Kongresinde sunulan bildirinin gözden geçirilmiş ve düzenlenmiş halidir.

GİRİŞ

İşsizlik ve enflasyon kavramları son yıllarda yine birçok ülkenin gündemini işgal etmiş durumda. 2019 yılının son günlerinde ortaya çıkan Covid-19 salgını ve bu salgının toplumsal ve ticari hayata etkileri bu gündemin oluşmasında şüphesiz ki önemli bir paya sahip olmuştur. Tedarik zincirinde yaşanan sorunlar arzın daralmasına neden olmuş ve birçok sektörde talebe yetişmek mümkün olmamıştır. Bunlara ek olarak, birçok ülkede uygulanan sokağa çıkma yasakları ve karantina tedbirleri de işgücü kaybına sebep olmuştur. Salgının gündemden çıkmasına yakın bir zamanda da Rusya-Ukrayna savaşının başlaması süreci daha da içinden çıkılmaz hale getirmiştir. Tüm bu faktörler birleştiğinde, enflasyon ve işsizlik oranlarında hissedilir derecede artışlar gözlemlenmiştir. 2014 yılından 2019 yılına kadar ortalama %2 seviyelerinde seyreden dünya enflasyon oranı, 2021 yılında %3.5 ve 2022 yılında %8.3 oranında gerçekleşmiştir (World Bank, 2023a). Aynı oranlar Türkiye için ise 2014-2016 yılları arasında %8 civarlarında, 2019 yılında ise %15.18 seviyelerinde gerçekleşmiştir. Pandeminin başladığı 2020 yılında %12.28 olan enflasyon 2022 yılında döviz kurunda yaşanan şokların da etkisiyle %72.31 seviyesinde yükselmiştir (TÜİK, 2023a). İşsizlik oranları ise, Dünya için 2019 yılında %5.5 iken 2020 yılında %6.9, 2021 yılında %6.2 ve 2022 yılında %5.8 oranında gerçekleşmiştir (World Bank, 2023b). Türkiyede ise, 2019 yılında %13.6, 2020 yılında %13, 2021 yılında %11.3 ve 2022 yılında %10.4 şeklinde gerçekleşmiştir (TÜİK, 2023b).

Ekonomik ajanlar arasında yer alan hane halklarını en çok ilgilendiren iktisadi meselelerin arasında enflasyon ve işsizlik de yer almaktadır. Kişilerin alım gücünü ve gelir düzeylerini doğrudan belirlemesi nedeniyle bu iki değişken yıllardır birçok araştırmanın konusu olmuştur. 1970 yılında Arthur Okun tarafından geliştirilen Sefalet Endeksi (Misery Index) bu araştırmaların ilk somut çıktılarında birisi olarak değerlendirilebilir. Sadece enflasyon ve işsizliği dikkate alan Okun'un Sefalet Endeksi, ekonomide refahın bir ölçütü olarak değerlendirilebilmektedir. Yükselen endeks, ülkede yaşayan vatandaşların ekonomik koşullarının kötüleştiğini gösterirken bu oranın azalması ekonomik koşulların nispeten düzeldiğini ifade etmektedir. Ek olarak, sefalet endeksinin artması tüketici talebinin daralmasına neden olacak ve bu yüzden de ekonomik büyüme olumsuz etkilenecektir (Dadgar & Nazari, 2018: 177).

Sefalet endeksi, Türkiye'de "İktisadi Hoşnutsuzluk Endeksi" olarak da ifade edilmektedir. Bu endekste, işsizlik ve enflasyonun vatandaşları eşit derecede etkilediği varsayımından hareketle her iki değişken de eşit ağırlıkta hesaplamaya dahil edilmektedir. Ancak, ilgili literatürde bu konu hakkında çeşitli tartışmalar mevcuttur. Işık & Çetenak, (2018: 48), ülkeler arasındaki farklı hesaplama yöntemleri nedeniyle farklı performans sonuçlarının ortaya çıkabileceğini belirtmektedir. Di Tella vd. (2001), 12 Avrupa Birliği ülkesi ve ABD için yaptığı çalışmanın sonucunda Sefalet Endeksinin insanların mutluluk düzeyleri ile ters orantılı olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Yani endeks yükseldikçe mutluluk düzeyi azalırken endeks düştükçe mutluluk seviyesi artmaktadır. Blanchflower (2007) ise işsizlik kavramının insanların mutluluk düzeyini enflasyona göre daha fazla etkilediğini ifade etmektedir.

Merkez Bankaları tarafından belirlenen para politikaları, enflasyon beklentilerini sıklıkla dikkate almaktadır. Enflasyon beklentileri ölçülürken ise genellikle hane halklarına anket uygulanarak ya da normal tahvil ile enflasyona dayalı tahvil arasındaki getiri farkları ölçülerek belirlenmektedir. Hane halklarına uygulanan anketler genellikle belirli bir örnekleme sınırlı kaldığı için yetersiz olarak değerlendirilebilmektedir. Tahviller arasındaki getiri farkları ise risk primini içermediği için yetersiz olarak değerlendirilmektedir. Enflasyon beklentisinin doğru tahmin edilmesi, tüm aktörlerin bilgiye anında ulaşabilmesini ve sistematik bir hata yapmamasını sağlayarak aktörlerin enflasyonun gelir dağıtıcı etkisini nötr hale getirmesini sağlayabilecektir (Dadgar & Nazari, 2018:177).

Hükümetler ve yatırımcılar, alacakları kararları belirleyebilmek için gerçekçi ve hızlı tahminler oluşturmaya çalışırlar. Örneğin, geçmiş verileri kullanarak modellemeler yapar ve uygulamayı düşündükleri politikayı belirlerler. Hükümetler, mevcut iktidarlarını korumak amacıyla politikalarının başarıya ulaşmasını isterler. Ancak, zamanında alınmayan ve tutarsız olan politika kararları hükümetlerin başarısız olmasına neden olabilir. Benzer şekilde, işletmeler de zamanında

ve doğru şekilde alınmış kararları uygulayamazsa bekledikleri kardan mahrum kalacaklardır (Li vd. 2015: 112)..

