

Türkiye GSYH büyümesinin MIDAS ile şimdi tahmini* **

Güzin Bayar

Türkiye Cumhuriyeti Ticaret Bakanlığı

e-posta: bayarg@ticaret.gov.tr

ORCID: 0000-0003-2061-7043

Melekgül Kargı

Türkiye Cumhuriyeti Ticaret Bakanlığı

e-posta: kargim@ticaret.gov.tr

ORCID:0009-0009-5129-5957

Baki Ozan Kuş

Türkiye Cumhuriyeti Ticaret Bakanlığı

e-posta: b.kus@ticaret.gov.tr

ORCID:0009-0002-9371-2340

Özet

GSYH büyümesi ekonominin durumunu ve potansiyelini gösteren önemli bir gösterge olarak algılanmaktadır ve ekonomik birimler büyüme oranlarını yakın şekilde takip etmektedir. Ancak pek çok ülkede GSYH istatistikleri hem çeyreklik sıklıkta, hem de oldukça gecikmeli olarak açıklanmaktadır. Bu durum ekonomistleri geçmiş fakat henüz istatistiği açıklanmamış yakın dönemin “şimdi tahmin”lerini yapmaya yönlendirmiştir. Bu konuda geniş bir iktisat yazını oluşmaya başlamıştır ve çok sayıda yeni teknik geliştirilmiştir.

Bu çalışmada, Türkiye GSYH büyümesinin şimdi tahmini bu alanda yeni geliştirilen ve sıklıkla kullanılmaya başlanan tahmin tekniklerinden MIDAS (karma veri örnekleme-mixed data sampling) teknikleriyle yapılmaktadır. MIDAS, çeyreklik veriyi daha sık yayımlanan aylık, haftalık, hatta günlük veriler aynı denklemde kullanılarak tahmin etme imkanı vermektedir. Çalışmamızda temel MIDAS modellerinin statik faktör modelleri ile genişletilmiş bir hali olan FADL-MIDAS (Faktör Otoregresif Gecikmesi Dağıtılmış-MIDAS) denklemi kurulmuştur ve

* Submitted/Geliş: 01.02.2024, Accepted/Kabul: 24.05.2024

** Çalışmada yer alan görüşler yazarlara aittir. Türkiye Cumhuriyeti Ticaret Bakanlığı'nın resmi görüşünü yansıtmaz ve Bakanlığı bağlamaz.

ARMA ve köprü modelleri ile karşılaştırılmıştır. FADL-MIDAS modeli iki aşamada tahmin edilmektedir. Birinci aşamada reel ekonomiye ve finansal kesime ait çok sayıda verinin faktörleri statik temel bileşenler yöntemi (principal components analysis) ile bulunmuştur. Buradan elde edilen temel bileşenler, bağımlı değişkenin gecikmeli değerleri ile birlikte denklemde kullanılmış ve denklem doğrusal olmayan en küçük kareler yöntemi ile tahmin edilmiştir.

Analiz sonuçları Türkiye GSYH büyümesinin tahmininde kendi gecikmeli değerleri ile reel kesime ait aylık sıklıkta açıklanan cari dengenin, kapasite kullanım oranının, cari işlemler hesabı hizmet gelirleri kaleminin, ihracatın, işsizlik oranının, istihdam oranının, otomobil üretim rakamlarının, reel kurların, sanayi üretim endeksinin ve seyahat gelirlerinin temel bileşenlerinin en iyi sonuçları verdiğini göstermektedir. Analiz sonuçları FADL-MIDAS modelinin MIDAS, köprü ve ARMA modellerinin hepsinden daha iyi tahmin performansı gösterdiğine işaret etmektedir.

Anahtar kelimeler: GSYH, MIDAS, temel bileşenler analizi, doğrusal olmayan en küçük kareler.

JEL kodları : C22, O11.

1. Giriş

Ekonomik büyüme iktisat yazınının başlangıcından bu yana iktisatçıların en çok ilgilendiği konulardan biri olmuştur. Dünyanın hemen her ülkesinde yüksek büyüme oranlarına ulaşmak hükümetlerin önemli hedeflerinden biri olmaktadır. Politika yapıcılar için GSYH büyümesi önemli ekonomik başarı kriterlerinden biridir. Kalkınmanın tek şartı GSYH büyümesi olmasa da, en önemli şartlarından biri ve ekonominin mevcut durumunu gösteren önemli bir gösterge olarak algılanmaktadır ve büyüme oranları ekonomik birimler tarafından yakın bir şekilde takip edilmektedir.

Pek çok ülkede GSYH istatistikleri hem çeyreklik sıklıkta, hem de oldukça gecikmeli olarak açıklanmaktadır. Örneğin GSYH'nin ilk resmi tahmini ABD ve İngiltere'de referans çeyreğin bitiminden bir ay sonra yayımlanmaktadır; Avro Bölgesinde bu süre daha da uzundur, bir ay artı 2-3 haftayı bulmaktadır (Banbura, vd., 2013). Türkiye'de biten çeyreğin GSYH verileri 2 ay sonra açıklanmaktadır. Bu durum ekonomistleri geçmiş fakat henüz istatistiği açıklanmamış yakın dönemin "şimdi tahmin"lerini yapmaya yönlendirmiştir. Bu konuda geniş bir iktisat yazını oluşmaya başlamıştır ve çok sayıda yeni teknik geliştirilmiştir.

Bu alanda yeni geliştirilen tekniklerden biri karma veri örnekleme-MIDAS" (mixed data sampling) yöntemidir. MIDAS modelleri Ghysels vd. (2002), Ghysels, vd. (2007), Andreou et al. (2010, 2013), Clements ve Galvao (2008, 2009), tarafından tanımlanmış ve geliştirilmiştir. Avrupa ve Amerika kıtasında pek çok ülkenin GSYH büyümesini tahmininde kullanılan model, Türkiye'de yeni yeni GSYH büyümesinin tahmininde kullanılmaya başlamıştır. Kazdal ve Gül (2021), Akkoyun ve Günay (2012), Günay (2018), Yamak, Samut ve Koçak (2018), Doğan ve Midiliç

(2017) statik temel bileşenler modelinin ve karma veri örnekleme-MIDAS modelinin çeşitli formlarını Türkiye verisine uygulamıştır.

Bu çalışmanın amacı, Türkiye GSYH büyümesinin şimdi tahminini bu alanda en çok kullanılan tahmin tekniklerinden “statik faktör modeli” (static factor model) ve “karma veri örnekleme-MIDAS” (mixed data sampling) tekniklerinin bir bileşimi olan “faktör otoregresif gecikmesi dağıtılmış-MIDAS” (factor autoregressive distributed lag, FADL-MIDAS) yöntemiyle tahminini yapmaktır. MIDAS yöntemi yeni geliştirilmekte olan bir yöntem olup Türkiye’nin GSYH büyüme oranının MIDAS ile tahminini yapan az sayıda çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmanın literature katkısı 2007-2023 yılları arasındaki son dönemi ele alması ve FADL, MIDAS, köprü ve ARMA modellerinin sonuçlarını karşılaştırmasıdır.