Dünya'da internet teknolojisi alanında yaşanan baş döndürücü gelişmeler insanların ticari, sosyal ve kültürel hayatlarını da etkisi altına almıştır. Alış-veriş sektörü başta olmak üzere birçok faaliyetin sanal dünyada da gerçekleştirildiğini gözlemlemekteyiz. İnsanlar merak ettikleri şeyleri de internette arama motorları aracılığıyla araştırma imkanına sahip olmuşlardır. Yapılan bu aramalar, yeni bir veri kaynağının da ortaya çıkmasına yardımcı olmuştur. Dünya'da en fazla tercih edilen arama motoru olan Google, yapılan aramaları anahtar kelimeler şeklinde kategorilendirerek Google Trend hizmeti kapsamında araştırmacıların kullanımına sunmaktadır. Ocak 2004'ten günümüze kadar Google üzerinden yapılan aramaların haftalık bazda istatistiksel verilerine ulaşma imkânı bulunmaktadır (Google, 2023).

Da, Engelberg ve Gao (2015), yatırımcının duyarlılığını ölçmede geleneksel modellerden daha etkin bir yöntem olarak internet arama motorlarının işlevselliğinden bahsetmektedirler. Geleneksel yöntemlerde yer alan bazı yöntemlerin yatırımcı duyarlılığını ölçmede yetersiz kalabileceğini söylemektedirler. Örneğin, anket gibi yöntemlerde anket uygulanan kişilerin bazı sorulara doğru cevap vermeyebilecekleri ya da cevap vermekten kaçınabileceklerini aktarmaktadırlar. Ama Google gibi arama motorlarında yapılan aramaların hacminin daha şeffaf ve doğru bir bilgi kanalı olabileceğini iddia etmektedirler. Çalışmalarında, 'iflas' ve 'resesyon' kelimelerin aranma hacmi ile gerçekleşen oranlar arasında korelasyon olduğunu söylemektedirler.

Bu çalışmada, Google Trend hizmeti aracılığıyla elde edilen "İşsizlik" ve "Enflasyon" kelimelerinin aranma endeksi verileri analiz edilerek Okun'un sefalet endeksi ile ilişkisi olup olmadığı incelenecektir. İlgili literatür incelendiğinde, işsizlik arama endeksi ve işsizlik oranı arasındaki, enflasyon arama endeksi ile enflasyon arasındaki ilişkilerin incelendiği gözlemlenmiş ancak sefalet endeksini dikkate alan çalışmaların varlığına yönelik bulguya rastlanılamamıştır. Bu eksikliği gidermek amacıyla ilgili literatüre farklı bir değişken ile katkı sağlanması amaçlanmıştır. Çalışmanın bundan sonraki kısımlarında, ilk önce işsizlik ve enflasyon arama hacmi ile enflasyon ve işsizlik oranları arasındaki ilişkiyi inceleyen çalışmalar ele alınmıştır. Daha sonra ise ilgili veriler analiz edilmiş ve son kısımda da elde edilen bulgular değerlendirilmiş ve politik önermelerde bulunulmuştur.

1. Literatür Taraması

Bu çalışmada ele alınan sefalet endeksi ve sefalet endeksini oluşturan bileşenlerin Google'da aranma hacimleri üzerine, incelenen veri tabanlarında doğrudan konuyla ilgili çalışmalara rastlanamamıştır. İlgili literatürde genellikle işsizlik ve işsizlik kelimesinin internette aranma hacmi ve enflasyon oranı ve enflasyon kelimesinin internette aranma hacimleri ile ilgili çalışmalara ulaşılabilmektedir.

1.1 Enflasyon İle İlgili Çalışmalar

İlk grupta enflasyon oranı ve enflasyonla ilgili kelimelerin internette arama motorlarında aranma hacmini inceleyen çalışmalar yer almaktadır. Li vd. (2015), Çin için yaptıkları çalışmada Google Trend'den elde ettikleri verilerle oluşturdukları veri setinin Çin İstatistik Kurumu tarafından açıklanan enflasyon verileri ile güçlü bir ilişki içinde olduğunu tespit etmişlerdir. Wei vd. (2017), 13 ülkede Google Trend arama hacmi verilerinin enflasyon ile ilişkisini MIDAS modeli ile oluşturulmuş PVAR analiziyle incelemiştir. Çalışma sonucunda elde ettiği bulgular Google Trend arama hacmi ile TÜFE arasında yüksek korelasyon olduğunu, arama hacminin TÜFE şoklarına pozitif tepki verdiğini göstermektedir. Hassani ve Silva (2018), yaptıkları çalışmada Google Trend verilerinin enflasyon tahminlemede daha iyi sonuçlar verebileceğini ama bu konuda daha fazla çalışma ile bu sonucun desteklenmesi gerektiğini ifade etmektedirler. Bicchil & Durai (2019), Hindistan için yaptıkları çalışmada Google Trend aracılığıyla elde edilen enflasyon beklentilerinin rasyonellik kriterlerini karşıladığını ve gerçek zamanlı internet aramalarının para politikası belirlenme süreçlerine katkı sağlayabileceği sonuçlarına ulaşmışlardır. Sahu & Chattopadhyay (2020), Hindistan'da internet aramalarının enflasyon beklentileri üzerine bir miktar etkisi olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Zapata & Ciro (2020) Kolombiya'da internette Merkez Bankası, Piyasa Sepeti ve Yaşam Maliyeti kelimelerinin arama endeksini kullanarak enflasyon beklentileri

üzerindeki anlaşmazlıkları tespit etmeye çalışmışlardır. Çalışma sonucunda, tüketicilerin Google üzerinden elde ettikleri bilgiler ile enflasyon beklentileri üzerindeki anlaşmazlıklarını azalttıkları tespit edilmiştir. Jha & Sahu (2020), Hindistan için Yeni Keynesyen Philips eğrisine dayalı enflasyon tahmini yapmış ve internet aramasına dayalı enflasyon beklentisinin hane halkı enflasyon beklentisine dayalı anketlerden ve AR(1) gibi geleneksel tahmin yöntemlerine göre daha iyi sonuçlar verdiğini söylemektedirler. Hariadhy vd. (2022), Endonezya'da Google Trend verilerini kullanarak finansal teknoloji düzeyini ve bu düzeyin enflasyon oranına etkilerini incelemiştir. Çalışma sonucunda, finansal teknolojinin gelişmesiyle birlikte enflasyon oranlarının azaldığını ve daha stabil hale geldiğini tespit etmişlerdir. Bleher & Dimpfl (2022), Google Trend arama endeksi ile Euro bölgesinde tutarlı bir enflasyon tahmini yapılabileceğini ve yine bu değişkenler aracılığıyla tüketim kredisi artış hacminin de eş zamanlı ilişki içinde olabileceğini bulmuşlardır. Korenok vd. (2022), 37 ülke için yaptıkları araştırma sonucunda yüksek enflasyona sahip ülkelerde internet üzerinden ya da Twitter'dan enflasyon ile ilgili aramaların ya da yazışmaların arttığını ve bu artışın da enflasyonun kontrol edilmesini zorlaştırdığını bulmuşlardır.

1.2. İşsizlik ile İlgili Çalışmalar

İkinci grupta ise, işsizlik oranları ve işsizlikle ilgili kelimelerin internette arama motorlarında aranma hacmi ile ilişkisini inceleyen çalışmalar bulunmaktadır. Fondeur & Karame (2013), Fransa'da Google Trend verilerinin genç işsizlikle ilişkisini Kalman filtresinin değişik bir versiyonunu kullanarak incelemiş ve sonuç olarak, Google Trend verilerinin işsizlik tahminleri için iyi bir yöntem olduğunu tespit etmişlerdir. Chadwick & Şengül (2015), Türkiye için yaptıkları çalışmada, Google Trend verilerinin tarım dışı istihdam verilerini tahmin etmedeki başarısını ölçmeye çalışmışlardır. Elde ettikleri sonuçlar, Google Trend verileri ile oluşturulan modellerin geleneksel modellere göre daha yüksek tahmin düzeyine sahip olduğunu göstermektedir. Naccarato vd. (2018), İtalya'da ki genç işsizlik oranı ve Google arama trendini incelemiştir. Çalışmada, resmi iş gücü anketi ve Google Trend verileri kullanılarak iki farklı model incelenmiştir. Elde edilen sonuçlar Google Trend aracılığıyla oluşturulan modelin anketlere göre ortalamaya daha yakın sonuçlar verdiğini göstermektedir. Nagao vd. (2019), Google Trend verilerinin her zaman işsizlik tahminlerini iyileştirmeye katkıda bulunmadığını ifade etmektedirler. Mihalea (2020) Romanya için yaptığı çalışmada, Google Trend'de işsizlik ile ilgili yapılan arama hacminin işsizlik ile ilişkisinin pozitif olduğunu tespit etmiştir. Panel ekonometrik yöntemler kullanılarak yapılan bu çalışma her Romanya'nın her bir şehrini ve o şehirlerdeki arama hacimlerini dikkate almaktadır. Fajar vd. (2020), Covid-19 pandemisi döneminde Endonezya'da Google Trend verileri ile işsizlik tahmini oluşturmaya çalışmış ve ARIMAX modeli ile yaptıkları analizde işsizlik tahminin geleneksel yöntemlere kıyasla daha başarılı olduğunu ifade etmişlerdir. Sotis (2021) ise Covid-19 döneminde "semptomlar", "işsizlik" ve "haberler" kelimelerinin Google'da aranma sıklığını ve birbirleri ile ilişkisini incelemiştir. Pandemi öncesinde bu kelimeler arasında herhangi bir ilişki tespit edilemezken, pandemi başladıktan sonra işsizlikle ilgili aramalar artarken diğer kelimelerle ilgili aramalar azalmış ama diğer kelimelerin arama hacmi arttığında ise işsizlik kelimesinin arama hacmi de artmıştır. Mulero & Garcia (2021), İspanya'da Google Trend verileri ile geleneksel yöntemleri kıyaslayarak işsizlik tahmini yapmaya çalışmış ve Google Trend arama hacmi ile yapılan analiz sonuçlarının daha başarılı sonuçlar verdiğini belirtmişlerdir. Simionescu & Faura (2022), İspanya ve Portekiz için yaptıkları çalışmada Google Trend verileri işsizlik oranlarına yönelik tahminlerinin iyileştirilmesine yardımcı olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Şentürk (2022) 2005-2020 yılları arasında aylık veriler kullanarak Türkiye'de işsizlik ve Google Trend arama hacmi ilişkisini incelemiştir. Çalışma sonucunda Google Trend verilerinin işsizlik oranını tahmin etmede başarılı sonuçlar verdiğini belirtmiştir.

1.3. İşsizlik ve Enflasyonun Seçmen Davranışlarına Etkisi ile İlgili Çalışmalar

Giriş kısmında yer alan açıklamalar ışığında ilgili literatürde sefalet endeksinin seçmen davranışlarına etkisi de incelenmiştir. Kiewiet (1981), çalışmasında işsizlik kaygılarının seçmenlerin tercihleri üzerinde büyük bir etkiye sahip olduğunu sonucuna ulaşmıştır. Powell & Whitten (1993), enflasyon ve işsizlik verilerinin mevcut hükümetlerin ideolojik görüşü ve popülerliği ile birlikte seçmen kararlarını etkilediğini ifade etmektedir. Veiga & Veiga (2004),

Portekiz'de işsizlik ve enflasyon verilerinin mevcut hükümetlerin performansına göre seçmen kararlarını etkilediğini, gelecekle ilgili beklentilerin ise çok fazla önemsenmediğini ortaya koymaktadır. Bu bilgiler ışığında, karar vericilere hızlı ve tutarlı bilgilerin ulaşmasının önemi de ortaya çıkmaktadır.