Türkçe literatürde GSYH tahminlerine ilişkin çok sayıda çalışma bulunmaktadır. Uzun vadeli GSYH tahmini ve uzun vadeli GSYH büyümesinin sağlanması özellikle hükümetler için çok önemli konulardır. Ancak pek çok ekonomik birim çeşitli kararları için çok kısa vadeye, henüz istatistikleri açıklanmamış içinde bulunulan çeyreğe veya gelecek bir iki çeyreğe ilişkin tahminlere ihtiyaç duymaktadır. Özellikle son yıllarda kısa dönemli ekonometrik tahminlerde kullanılan ekonometrik yöntemler uzun dönemli GSYH tahminlerinde kullanılan ekonometrik yöntemlerden farklılaşmaktadır. MIDAS yöntemleri bu farklı yaklaşımlardan biridir ve pek çok ülkede çok yakın dönemin GSYH büyümesini tahmin etmekte başarılı olduğu gösterilmiştir. Bu çalışmanın amacı söz konusu yöntemlerin Türkiye GSYH büyümesinin kısa dönemli hareketlerini tahmin etmekte ne kadar başarılı olduğunu, geleneksel yöntemler ile karşılaştırarak ortaya koymaktır.

Çalışmanın 2. kısmında faktör modelleri ile MIDAS modelleri hakkındaki literatür taramasına yer verilmekte, 3. kısımda veriler ve yöntem anlatılmakta, 4. kısımda tahmin sonuçları verilmekte ve birbirleri ile karşılaştırılmakta ve 5. kısımda genel değerlendirmelere yer verilmektedir.

2. Literatür taraması

GSYH büyümesi ekonomik aktörleri en çok etkileyen makro ekonomik değişkenlerden biri olması sebebiyle iktisat yazınının başlangıcından bu yana en çok incelenen konulardan biri olmuştur. Harrod (1939)-Domar (1946) ve Solow (1956)-Swan (1956), Ramsey (1928) bu konudaki öncü çalışmalardır. Bu iktisatçılar neoklasik yaklaşıma sahipti ve büyümeyi uzun vadeli bir bakış açısıyla ele alarak işgücündeki niteliksel ve niceliksel değişim, sermaye stokundaki değişim, doğal kaynaklardaki değişim ve teknolojik gelişme ile açıklamaya çalışmışlardı. Burada teknolojik gelişme dışsal olarak ele alınmaktaydı ve politik kararların büyüme üzerindeki etkisi büyük ölçüde göz ardı edilmekteydi.

Neo klasik yaklaşım üretim faktörlerinin azalan verimliliği varsayımı altında, gelişmiş ekonomilerde sermaye bol olduğundan sermayenin getirisinin azalacağını, diğer taraftan, gelişmekte olan ülkelerde emek bol, sermaye ise kıt olduğundan sermayenin getirisinin daha yüksek olacağını, dolayısıyla sermayenin, daha yüksek getiri arayışı içinde zengin ülkelerden gelişmekte olan ülkelere akacağını ve böylelikle gelişmekte olan ülkelerin daha hızlı büyüyerek zaman içinde gelişmiş ülkelerin milli gelir seviyesine yakınlaşacağını öngörür. Zaman içinde bu modellerin gerçek dünyayı açıklamakta yetersiz kaldığı görüldüğünden, içsel büyüme modelleri daha çok kabul görmeye başlamıştır. İçsel büyüme modellerinde teknoloji sistem içinde üretilir ve teknolojinin devlet politikalarından, Ar-Ge yatırımlarından, insan kaynaklarının eğitim seviyesinden ve pek çok diğer faktörden etkileneceği göz önünde bulundurulur. İçsel büyüme modellerinin öncüleri arasında Romer (1986), Baumol (1986), Barro (1990), Rebelo (1991), Lucas (1988) sayılabilir.

Başlangıçta iktisat literatürü daha ziyade uzun vadeli büyümenin belirleyicilerine ve gelişmekte olan ülkelerin yüksek gelirli ülkeleri yakalaması için politika tavsiyelerine odaklanırken, bu konular hala önemini korumakla birlikte, özellikle son dönemde kısa vadeli tahminlere olan ihtiyaç da artmıştır. Küreselleşme, finansal piyasaların gelişimi, artan uluslararası ticaret gibi faktörler iktisadi faaliyetlerin hızını artırmış, ekonomik birimler karar verebilmek için yakın döneme ilişkin verilere ve tahminlere de daha fazla ihtiyaç duymaya başlamıştır. Son yıllarda bu ihtiyaca cevap vermek üzere kısa dönemli GSYH büyüme tahminleri de yaygınlık kazanmış ve bu alanda yeni tahmin teknikleri geliştirilmeye başlanmıştır. GSYH verilerinin pek çok ülkede çeyreklik olarak, yer yer 2-3 ay gecikmeli olarak yayımlanması, diğer taraftan, GSYH ile ilişkili pek çok makroekonomik değişkenin istatistiklerinin daha hızlı toplanabilmesi, birçoğunun aylık olarak açıklanması, bu verilerden GSYH tahmininde nasıl yararlanabileceğinin araştırılmasını gündeme getirmiştir.

Çeyreklik GSYH verilerini aylık veya daha sık yayımlanan verilerle tahmin için ilk geliştirilen yöntemler arasında köprü yöntemleri sayılabilir. Köprü modelleri basitçe, çeyreklik bazdaki GSYH büyümesini tahmin için daha sık yayımlanan verileri de ortalamalarını (ya da verinin niteliğine göre toplamlarını) alarak çeyreklik baza getirmekte ve denkleme bütün değişkenler çeyreklik bazda girmektedir. Bu yöntemle yapılan çalışmalara Iacoviello (2001), Baffigi vd. (2004), Golinelli ve Parigi. (2007), Giannone vd. (2006) ve Angelini vd. (2008), Diron (2008), Ferrara, Guegan ve Rakotomalahy (2010), Golinelli and Parigi (2014) örnek gösterilebilir. Ayrıca ekonomi yazınında GSYH büyümesinin tahmininde sıklıkla AR, ARIMA ve VAR modelleri de kullanılmaktadır. AR ve ARIMA modelleri GSYH büyümesindeki zaman bağımlılıklarını, VAR modelleri ise

değişkenler arasındaki korelasyonları ve GSYH büyümesi ile bağımsız değişkenler arasındaki geribildirimleri (feedback) gözönünde bulundurması sebebiyle tercih edilen modellerdir.

Son dönemde statik faktör modelleri (static factor models) ve dinamik faktör modelleri (dynamic factor models) ile karma veri örnekleme (Mixed Data Sampling-MIDAS) gibi şimdi tahmin (nowcast) yöntemleri geliştirilmiştir ve bu yöntemlerin özellikle GSYH büyümesinin kısa vadeli tahminlerinde iyi performans gösterdiği ortaya konmuştur.

Şimdi tahminde yakın zamanda ayrıca çeşitli makine öğrenmesi (machine learning) teknikleri de kullanılmaya başlanmıştır; güçlendirme, regresyon ağaçları ve rassal ormanlar, regresyon eğrileri, destek ve alaka vektör makineleri, sinir ağları, k-en yakın komşular (boosting, regression trees and random forests, regression splines, support and relevance vector machines, neural networks, k-nearest neighbors) gibi (Fornaro ve Luomaranta, 2020).

2.1. Statik ve dinamik faktör modelleri

Makroekonomik zaman serilerinin tahmininde bazen aday bağımsız değişkenler çok sayıda olabilir. Öyle ki bazen, tahmin edilmek istenen bağımlı değişkenle ilişkili olabilecek bağımsız değişken sayısı N , zaman gözlem sayısını, T 'yi aşabilir. Bu tür bir yüksek boyut sorununu aşmak için modeli, N sayıdaki değişkeni, bu değişkenlerin ortak varyansını en iyi şekilde temsil edebilecek birkaç gözlemlenemeyen saklı (latent) değişkene indirgenerek basitleştiren yöntemler önerilmiştir. Yöntemi ortaya atan ve geliştiren çalışmalar (Stock ve Watson, 2002a ve 2002b; Bernanke ve Boivin, 2003; Boivin ve Ng, 2005; Forni vd., 2005; Giannone, Reichlin, and Small, 2008; D'Agostino ve Giannone, 2012) geleneksel ekonometrik modellere göre daha iyi tahmin sonuçları verdiğini göstermiştir. Giannone, Reichlin, and Small (2008) faktörlerin temel bileşenler analizi ve Kalman filtresi kullanarak GSYH şimdi tahmin modeli kurmuş ve tahmin performansının iyileştiğini göstermiştir; ilk kez dinamik faktör modelini geliştirmiş ve ABD verisine uygulamıştır.

Faktör yüklemeleri her bir değişkenin ortak faktörün varyasına katkısını temsil etmektedir (Delajara, Alvarez ve Tirado, 2016). Girardi, Gayer ve Reuter (2015)'in belirttiği gibi, faktör modelleri tek tek değişkenlerin eksikliklerini (ölçüm hataları gibi) gidermekte; bir kaç zaman serisi yerine çok sayıda değişkenin içerdiği bilgiyi özetleyerek içerdikleri önemli miktarda bilgiyi modele dahil etmektedir.

Sonrasında çok sayıda çalışmada bu yöntem kullanılarak performansı geleneksel modellerle kıyaslanmıştır. Liebermann (2014) ABD ekonomisi için faktör model tahmini yapmakta ve tahmin performansının özellikle şimdi tahminde güçlü olduğunu, AR modellerinin tahmin performansının üzerinde olduğunu, ancak

tahmin ufku uzaklaştıkça tahmin performansının azaldığını göstermektedir. Delajara, Alvarez ve Tirado (2016) Meksika için faktör bazlı şimdi tahminlerinin profesyonel tahmin kuruluşlarının uzlaşım tahminlerinden daha iyi performans gösterdiğini tespit etmiştir. Galvez-Soriano (2019) Meksika'nın GSYH'sını tahmin etmekte kurduğu iki köprü modelinin ortalamasının dinamik faktör modellerinden ve temel bileşenler analizinden daha iyi sonuç verdiğini göstermiştir; diğer taraftan dinamik faktör modelleri de AR ve PCA modellerinden daha iyi sonuç vermektedir.

Cepni vd. (2019) Brezilya, Endonezya, Meksika, Güney Afrika Cumhuriyeti ve Türkiye'nin GSYH'larını tahmin eden çalışmalarında dinamik faktör modelleri ve AR modelleri kullanmış ve bağımsız değişkenler arasında çeşitli ekonomi politikası, ticaret politikası, para politikası belirsizlikleri göstergelerinden elde edilmiş faktörleri de dahil etmişlerdir. Belirsizlik endekslerinin tahmin performansını iyileştirdiğini gözlemlemişlerdir. Cepni vd. (2019)'ye göre, dünya ekonomilerinin artan oranda ticaret ve finansal bağlarının güçlenmesi, ekonomiler arasında şokların taşmasını, (spillover effects) birbirine geçişkenliğini sağlamaktadır; ayrıca sürpriz değişkenlerin tahminlerde etkili olması ekonomik birimlerin beklentilerinin büyüme üzerinde önemli etkisinin olduğunu göstermektedir.

Soybilgen ve Yazgan (2021) ABD ekonomisinin büyüme oranlarını tahmin ettikleri çalışmalarında dinamik faktör modelleri ile makine öğrenmesi modellerini birleştirmiştir. Analiz sonuçları ağaç temelli topluluk (tree-based ensemble) modellerinin lineer dinamik faktör modellerinden daha iyi performans gösterdiğine işaret etmektedir. Yazarlara göre reel değişkenlerden elde edilen faktörler finansal değişkenlerden ve fiyat değişkenlerinden elde edilen faktörlere kıyasla çok daha yüksek etkiye sahiptir; ancak 2008-2009 krizini takiben finansal değişkenlerden ve fiyat değişkenlerinden elde edilen faktörlerin etkileri artmıştır.

Faktör modellerinin tahmini iki aşamada yapılır; birinci aşamada bağımsız değişkenlerin saklı faktörleri tahmin edilir. İkinci aşamada bağımlı değişkenin bu faktörlerin üzerine regresyonu yapılarak tahmin denklemi elde edilir. Faktör modelleri çok sayıda göstergedeki bilgiyi az sayıdaki gözlemlenemeyen temel bileşenle özetlemektedir; bu amaçla static temel bileşenler modelleri (Stock ve Watson, 2002a) veya dinamik faktör modelleri (Forni vd., 2000, 2005) kullanılmaktadır. Statik faktör modelleri değişkenlerin varyans-kovaryans matrisine dayalı standart temel bileşenler analizi kullanarak gizli (latent) faktörleri belirlerken, dinamik faktör modelleri ters Fourier dönüşümü (inverse Fourier transform) yaparak temel bileşenleri belirlemektedir. Statik faktör modellerinde faktörlerin dinamikleri üzerine parametrik bir yapı empoze edilmemektedir (Girardi, Gayer ve Reuter, 2015).