İlgili literatür taraması incelendiğinde, genellikle işsizlik ve enflasyon kelimelerinin ayrı ayrı ele alındığı, iki kavramın da oranlarının bileşimiyle oluşturulan Okun'un sefalet endeksinin modellenmediği gözlemlenmiştir. Ayrıca, zaman serilerinde keskin değişimleri dikkate almadan yapılan ekonometrik analizlerde elde edilen sonuçların yanıltıcı olabileceği de göz önünde bulundurularak yapısal kırılmalı birimkök ve eşbütünleşme analizleri tercih edilmiştir. Bu şekilde, yapılan çalışmanın literatüre orijinal bir katkı sağlayabileceği düşünülmüştür.

2. Veriler ve Metodoloji

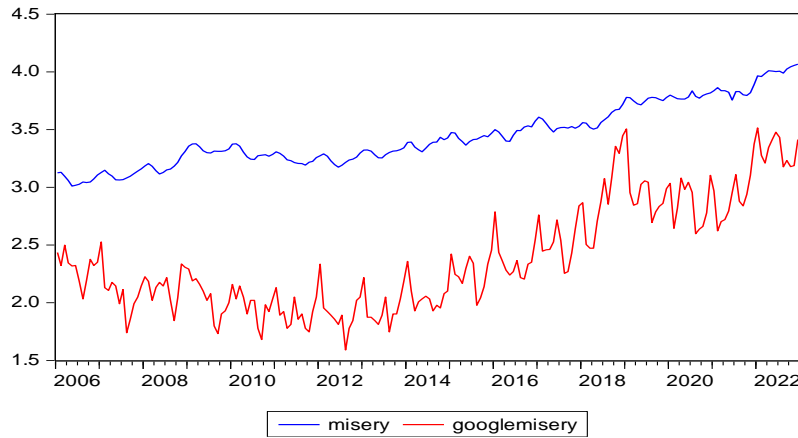
Bu çalışmada, Okun tarafından oluşturulan sefalet endeksi ve Google Trend'de "İşsizlik" ve "Enflasyon" kelimelerinin aranma hacmi endeksi arasındaki ilişki yapısal kırılmayı da dikkate alan modellerle incelenmektedir. Çalışmada Türkiye örneği ele alınmıştır ve incelenen dönem Ocak 2006 ve Aralık 2022 yıllarını kapsayan aylık verilerden oluşmaktadır. Serilerin tamamının doğal logaritması alınmıştır. Değişkenlerle ilgili açıklamalar aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 1: Değişkenlerin tanımları ve alındıkları kaynaklar

Değişkenin Kısaltması	Tam Adı	Alındığı Kaynak
Imisery	Logaritması Alınmış Sefalet Endeksi	The Global Economy
lgooglemisery	Logaritması Alınmış Google Trend'de Yapılan İşsizlik ve Enflasyon Kelimelerinin Aranma Endeksi Toplamıyla Oluşturulmuş Olan Sefalet Endeksi	Google Trend

Çalışmada, değişkenlerin yapısal kırılma altında birim kök içerip içermediği ve yine yapısal kırılma altında eşbütünleşik olup olmadıkları tespit edilmeye çalışılmıştır. Buna ek olarak, değişkenler arasında nedensellik ilişkisinin varlığı Granger nedensellik analizi yardımıyla incelenmiştir. Çalışmaya teşkil eden temel denklem aşağıda verilmiştir.

$$l\text{misery} = \alpha_0 + \alpha_1 l\text{googlemisery} + \varepsilon_t \quad (1)$$



Şekil 1: Değişkenlere ait grafik

Sefalet endeksi ve Google Trend arama hacmi grafikleri incelendiğinde her iki değişkenin de genel anlamda bir artış trendi içerisinde olduğu gözlemlenmektedir. Ancak, Google Trend değişkeninde volatilitenin nispeten daha fazla olduğu söylenebilir.

2.1. Zivot-Andrews Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Yapısal kırılmalar birçok zaman serisinde ortaya çıkabilmektedir. Veriler incelenirken bu kırılmaların göz ardı edilmesi durumunda serilerin durağanlık sonuçlarında tutarsızlıklar ortaya çıkabilir. Eric Zivot ve Donald W.K. Andrews (1992) tarafından geliştirilen, serilerde yapısal kırılmanın bulunduğu, Perron'un birim kök testinin değişik bir versiyonunu önermişlerdir. Yapısal kırılma noktası tespit edildikten sonra ise birim kök sorunu olup olmadığını bulmak için de üç farklı model uygulamışlardır;

$$y_t = a + by_{t-1} + \beta_t + \delta DU_t(\sigma) + \sum_{j=1}^k d_j \Delta y_{t-j} + u_t \quad (\text{Model 1})$$

$$y_t = a + by_{t-1} + \beta_t + \varphi DT_t(\sigma) + \sum_{j=1}^k d_j \Delta y_{t-j} + u_t \quad (\text{Model 2})$$

$$y_t = a + by_{t-1} + \beta_t + \varphi DU_t(\sigma) + \delta DT_t(\sigma) + \sum_{j=1}^k d_j \Delta y_{t-j} + u_t \quad (\text{Model 3})$$

Zivot ve Andrews tarafından oluşturulan bu modellerden birincisi düzeyde kırılmayı, ikincisi eğimde kırılmayı, üçüncüsü ise hem eğim hem de düzeyde meydana gelen kırılmayı temsil etmektedir. $t = 1, 2, 3, 4, \dots, T$ şeklinde devam eden zamanı, T_B kırılma zamanını ifade ederken $(\sigma) = T_B/T$ ($\sigma \in (0.15, 0.85)$) nispi kırılmanın yansıtılmasını temsil etmektedir. Modellerde yer alan DU ortalamadaki kırılmayı, DT de trendde meydana gelen kırılmayı gösteren kukla değişkendir. DU ve DT kukla değişkenleri oluşturulurken, $t > T_B$ durumundayken 1 diğer koşullarda ise 0 değerini almaktadır. Kırılma tarihinin tespit edilmesi için T-2 sayıda regresyon oluşturulur ve b parametresi için en küçük t istatistik değerini veren modeldeki ilgili tarih kırılma zamanı olarak kabul edilir (Glynn vd., 2007:68).