Connor ve Korajczyk (1986,) konuyu statik bir modelde incelemekte ve kesitlerin hata terimleri arasında (zayıf) korelasyonlar bile olsa, faktörlerin temel

bileşenler yöntemiyle tutarlı bir şekilde tahmin edilebileceğini söylemektedir (N sonsuza giderken). Stock ve Watson (2002a, 2002b) yöntemin tahmin performansını AR ve VAR modellerine kıyasla önemli ölçüde iyileştirdiğini göstermiştir. Stock ve Watson (2002a) ayrıca temel bileşenler tahmininin faktör yüklemelerindeki küçük ve rassal kaymalara karşı dirençli (robust) olduğunu belirtmiştir; istikrarsızlık (instability) temel bileşenler tahmininin tutarlılığını etkilememektedir.

Girardi, Gayer ve Reuter (2015)'in ve Naser (2015)'in özetlediği gibi, bazı çalışmalar dinamik faktör modellerinin statik faktör modellerinden daha üstün olduğu görüşünderken (Schumacher, 2007; Eickmeier and Ziegler, 2008) D'Agostino and Giannone (2012) iki modelin birbirine çok yakın sonuçlar verdiğini bulmuştur. Dinamik faktör modelleri daha az varsayıma dayanan daha sofistike modellerdir ve bu sebeple teorik açıdan daha tercih edilebilir olsa da Boivin and Ng (2005)'nin gösterdiği gibi statik temel bileşenler modelleri tanımlama hatalarına karşı daha dirençlidir (daha az yardımcı (auxiliary) parametre tanımlaması gerektirdiğinden) (Naser, 2015). Ayrıca, Stock ve Watson (2002a)'nın gösterdiği gibi standart temel bileşenler analizi ile kurulan statik faktör modelleri zamanda ve kesitler arasında (zayıf) korelasyon bulunması durumunda bile tutarlı tahmin yapmaya imkan vermektedir.

Bu çalışmada statik faktör modelleri ile MIDAS modellerinin bir bileşimi olan FADL-MIDAS modelleri kullanılarak analizler yapılmış ve sonuçları ADL-MIDAS ve geleneksel modellerden elde edilenlerle karşılaştırılmıştır.

Statik faktör analizinin MIDAS'a dahil edilmesinde Stock ve Watson (2002a)'ın yaklaşımı kullanılmıştır. İlk aşamada N tane değişkenin temel bileşenler analizi (principal components analysis) ile tahmin edilen ortak faktörleri, ikinci aşamada büyüme denkleminin tahmininde kullanılır. Örneğin y_t tahmin edilecek zaman serisi ise (bu analizde GSYH büyümesi) ve X_t sayısı N'i bulan olası açıklayıcı değişenlerse, (X_t, y_{t+h}) tahmin modeli aşağıdaki gibi temsil edilebilir:

$$X_t = \Lambda F_t + \varepsilon_t \dots \dots \dots (1)$$

$$y_{t+h} = \beta_F F_t + \beta_\omega \omega_t + e_{t+h} \dots \dots \dots (2)$$

Burada ε_t rassal hata terimini ($N \times 1$ boyutunda) h tahmin ufkunu, ω_t gözlemlenebilir değişkenleri (y_t 'nin gecikmeli değerleri gibi) ve e_{t+h} ise tahmin hatasını göstermektedir. T zamanında eldeki veriler $t=1, \dots, T$ dönemi arasındaki y_t , X_t ve ω_t olup, amaç y_{t+h} y_t tahmin etmektir (Stock ve Watson, 2002a). Burada gerek ilk denklemde, gerekse ikinci denklemde ortak faktörlerin gecikmeli değerleri de modele dahil edilebilir (Stock ve Watson, 2002a).

2.2. MIDAS

MIDAS modelleri, düşük frekanslı veriyi yüksek frekanslı veri ile tahmin etmekte etkin bir yöntemdir. GSYH verileri pek çok ülkede, bu arada Türkiye’de de çeyreklik olarak toplanır ve oldukça gecikmeli olarak yayımlanırken, GSYH ile yüksek korelasyona sahip ve tahmininde kullanılabilir çok sayıda değişken aylık, haftalık veya günlük olarak toplanmakta ve biten dönemi çok daha kısa sürede takip ederek yayımlanmaktadır. Bu değişkenlerden örneğin sanayi üretimi, kapasite kullanım oranı, enflasyon, tüketici güven endeksi, gibi veriler aylık, krediler, kredi kartı harcamaları haftalık, faizler, kurlar, petrol ve diğer emtia fiyatları, dış ticaret gibi veriler günlük olarak toplanmaktadır.

Köprü modellerinin dezavantajı, yüksek frekanslı verideki GSYH tahmini için çok faydalı olabilecek bilgiyi toplulaştırarak tahmin performansına katkıda bulunmasını engellemesidir. MIDAS modelleri diğer taraftan, yüksek frekanslı, aylık, haftalık veya günlük veriyi toplulaştırmadan doğrudan regresyona dahil etmekte ve bu verilerin hangi ağırlıkla denkleme gireceğine modelin karar vermesini sağlayarak basit bir ortalama veya toplam alma yerine tahmin performansını en iyileştirecek şekilde ağırlıklandırılmasını sağlamaktadır. Modelin bu özelliği onun pek çok analizde köprü modelleri, AR, ARDL vb. gibi modellere göre daha iyi tahmin performansı göstermesine sebep olmaktadır. Doğan ve Midiliç (2017) Türkiye verisinde, Naser (2015) Bahreyn verisinde, Marcellino ve Schumacher (2010) Almanya verisinde MIDAS tahminin geleneksel yöntemlere göre daha iyi tahmin sonuçlarına ulaştırdığını göstermiştir.

MIDAS modelleri Ghysels, Santa-clara, and Valkanov (2002), Ghysels, Sinko ve Valkanov (2007), Andreou vd. (2008, 2009), Kourtellos (2010 ve 2013) tarafından tanımlanmış ve geliştirilmiştir. Clements ve Galvao (2008)’yu takip ederek MIDAS modelini aşağıdaki gibi tanımlayabiliriz. Model, ARDL modellerine benzer şekilde, bağımlı değişken y_t ’yi, bağımsız değişkenler x_t ’in ve gecikmeli değerlerinin üzerine regres etmektedir. Tek açıklayıcı değişken ve bir dönem sonraki tahmin için MIDAS modeli aşağıdaki şekilde tanımlanmıştır (Clements ve Galvao, 2008):

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 B(L^{1/m}; \theta) x_{t-1}^{(m)} + \varepsilon_t^{(m)} \dots \dots \dots (3)$$

$$\text{Burada } B(L^{1/m}; \theta) = \sum_{k=0}^K B(k; \theta) L^{k/m} \text{ ve } L^{k/m} x_{t-1}^{(m)} = x_{t-1-k/m}^{(m)}$$

Denklemden t, bağımlı değişkenin zaman birimini (bu çalışmada çeyreklik), m daha sık örneklem frekansını (örneğin y çeyreklik, x aylık iken m=3) temsil etmektedir ve $L^{1/m}$ daha sık frekans üzerinde operatördür (Clements ve Galvao, 2008).

B, bağımsız değişkenlerin ağırlık katsayısıdır. Genellikle Exponential Almon Lag veya Beta lag ile parametrize edilir. K gecikmesinin ağırlığı, iki hiperparameterli Exponential Almon Lag modelinde aşağıdaki gibidir. Hiperparameter sayısı artırılabilir : $\theta_1 \dots \dots \theta_p$

$$B(k; \theta) = \frac{\exp(\theta_1 k + \theta_2 k^2)}{\sum_{k=1}^K \exp(\theta_1 k + \theta_2 k^2)}$$

Ağırlık fonksiyonu olarak Beta fonksiyonu da kullanılabilir. Fonksiyonun iki parametresi vardır; θ_1 ve θ_2

$$B(k; \theta_1, \theta_2) = \frac{f\left(\frac{k}{K}, \theta_1, \theta_2\right)}{\sum_{k=1}^K f\left(\frac{k}{K}, \theta_1, \theta_2\right)}$$

Burada $f(x, a, b) = \frac{x^{a-1}(1-x)^{b-1}\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)}$ ve $\Gamma(a) = \int_0^\infty e^{-x} x^{a-1} dx$

Ağırlık fonksiyonu tahmin edilecek parametre sayısını azaltıp tahmini kolaylaştırmak için kullanılmaktadır. Örneğin, çeyreklik bir bağımlı değişkeni günlük veri ile tahmin etmek istersek, bir çeyreğin içindeki yaklaşık 66 iş gününün her biri için ayrı gecikme ve ayrı ağırlıklar koymak istersek serbestlik derecesi çok azalacaktır; onun yerine Exponential Almon Lag veya Beta lag gibi bir varsayım yapmak, bir kaç hiperparameter ile bu sorunu çözecektir; ağırlıklar model içinde belirlendiği için toplulaştırma sapmasının da önüne geçilmiş olacaktır (Doğan ve Midiliç, 2017). Denklem lineer olmayan en küçük kareler (non-linear least squares) yöntemi ile tahmin edilmektedir.

Sonrasında MIDAS'ın bağımlı değişkenin gecikmeli değerlerinin de modele dahil edildiği ve böylece zaman bağımlılıklarının da göz önünde bulundurulduğu autoregressive distributed lag MIDAS (ADL-MIDAS), modelleri geliştirilmiştir. Clements ve Galvao (2008), Ghysels vd. (2004)'in önerdiği modeli geliştirerek aşağıdaki formda tahmin etmeyi önermektedir :

$$y_t = \beta_0 + \lambda y_{t-1} + \beta_1 B(L^{1/m}; \theta)(1 - \lambda L)x_{t-1}^{(m)} + \varepsilon_t^{(m)} \dots \dots \dots (4)$$

λ katsayısı, diğer katsayılarla beraber doğrusal olmayan en küçük kareler ile tahmin edilmektedir.

Çok sayıda bağımsız değişkenin bulunduğu durumlarda bu değişkenlerin ortak varyansını özetleyen faktörlerin denkleme dahil edildiği faktör-genişletilmiş MIDAS (factor augmented MIDAS (FA-MIDAS)) versiyonları da geliştirilmiştir (Marcellino ve Schumacher, 2010). “Faktör Genişletilmiş MIDAS (“Factor augmented MIDAS”) yönteminde bağımsız değişkenler arasında çeyreklik değişkenlerin temel bileşenler (principal components) yöntemiyle elde edilen faktörleri de modele dahil edilmektedir. Böylece hem denklemin boyutu küçültülebilmekte, hem de tahmin performansı iyileştirilmektedir.

Ya da daha sofistike olarak hem bağımlı değişkenin gecikmeli değerlerini hem de faktörleri denkleme dahil ederek faktör otoregresif gecikmesi dağıtılmış “factor autoregressive distributed lag MIDAS” (FADL-MIDAS) denklemleri de kurulmaktadır. Faktör genişletilmiş MIDAS modelleri iki aşamada tahmin edilmektedir. Birinci aşamada faktörler statik temel bileşenler yöntemi ile tahmin edilir. Buradan elde edilen, bağımsız değişkenlerin ilk r temel bileşeni denklemde bağımsız değişkenler olarak kullanılır ve denklem aynı şekilde doğrusal olmayan en küçük kareler yöntemi ile tahmin edilir.

MIDAS modellerinin gecikme uzunluğunun kaç olması gerektiğine çeşitli bilgi kriterlerine (Akaike Information Criteria, Bayesian Information Criteria, Schwarz Information Criteria, Bai ve Ng Criteria...) bakarak karar verilmektedir. Inoue ve Kilian (2006) ile Stock ve Watson (2002b) Bayesian bilgi kriterini kullanmanın iyi sonuç verdiğini göstermişlerdir ancak diğer bilgi kriterleri de kullanılabilir. Cepni vd. (2019) literatürde genellikle bir veya iki faktörün ve bir veya iki gecikmenin kullanıldığını, çok sayıda faktörün kullanıldığı aşırı parametrize edilmiş modellerin genellikle iyi performans göstermediğini belirtmektedir.

Çeşitli MIDAS modellerinin tahmin performansı genellikle kök ortalama hata kareleri (root mean squared error-RMSE) kullanılarak karşılaştırılmaktadır.

MIDAS yöntemleri özellikle son yıllarda GSYH büyümesinin şimdi tahmininde yaygın olarak kullanılmaya başlamıştır. Ferrara ve Marsilli (2017) dünya ekonomisinin %80’ini temsil eden 37 ülkenin verisini FA-MIDAS yöntemiyle incelemekte ve GSYH büyüme tahminlerini IMF World Economic Outlook tahminleriyle kıyaslamaktadır. Tahminlerinin özellikle 4-11 ay öncesinde, yani Ocak’tan Eylül’e kadar önemli tahmin doğruluğu kazanımları sağladığını göstermişlerdir. Yazarlara göre böylece FA-MIDAS tahmini, dünya ekonomisi ile ilgilenen herkes için IMF WEO’ya güvenilir ve zamanında bir tamamlayıcı oluşturabilmektedir. Naser (2015) Bahreyn GSYH büyümesini MIDAS modelleri ile tahmin etmekte ve en iyi tahmin sonuçlarını yansıtılmış (projected) FA-MIDAS modelinin verdiğini göstermektedir. Faktör tabanlı MIDAS modellerinden üç

faktörlü model en iyi sonuçları vermektedir. MIDAS ağırlıklarından ise en iyi sonuçları exponential distributed lag'ın verdiği gözlemlenmiştir. Chernis ve Sekkel (2017) Kanada'nın GSYH büyümesinin şimdi tahminini DFM ve MIDAS yöntemleriyle yapmıştır. Analiz sonuçları DFM modelinin AR ve köprü modelleri gibi geleneksel alternatiflerden, ayrıca MIDAS yönteminden de daha iyi sonuç verdiğini göstermektedir. Jarret ve Meunier (2022) yıllık ve çeyreklik dünya GSYH'sını aylık ve haftalık verilerle FA-MIDAS yöntemiyle tahmin etmektedir. Analiz sonuçları FA-MIDAS tahmininin özellikle kriz dönemlerinde AR modellerinden daha iyi sonuç verdiğini göstermektedir.