2.2. Gregory- Hansen Yapısal Kırılmalı Eşbütünleşme Analizi

Gregory - Hansen Eşbütünleşme testi, Engle - Granger Eşbütünleşme testinin genişletilmiş bir versiyonudur. Bu teste göre, bilinmeyen yapısal kırılma tarihine ait yapısal kırılma altında eşbütünleşmenin olduğu hipotezine karşın yapısal kırılma altında eşbütünleşmenin olmadığı alternatif hipotez test edilir. Yapısal kırılma tarihi dışsal olarak bilinmediği için bu modelde içsel olarak tahmin edilir (Gamal & Dahalan, 2015: 187-188). Gregory- Hansen eşbütünleşme analizinde ilişkinin tespiti amacıyla üç model sınanmaktadır.

$$Y_t = a_1 + a_2 DU_{tk} + b_1 Z_t + u_t \quad (\text{Model 1})$$

$$Y_t = a_1 + a_2 DU_{tk} + u_3 t + b_1 Z_t + u_t \quad (\text{Model 2})$$

$$Y_t = a_1 + a_2 DU_{tk} + b_1 Z_t + b_2 Z_t DU_t + u_t \quad (\text{Model 3})$$

Bu modellerde Y_t bağımlı değişkeni temsil ederken Z_t ise bağımsız değişkeni ifade etmektedir. a_1 düzeydeki değişimden önceki katsayıyı, a_2 ise kırılma zamanındaki değişimi göstermektedir. b_1 zamandaki kırılmadan önceki eşbütünleşme eğim katsayısını, b_2 ise kırılmadan sonraki eşbütünleşme eğim katsayısını temsil etmektedir. Bütün modellerde eğer $t > k$ ise $DU_{tk} = 1$ değerini almaktadır. Aksi durumda ise kukla değişken 0 değerini almaktadır. Kırılma dönemi ise t istatistiğinin kritik değerlere kıyasla en düşük olduğu noktada seçilmektedir (Gregory & Hansen, 1996: 556).

3. ANALİZ SONUÇLARI

Çalışmanın bu kısmında değişkenler için öncelikle yapısal kırılmayı da içeren Zivot-Andrews birim kök testi uygulanmıştır. Daha sonra da yine yapısal kırılmayı dikkate alan Gregory-Hansen Eşbütünleşme testi yapılmıştır. Seriler arasında eşbütünleşme ilişkisi tespit edildiği için de Granger Nedensellik analizine başvurulmuştur. Elde edilen sonuçlar aşağıda raporlanmıştır.

Tablo 2: Değişkenlerin Düzey Değerleri İçin Yapılmış Zivot - Andrews Birim Kök Testi

Değişken	Imisery	Igooglemisery	%1 cv	%5 cv	%10 cv
Model 1	-4.001582	-3.928310	-5.34	-4.93	-4.58

	(02/2011)	04/2009			
Model 2	-3.341039	-4.381405	-4.80	-4.42	-4.11
	(05/2015)	09/2012			
Model 3	-3.927203	-4.430633	-5.57	-5.08	-4.82
	(02/2011)	02/2012			

Her iki değişkene ait t istatistik değerlerinin kritik değerlerden daha düşük olması durumunda serilerin yapısal kırılma altında durağan olmadıkları yönündeki boş hipotez reddedilebilmektedir. Parantez içerisinde verilen tarihler kırılma zamanını göstermektedir. Serilerin düzey değerleri kullanılarak yapılan Zivot - Andrews birim kök testi sonuçlarına göre değişkenlerin tamamının %1 ve %5 anlamlılık düzeylerinde yapısal kırılma altında durağan olmadıkları gözlemlenmektedir. Igooglemisery değişkeninin, model 2 ve model 3'te yalnızca %10 anlamlılık düzeylerinde yapısal kırılma altında durağan olduğu gözlemlenmektedir. Ancak, anlamlılık düzeyinin düşük olmasından ötürü serilerin birinci farkları alınarak tekrar Zivot - Andrews birim kök testi yapılmıştır.

Tablo 3: Değişkenlerin Birinci Farkları İçin Yapılmış Zivot – Andrews Birim Kök Testi

Değişken	Δ misery	Δ googlemisery	%1 cv	%5 cv	%10 cv
Model 1	-9.205166*	-12.25747*	-5.34	-4.93	-4.58
	(04/2009)	02/2019			
Model 2	-8.916625*	-11.62661*	-4.80	-4.42	-4.11
	(04/2011)	01/2016			
Model 3	-9.269131*	-12.52377*	-5.57	-5.08	-4.82
	(04/2009)	02/2019			

Not: * %1 kritik değerde anlamlı

Her iki değişkenin de birinci farkları alınarak yapılan Zivot – Andrews birim kök testi sonuçları incelendiğinde serilerin tamamının %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerinde yapısal kırılma altında durağan oldukları tespit edilmiştir.