Şimdi tahmin (nowcast) yöntemlerinin teorik çerçevesini ve ampirik uygulamalarını ortaya koyan çalışmaların geniş bir literatür taraması için Banbura vd (2013)'e ve Bok, vd. (2018)'a bakılabilir.

Türkiye GSYH büyümesinin DFM ve MIDAS ile şimdi tahminine ilişkin olarak son dönemde yeni yeni bir literatür oluşmaktadır. Kazdal ve Gül (2021) Türkiye GSYH'sını 2005 Şubat-2020 Mayıs dönemi için 40 adet aylık gösterge kullanarak faktör MIDAS yöntemi ile tahmin etmektedir. Yazarlar faktör MIDAS modelinin daha basit MIDAS modellerinden daha iyi sonuç verdiğini ve “düzensiz uç” (ragged edge) özelliklerini göz önünde bulundurmanın tahmin performansını iyileştirdiğini göstermektedir. Doğan ve Midiliç (2017) Türkiye GSYH büyümesinin 2000/Ç2-2016/Ç2 dönemi için MIDAS ile şimdi tahminini yapmaktadır. Bu amaçla 204 günlük finansal veri serisini kullanmaktadır. Veriler arasında emtia fiyatları, hisse senedi fiyatları, küresel ve yerel risk göstergelerini içeren seriler yer almaktadır. Sonuçlar finansal serileri tahminde kullanmanın ve MIDAS ile günlük verilerdeki bilgileri tahminde doğrudan içermenin tahmin performansını önemli ölçüde iyileştirdiğini göstermektedir.

Akkoyun ve Günay (2012) Türkiye GSYH büyümesinin durum-uzay (state-space) modelini kurmakta ve Kalman filtreleme yöntemiyle tahmin etmektedir. Çalışma 2008Ç1-2012Ç2 dönemini içermektedir ve hem aylık, hem çeyreklik veriler bir arada kullanılmaktadır. Tahmin sonuçları, Kalman filtreleme yöntemi kullanılarak ve PMI endeksinin bağımsız değişkenler arasında dahil edildiği modelin tahmin performansının basit AR modeline ve sadece reel kesime ait değişkenlerin kullanıldığı modellere göre daha iyi olduğunu göstermektedir. Yazarlar ayrıca reel ekonomiye ilişkin değişkenlerden sanayi üretim endeksinin, ihracat ve ithalat miktar endekslerinin de GSYH büyümesi denkleminde yüksek tahmin gücüne sahip olduğunu göstermişlerdir.

Günay (2018) 1987-2017 arasındaki yıllık GSYH büyümesini çeyrekten çeyreğe GSYH ve aydan aya sanayi üretimi ve dolar kuru değişimleri ile MIDAS ve MIDAS-ADL yöntemleri kullanarak tahmin etmektedir. Yazar, şimdi tahmin hatalarının yıl sonuna doğru azaldığını göstermektedir.

Yamak, Samut ve Koçak (2018), Türkiye'nin 2010Ç1-2016Ç4 çeyreklik GSYH büyüme rakamlarını MIDAS yöntemi ile haftalık ve aylık getiri farkları bağımsız değişkenler olmak üzere tahmin etmiştir.

Bu çalışma hem 2007-2023 yılları arasındaki daha yakın dönemi içermekte hem de finansal, reel ve uluslararası değişkenlerin Türkiye GSYH büyümesinin tahmini üzerindeki etkilerini FADL-MIDAS yöntemi ile incelemekte ve geleneksel yöntemlerle karşılaştırmasını yapmaktadır.

3. Veriler ve yöntem

Bu çalışmada Türkiye'nin 2007Ç1-2023Ç3 arası GSYH verileriyle büyüme denklemi tahmin edilmektedir.

GSYH verileri TÜİK'ten alınmıştır. Bağımsız değişkenler ve veri kaynakları Tablo 1'de yer almaktadır.

Stock ve Watson (2002b)'yi takip ederek bütün serilerin önce birim kökü sınanmış; durağan olmayan, $I(1)$ değişkenlerin yüzde değişimi alınarak durağan hale getirilmiştir. Değişkenleri durağan hale getirmek için farkları da alınabilirdi ancak büyüme de GSYH'nın yüzde değişimi olduğundan bağımsız değişkenlerin de yüzde değişimleri alınarak durağanlaştırılması tercih edilmiştir. Faktör analizine giren değişkenlerin ortalamalarından farkı alınıp standart sapmalarına bölünerek seriler standart normal $N(0,1)$ seriler haline getirilmiştir. Modellerde kullanılan değişkenlerin birim kök testleri Tablo 2'de gösterilmektedir.

GSYH büyümesi tahmininde etkili olabilecek değişkenler literatürdeki yaklaşımlardan esinlenerek 4 ana başlık altında toplanabilir: i) reel kesime ilişkin değişkenler, ii) finansal kesime ilişkin değişkenler, iii) anketler, iv) uluslararası göstergeler.

Çalışmada kullanılan değişkenler ve veri kaynakları Tablo 1'de, durağanlık testleri Tablo 2'de yer almaktadır. Seviyesinde durağan olmayan serilerin yüzde değişimleri alınmış ve onlar da ADF testine tabi tutularak $I(0)$ hale geldiği görülmüştür.

Tablo 1
Bağımsız Değişkenler ve Kaynakları

<i>Reel Kesim-Aylık Göstergeler</i>	<i>Kaynak</i>
Cari Denge	TCMB
Kapasite Kullanım Oranı	TCMB
Cari Denge Hizmet Gelirleri Hesabı	TCMB
	TCMB
İhracat (cari dolar-genel ticaret sistemi)	TÜİK
	TÜİK
İşsizlik Oranı	TÜİK
İstihdam Oranı	TÜİK
	TÜİK
Binek Otomobil Üretimi (adet)	OSD
	OSD
Reel Döviz Kuru	TCMB
	TCMB
Sanayi Üretim Endeksi	TÜİK
	TÜİK
Cari Denge Seyahat Gelirleri	TCMB
<i>Finansal/Fiyat/Anket-Aylık Göstergeler</i>	<i>Kaynak</i>
Ödemeler dengesi diğer yatırımlar-yükümlülükler hesabı	TCMB
Ödemeler dengesi portföy yatırımları-yükümlülükler hesabı	TCMB
Ekonomik güven endeksi	TÜİK
Kredilerin aylık değişimi	TÜİK
Kısa vadeli dış borçların aylık değişimi	Hazine ve Maliye Bak
M1 para arzının aylık değişimi	TCMB
M2 para arzının aylık değişimi	TCMB
Merkez Bankası Öncü Göstergelerinin yıllık yd	TCMB
Petrol fiyatları	Avrupa Brent Petrol Spot
Reel kesim güven endeksi	TÜİK
TÜFE aylık değişimi	TÜİK
Yİ-ÜFE aylık Değişimi	TÜİK
TCMB Rezervleri Değişimi	TCMB

<i>Çeyreklik Göstergeler</i>	<i>Kaynak</i>
Türkiye GSYH Büyümesi	TÜİK
AB ülkelerinin GSYH'sı	OECD Stat
	OECD Stat
G20 ülkelerinin GSYH'sı	OECD Stat
	OECD Stat
OECD ülkelerinin GSYH'sı	OECD Stat
	OECD Stat
Sanayi Üretim Endeksi	TÜİK
	TÜİK
Ödemeler Dengesi-Seyahat Gelirleri	TCMB
	TCMB
Dünya İthalatı (\$)	DTÖ
	DTÖ
<i>Günlük Göstergeler</i>	<i>Kaynak</i>
BİST 100 endeksi	Borsa İstanbul
	Borsa İstanbul
Petrol fiyatları	Avrupa Brent Petrol Spot
	Avrupa Brent Petrol Spot
<i>Uluslararası Göstergeler</i>	<i>Kaynak</i>
OECD Öncü Göstergeleri_Türkiye	OECD
OECD Öncü Göstergeleri_G20	OECD
OECD Öncü Göstergeleri_4 Büyük AB Ülkesi	OECD

Tablo 2
Değişkenlerin ADF Birim Kök Testleri

<i>Reel Kesim-Aylık Göstergeler</i>	<i>ADF Testi-trendsiz</i>	<i>P-Değeri</i>	<i>ADF Testi-trendli</i>	<i>P-Değeri</i>
Cari Denge	-3.760333	0.004***	-3.969942	0.0112**
Kapasite Kullanım Oranı	-4.036665	0.002***	-4.025768	0.0094***
Cari Denge Hizmet Gelirleri Hesabı	-2.070098	0.257	-3.738174	0.0222**
Cari Denge Hizmet Gelirleri Hesabı-% Değişimi	-3.963298	0.002***	-3.960698	0.0116**
İhracat (cari dolar-genel ticaret sistemi)	-1.554384	0.504	-4.193886	0.0055***
İhracat (cari dolar-genel ticaret sistemi)-% Değişim	-14.35475	0.000***	-14.32555	0.0000***
İşsizlik Oranı	-2.933955	0.0434**	-3.039355	0.1245
İstihdam Oranı	-1.540727	0.5109	-2.362455	0.398
İstihdam Oranı-% Değişimi	-3.485449	0.0094***	-3.485623	0.0439**
Binek Otomobil Üretimi (adet)	-1.310684	0.6245	-1.891194	0.6551
Binek Otomobil Üretimi (adet)-% Değişimi	-3.228466	0.0199**	-3.25836	0.0766*
Reel Döviz Kuru	-0.233231	0.9307	-3.415955	0.0521**
Reel Döviz Kuru-% Değişimi	-9.328514	0.0000***	-9.384078	0.0000***
Sanayi Üretim Endeksi	0.350814	0.9803	-3.047897	0.1222
Sanayi Üretim Endeksi-% Değişimi	-3.751288	0.0041***	-5.067184	0.0002***
Cari Denge Seyahat Gelirleri	-3.416479	0.0116**	-3.940888	0.0123**
Finansal/Fiyat/Anket-Aylık Göstergeler	ADF Testi	P-Değeri	ADF Testi-trendli	P-Değeri
Ödemeler dengesi diğer yatırımlar-yükümlülükler	-10.851	0.000***	-10.82538	0.0000***
Ödemeler dengesi portföy yatırımları-yükümlülükler	-9.894	0.000***	-10.02085	0.0000***
Ekonomik güven endeksi	-3.757	0.004***	-3.765305	0.0204
Kredilerin aylık değişimi	-10.459	0.000***	-10.56779	0.0000***
Kısa vadeli dış borçların aylık değişimi	-11.247	0.000***	-11.27949	0.0000***
M1 para arzının aylık değişimi	-14.959	0.000***	-15.68215	0.0000***
M2 para arzının aylık değişimi	-11.717	0.000***	-12.82889	0.0000***
Merkez Bankası Öncü Göstergelerinin yıllık yd	-3.393	0.012**	-3.469224	0.0456**
Petrol fiyatları	-2.931	0.044**	-3.059283	0.1191
Reel kesim güven endeksi	-4.822	0.000***	-4.851012	0.0005***
TÜFE aylık değişimi	-3.572	0.007***	-4.73111	0.0008***
Yİ-ÜFE aylık Değişimi	-5.681	0.000***	-6.549516	0.0000***
TCMB Rezervleri Değişimi	-12.393	0.000***	-12.36667	0.0000***
Çeyreklik Göstergeler	ADF Testi	P-Değeri	ADF Testi-trendli	P-Değeri
Türkiye GSYH Büyümesi	-4.0632	0.0021***	-4.125589	0.0094***
AB ülkelerinin GSYH'sı	-1.5213	0.5167	-2.250521	0.4542
AB ülkelerinin GSYH'sı-% Değişim	-9.5862	0.0000***	-9.541016	0.0000***
G20 ülkelerinin GSYH'sı	0.0426	0.9586	-3.508765	0.0468**
G20 ülkelerinin GSYH'sı-% Değişim	-10.0802	0.0000***	-8.107268	0.0000***
OECD ülkelerinin GSYH'sı	0.0102	0.9557	-3.608387	0.0368**
OECD ülkelerinin GSYH'sı-% Değişim	-10.0802	0.0000***	-10.17367	0.0000***
Sanayi Üretim Endeksi	0.2899	0.976	-3.310051	0.0741*
Sanayi Üretim Endeksi-% Değişim	-3.9757	0.0028***	-4.007313	0.0134**
Ödemeler Dengesi-Seyahat Gelirleri	-4.5893	0.0004***	-4.928773	0.0009***
Ödemeler Dengesi-Seyahat Gelirleri-% Değişim	-3.3399	0.0172**	-3.370427	0.0648*
Dünya İthalatı (\$)	-1.3172	0.6167	-2.146828	0.5104
Dünya İthalatı (\$)-% Değişim	-2.7641	0.0695*	-2.760669	0.2172
Günlük Göstergeler	ADF Testi	P-Değeri	ADF Testi-trendli	P-Değeri
BİST 100 endeksi	4.2849	1.000	3.180839	1.0000
BİST 100 endeksi-% Değişim	-65.8868	0.0001***	-65.95232	0.0000***
Petrol fiyatları	-2.1866	0.2114	-2.271538	0.449
Petrol fiyatları-% Değişim	-47.9086	0.0001***	-47.91238	0.0000***
Uluslararası Göstergeler	ADF Testi	P-Değeri	ADF Testi-trendli	P-Değeri
OECD Öncü Göstergeleri_Türkiye	-4.8041	0.0001***	-4.797673	0.0006***
OECD Öncü Göstergeleri_G20	-3.7742	0.0038***	-3.726415	0.0228**
OECD Öncü Göstergeleri_4 Büyük AB Ülkesi	-3.6891	0.0050***	-3.662578	0.0273**