Tablo 4: Gregory – Hansen Eşbütünleşme Analizi Sonuçları

	Kırılma Yılı	t İstatistiği	%1	%5	%10
Model 1	02/2016	-9.524*	-5.13	-4.61	-4.34
Model 2	06/2017	-9.514*	-5.45	-4.99	-4.72
Model 3	08/2012	-9.570*	-5.47	-4.95	-4.68

Not: * %1 kritik değerde anlamlı

Sefalet endeksi ve sefalet endeksinin Google Trend'de aranma hacmi arasındaki eşbütünleşme ilişkisinin tespiti amacıyla yapılan Gregory- Hansen eşbütünleşme analizinin sonuçları incelendiğinde, tüm modellerde elde edilen t istatistik değerlerinin Gregory & Hansen (1996b) çalışmasındaki tabloda verilen kritik değerlerden düşük olduğu gözlemlenmiştir. Yani, tüm modellerde yapısal kırılma altında serilerin eşbütünleşik olmadığı yönündeki H_0 hipotezi

reddedilmektedir. Değişkenlerin yapısal kırılma altında eşbütünleşik olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bu sonuçlar bize değişkenler arasında en az bir nedensellik ilişkisinin var olabileceğini göstermektedir.

Değişkenler arasındaki ilişkinin tespiti amacıyla yapılan birim kök testleri ve eşbütünleşme analizleri sonucunda, her iki değişken arasındaki nedensellik ilişkisinin de ele alınması gerektiği sonucuna ulaşılmıştır. Nedensellik analizine başlamadan önce VAR modeli oluşturulmuş, modelde otokorelasyon ve değişen varyans sorunlarının olmadığı tespit edilmiştir. Hannan Quinn ve Schwarz bilgi kriterlerine göre uygun gecikme sayısı 8 olarak belirlenmiştir. Elde edilen Granger nedensellik analizi sonuçları aşağıda paylaşılmıştır.

Tablo 5: Granger Nedensellik Analizi Sonuçları

	Ki-Kare Değeri	Prob. Değeri
lgooglemisery => lmisery	42.32	0.0000
lmisery => lgooglemisery	77.85	0.0000

Granger nedensellik analizi sonuçlarına bakıldığında, lgooglemisery değişkeninden lmisery değişkenine doğru nedenselliği inceleyen ve birinci değişken ikinci değişkenin nedeni değildir şeklindeki H_0 hipotezi reddedilmektedir. Yani, lgooglemisery lmisery değişkeninin nedenidir. Aynı şekilde lmisery'den lgooglemisery değişkenine doğru nedenselliği inceleyen analiz sonucunda da H_0 hipotezi reddedilmektedir. Her iki durumda da prob. Değerleri %1 anlamlılık düzeyinde anlamlı sonuç vermektedir. Yapılan analiz her iki değişkenin de birbirlerinin Granger nedeni olduğunu göstermektedir.

SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

Dünya'da internet teknolojisinin yaygınlaşması ve kullanımının artması hem hayatı kolaylaştıran bir unsur olarak karşımıza çıkmakta hem de insan davranışlarının analizini yapmada karar vericilere yol gösterebilmektedir. Karar verici pozisyonunda yer alan hükümetlerin vatandaşların beklentilerini ve endişelerini gözlemlemesi hem kendi istikbali hem de vatandaşların refahı açısından önemli bir husustur. Vatandaşların mevcut yönetime bakış açısını belirleyen en önemli ekonomik faktörler ise "işsizlik" ve "enflasyon" olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu iki kavram kullanılarak geliştirilen Okun'un sefalet endeksi, vatandaşların yöneticilere karşı olan beğeni durumunu işaret edebilecek göstergeler olarak sayılabilir.

Bu çalışmada, sefalet endeksi ve sefalet endeksinin bileşenleri olan enflasyon ve işsizlik kelimeleri ile Google arama motorunda aranma hacmi arasındaki ilişki incelenmeye çalışılmıştır. Yapılan yapısal kırılmayı da dikkate alan Zivot- Andrews birim kök testi sonuçları serilerin birinci farkında durağan olduğunu göstermektedir. Yine yapısal kırılmayı dikkate alan Gregory-Hansen eşbütünleşme analizi sonuçları da tüm serilerin yapısal kırılma altında eşbütünleşik olduğunu ifade etmektedir. Son olarak, Granger nedensellik analizi sonucunda da değişkenlerin birbirlerinin Granger nedeni olduğu gözlemlenmiştir.

Elde edilen sonuçlar, yalnızca bu iki değişkenin birbirinin nedeni olduğunu gösterse de, Türkiye'de özellikle 2016 yılından itibaren gözlemlenen döviz kuru şokları enflasyonun yükselmesinde önemli bir sebep olarak gösterilmektedir. Enflasyon oranında meydana gelen bu artışın internet aramalarında bir artışa neden olduğu ve yükselen enflasyon oranları nedeniyle insanların fiyat artış korkusuna kapılarak hareket ettikleri değerlendirilebilir. Yani, bir nevi enflasyon sarmalının ortaya çıkmış olması muhtemeldir. Üretici fiyatlarda ortaya çıkan yükselişin devamlı olacağı korkusuna kapılarak maliyet artışı olmasa dahi fiyatları artırma eğilimine girmiş olabilecektir. İşsizlik oranları ise enflasyon oranlarına nazaran daha stabil bir seyir izlemektedir. Özellikle doğal işsizlik oranının OECD ortalamasının yaklaşık dört puan üzerinde olması dikkate alındığında, işsizlik rakamlarının stabil kalmasında önemli bir rol oynadığı söylenebilir. 2019 yılına kadar %10 civarlarında olan işsizlik oranları, 2019 yılı başında %15 seviyelerine çıkmış ve günümüze ise tekrar %10 seviyelerine yaklaşmıştır. Pandemi sürecinde Türkiye'de uygulanan düşük faiz yüksek kur politikası ile yatırımların azalmaması adına özellikle enflasyon oranında

artışın tercih edildiği söylenebilir. Bu nedenle de işsizlik oranının 2019 yılı başından itibaren düşüş eğilimine girdiği gözlemlenmektedir.

Elde edilen tüm bu sonuçlar, Türkiye'de enflasyon ve işsizlik ile ilgili kararlar alınırken internet arama motorlarının da dikkate alınmasının yararlı olabileceğini göstermektedir. Karar vericiler, para ve maliye politikaları konusunda geliştirecekleri politikaları vatandaşların da fikirlerini gözlemleyerek kararlaştırmaları kendi ikballeri ve vatandaşın refahı açısından da rahatlatılabilecektir. Bu çalışma sonucunda elde edilen bulgular, TCMB'nin enflasyon beklentilerini ölçerken ankete alternatif olarak Google Trends vb. arama motorlarını da dikkate almasının yararlı olabileceğini göstermektedir. Ayrıca, çalışmada ulaşılan sonuçlar ışığında Türkiye'de enflasyon olgusunun işsizlikten daha fazla oranda sefalet endeksini etkilediğini söylemek mümkündür. Enflasyon oranını azaltıcı para ve maliye politikaları uygulanarak sefalet endeksini daha düşük seviyelere indirmek mümkün olabilecektir.

KAYNAKÇA

Anzoátegui-Zapata, J. C., & Galvis-Ciro, J. C. (2020). "Disagreements in Consumer Inflation Expectations: Empirical Evidence for a Latin American Economy". *Journal of Business Cycle Research*, 16, 99-122.

Bicchieri, M., & Raja Sethu Durai, S. (2019). "Rationality of Inflation Expectations: An Interpretation of Google Trends Data". *Macroeconomics and Finance in Emerging Market Economies*, 12(3), 229-239.

Blanchflower, David G. (2007). "Is Unemployment More Costly than Inflation?" *NBER Working Paper*, 13505.

Bleher, J., & Dimpfl, T. (2022). "Knitting Multi-Annual High-Frequency Google Trends to Predict Inflation and Consumption". *Econometrics and Statistics*, 24, 1-26.

Chadwick, M. G., & Sengül, G. (2015). "Nowcasting the unemployment rate in Turkey: Let's ask Google". *Central Bank Review*, 15(3), 15.

Da, Z., Engelberg, J., & Gao, P. (2015). "The sum of all FEARS investor sentiment and asset prices". *The Review of Financial Studies*, 28(1), 1-32.

Dadgar, Y., & Nazari, R. (2018). "The Impact Of Economic Growth And Good Governance On Misery Index in Iranian Economy". *European Journal of Law and Economics*, 45(1), 175-193.

Di Tella, R., MacCulloch R. J. & Oswald A.J. (2001). "Preferences over Inflation and Unemployment: Evidence from Surveys of Happiness". *The American Economic Review*. Sayı:91(1). 335-341.

Fajar, M., Prasetyo, O. R., Nonalisa, S., & Wahyudi, W. (2020). "Forecasting Unemployment Rate in the Time of COVID-19 Pandemic Using Google Trends Data (case of Indonesia)". *International Journal of Scientific Research in Multidisciplinary Studies*, 6(11), 29-33.

Fondeur, Y., & Karamé, F. (2013). "Can Google Data Help Predict French Youth Unemployment?". *Economic Modelling*, 30, 117-125.

Gamal, A. A. M., & Dahalan, J. (2015). "Estimating the Size of the Underground Economy in the UAE: Evidence from Gregory-Hansen Cointegration Based Currency Demand Approach". *Review of Integrative Business and Economics Research*, 4(3), 183.

GLYNN, John, PERERA, Nelson ve VERMA, Reetu (2007). "Unit Root Tests and Structural Breaks: A Survey With Applications" (<http://ro.uow.edu.au/commpapers/455/>)

Google, (2023), <https://trends.google.com/trends/>, Erişim Tarihi: 13/09/2023

GREGORY, Allan W. ve Hansen Bruce E. (1996). "Test for Cointegration in Models with Regime and Trend Shifts", *Oxford Bulletin of Economics and Statics*, 58, 99-126

- Hariadhy, R. P., Danutirta, A. S., & Lubis, M. (2022, September). "Implementation of Data Science Algorithm for Monthly Inflation Prediction Based on Financial Technology Awareness Levels". *In 2022 10th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM)* (pp. 01-05). IEEE
- Hassani, H., & Silva, E. S. (2018). "Forecasting UK Consumer Price Inflation Using Inflation Forecasts". *Research in Economics*, 72(3), 367-378.
- Jha, S., & Sahu, S. (2020). "Forecasting Inflation for India With the Phillips Curve: Evidence From Internet Search Data". *Economics Bulletin*, 40(3), 2372-2379.
- Kiewiet, D. R. (1981). "Policy-Oriented Voting in Response to Economic Issues". *American Political Science Review*, 75(2), 448-459.
- Korenok, O., Munro, D., & Chen, J. (2022). "Inflation and Attention Thresholds". *Available at SSRN 4230600*.
- Li, X., Shang, W., Wang, S., & Ma, J. (2015). "A MIDAS Modelling Framework for Chinese Inflation Index Forecast Incorporating Google Search Data". *Electronic Commerce Research and Applications*, 14(2), 112-125.
- Mihaela, S. (2020). "Improving Unemployment Rate Forecasts at Regional Level in Romania Using Google Trends". *Technological Forecasting and Social Change*, 155, 120026.
- Mulero, R., & García-Hiernaux, A. (2021). "Forecasting Spanish Unemployment With Google Trends And Dimension Reduction Techniques". *SERIEs*, 12(3), 329-349.
- Naccarato, A., Falorsi, S., Loriga, S., & Pierini, A. (2018). "Combining Official and Google Trends Data to Forecast the Italian Youth Unemployment Rate". *Technological Forecasting and Social Change*, 130, 114-122.
- Nagao, S., Takeda, F., & Tanaka, R. (2019). "Nowcasting of the US Unemployment Rate Using Google Trends". *Finance Research Letters*, 30, 103-109.
- Powell Jr, G. B., & Whitten, G. D. (1993). "A cross-national Analysis of Economic Voting: Taking Account of The Political Context". *American journal of political science*, 37(2), 391-414.
- Sahu, S., & Chattopadhyay, S. (2020). "Epidemiology of Inflation Expectations and Internet Search: An Analysis for India". *Journal of Economic Interaction and Coordination*, 15, 649-671.
- Simionescu, M., & Cifuentes-Faura, J. (2022). "Can Unemployment Forecasts Based on Google Trends Help Government Design Better Policies? An Investigation Based on Spain And Portugal". *Journal of Policy Modeling*, 44(1), 1-21.
- Sotis, C. (2021). "How do Google Searches For Symptoms, News and Unemployment Interact During COVID-19? A Lotka-Volterra Analysis of Google Trends Data". *Quality & quantity*, 55(6), 2001-2016.
- Şentürk, G. (2022). "Can Google Search Data Improve the Unemployment Rate Forecasting Model? An Empirical Analysis for Turkey". *Journal of Economic Policy Researches*, 9(2), 229-244.
- TÜİK, (2023a), (<https://data.tuik.gov.tr/Kategori/GetKategori?p=enflasyon-ve-fiyat-106&dil=1>, Erişim Tarihi: 13/09/2023)
- TÜİK, (2023b), (<https://data.tuik.gov.tr/Kategori/GetKategori?p=istihdam-issizlik-ve-ucret-108&dil=1>, Erişim Tarihi: 13/09/2023)
- Veiga, F. J., & Veiga, L. G. (2004). "The Determinants of Vote Intentions in Portugal". *Public Choice*, 118(3-4), 341-364.
- Wei, Y., Zhang, X., & Wang, S. (2017, December). "Can Search Data Help Forecast Inflation? Evidence From A 13-Country Panel". *In 2017 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)* (pp. 4184-4188). IEEE.
- World Bank, (2023a) (<https://data.worldbank.org/indicator/FP.CPI.TOTL.ZG?end=2022&start=1960&view=chart>, Erişim Tarihi: 13/09/2023)

World Bank, (2023b),
(<https://data.worldbank.org/indicator/SL.UEM.TOTL.ZS?end=2022&start=2012&view=chart>,
Erişim Tarihi: 13/09/2023)

Worthington, A. C., & Pahlavani, M. (2007). "Gold Investment as an Inflationary Hedge: Cointegration Evidence with Allowance for Endogenous Structural Breaks". *Applied Financial Economics Letters*, 3(4), 259-262.

Zivot, E. ve Donald W. K. Andrews (1992), "Further Evidence on the Great Crash, The Oil- Price Shock, and the Unit-Root Hypothesis", *Journal of Business and Economic Statistics*, 10(3), 25-44

EXTENDED ABSTRACT**GENİŞLETİLMİŞ ÖZET****DO SOME WORD SEARCHES ON GOOGLE AFFECT THE MISERY INDEX?**

Giriş ve Çalışmanın Amacı (Introduction and Research Purpose): The misery index, which was developed by Arthur Okun and represents the sum of unemployment and inflation, is an important indicator that represents the welfare level of citizens living in a country. Developments in information and communication technologies have made it easier for people to research these factors via the Internet. These studies are presented as a new variable by data providers. The Google Trend service has been an important data source in this area. Search frequencies on Google are prepared as an index. This index represents people's curiosity about the related word. This study aims to determine the effect of people's interest in the words unemployment and inflation on the misery index in Turkey.

Kavramsal/kuramsal çerçeve (Literature Review): There were no studies directly related to the subject in the databases examined on the search volumes of the misery index and the components that make up the misery index, which are discussed in this study on Google. In the relevant literature, studies on the search volume and inflation rate of the word unemployment and unemployment on the internet and the search volumes of the word inflation on the internet can be found. Li et al. (2015), Wei et al. (2017), and Sahu & Chattopadhyay (2020) have determined that the search index of the word inflation has an effect on inflation. Fondeur & Karame (2013), Chadwick & Şengül (2015), and Naccarato et al. (2018), on the other hand, reveals that the volume of unemployment searches on Google is a successful variable in estimating the unemployment rate. Since there is no study on the misery index and internet search index in the relevant literature, this study will help to close this gap in the literature..

Yöntem ve Bulgular (Methodology and Findings): In this study, Google Trend Unemployment and Inflation search index and misery index variables were used for Turkey. The period of January 2006-December 2022 is analyzed. Considering that the series may undergo sudden changes in some periods, models that take into account the structural break were preferred. According to the unit root test, the series were found to be stationary at the first difference. According to the Gregory-Hansen cointegration test, it was determined that the variables were cointegrated under structural break. Granger causality analysis shows that both variables are the cause of each other.

Sonuç ve Öneriler (Conclusions and Recommendation): These results show that it may be beneficial to consider internet search engines while making decisions about inflation and unemployment in Turkey. Decision makers will be able to make decisions about monetary and fiscal policies by observing the opinions of the citizens, which will relieve them in terms of their own well-being and the welfare of the citizens.

KATKI ORANI BEYANI VE ÇIKAR ÇATIŞMASI BİLDİRİMİ

Sorumlu Yazar <i>Responsible/Corresponding Author</i>	Dr. Öğr. Üyesi Süleyman GÜRBÜZ			
Makalenin Başlığı <i>Title of Manuscript</i>	Google'da Yapılan Bazı Kelime Aramaları Sefalet Endeksini Etkiler mi?			
Tarih <i>Date</i>	22/08/2023			
Makalenin türü (Araştırma makalesi, Derleme vb.) <i>Manuscript Type (Research Article, Review etc.)</i>	Araştırma Makalesi			
Yazarların Listesi / List of Authors				
Sıra No	Adı-Soyadı <i>Name - Surname</i>	Katkı Oranı <i>Author Contributions</i>	Çıkar Çatışması <i>Conflicts of Interest</i>	Destek ve Teşekkür (Varsa) <i>Support and Acknowledgment</i>
1	Süleyman GÜRBÜZ	% 100	Çıkar çatışması bulunmamaktadır.	