***%1 seviyesinde anlamlı, **%5 seviyesinde anlamlı, *%10 seviyesinde anlamlı

Çalışmada 4 ayrı model kurulmuş ve sonuçları karşılaştırılmıştır. İlk model ARMA modelidir. GSYH büyümesi sadece kendi gecikmeli değerleri ve hata terimlerinin gecikmeleri ile tahmin edilmiştir. İkinci model köprü modelidir. GSYH büyümesi OLS ile çeyreklik değişkenler ve aylık değişkenlerin çeyrekliğe çevrilmiş haliyle (değişkenin niteliğine göre toplamları veya ortalamaları alınarak) tahmin edilmiştir. Üçüncü model MIDAS-ADL modelidir. GSYH büyümesi kendi gecikmeli değerleri ile çeyreklik, aylık ve günlük değişkenler birarada kullanılarak MIDAS yöntemiyle tahmin edilmiştir. Dördüncü model MIDAS-FADL modelidir. GSYH büyümesi, çeyreklik, aylık, ve günlük değişkenlerin temel bileşenleri bulunup bağımsız değişkenler olarak modele dahil edildikten sonra MIDAS-FADL yöntemiyle tahmin edilmiştir. Analiz sonuçları GSYH büyümesini tahmin etmekte MIDAS-FADL modelinin en başarılı performansa sahip olduğunu göstermektedir.

4. Regresyon sonuçları

4.1. ARMA modeli

ARMA modelinde GSYH büyümesi kendi gecikmeleri (AR) ve hata terimlerinin gecikmeleriyle tahmin edilmiştir (MA). Diğer değişkenler denkleme dahil edilmemiştir. Yani “verinin kendisi için konuştuğu” en basit model, diğer modellerle karşılaştırma amacıyla ortaya konmuştur. Büyüme modelinin ARMA tahmininde kendi bir ve dört dönem gecikmeli değerleri ile hata terimlerinin iki dönem gecikmeli değerlerinin etkili olduğu görülmektedir. Beklendiği gibi, büyüme oranı güçlü zaman bağımlılığında sahiptir. Ancak %39 uyarlanmış R-karesinin gösterdiği gibi, denklemin açıklayıcı gücü oldukça düşüktür.

Tablo 3
ARMA Modeli Tahmin Sonuçları

Bağımlı Değişken: BUYUME				
<i>Değişken</i>	<i>Katsayı</i>	<i>Std. Hata</i>	<i>t-İstatistiği</i>	<i>Olasılık</i>
C	5.0467	0.9550	5.2846	0.0000
AR(1)	0.4858	0.1154	4.2085	0.0001
AR(4)	-0.2297	0.1159	-1.9823	0.0518
MA(2)	0.388490	0.1315	2.9552	0.0044
R-kare	0.4213	Ort. Bağımlı Değ.		4.9520
Uyarlanmış R-kare	0.3938	Bağımlı Değ. Std. Sapma		5.3756
Regresyon std. Hata	4.1855	Akaike bilgi kriteri		5.7764
Kalıntı kareleri toplamı	1103.642	Schwarz kriteri		5.9080
Log Olasılık	-189.509	Hannan-Quinn kriteri		5.8285
F-istatistiği	15.2906	Durbin-Watson istatistiği		1.8938
Olasılık(F- istatistiği)	0.0000			
Inverted AR Roots	.63+.46i	.63-.46i	-.39-.47i	-.39+.47i
Inverted MA Roots	-.00+.62i		-.00-.62i	

4.2. Köprü modeli

Köprü modelleri literatürde GSYH büyümesi tahmininde ilk geliştirilen modellerdendir. Bu modellerde basitçe, çeyreklik bazdaki GSYH büyümesini tahmin için çeyreklik olarak açıklanan veriler kullanılmakta, daha sık yayımlanan veriler ise ortalamalarını (ya da verinin niteliğine göre toplamlarını) alarak çeyreklik baza getirilip denkleme dahil edilmektedir.

Köprü modeli tahmin sonuçları Türkiye GSYH'sının en çok OECD ülkelerinin GSYH büyümesinden pozitif yönde etkilendiğini, onu Türkiye'nin sanayi üretim endeksinin ve dünya ithalatının yüzde değişimlerinin izlediği görülmektedir. Türkiye GSYH büyümesi ayrıca kendi bir dönem ve iki dönem gecikmeli değerlerinden de etkilenmektedir. Modelin açıklayıcı gücünün ARMA modeline kıyasla oldukça yükseldiği görülmektedir. Uyarlanmış R-kare ARMA modelinde %39 iken köprü modelinde %65'e yükselmiştir.

Tablo 4
Köprü Modeli Tahmin Sonuçları

Bağımlı Değişken: BUYUME				
<i>Değişken</i>	<i>Katsayı</i>	<i>Std. Hata</i>	<i>t-İstatistiği</i>	<i>Olasılık</i>
C	3.88076	0.857558	4.525359	0.0000
YDOECD_GDP	34.68543	17.95289	1.932025	0.0584
YDWORLDIMPEND_WTO(-1)	20.07584	9.535115	2.105464	0.0397
YDSANURET_CEYREKLIK	25.43978	4.957850	5.131213	0.0000
YDSANURET_CEYREKLIK(-3)	20.25926	3.836141	5.281156	0.0000
AR(1)	0.882815	0.133615	6.607133	0.0000
AR(2)	-0.369430	0.133439	-2.768529	0.0076
R-kare	0.6849	Ort. Bağımlı Değ.		4.9392
Uyarlanmış R-kare	0.6511	Bağımlı Değ. Std. Sapma		5.5235
Regresyon std. Hata	3.2624	Akaike bilgi kriteri		5.3204
Kalıntı kareleri toplamı	596.0298	Schwarz kriteri		5.5586
Log Olasılık	-160.594	Hannan-Quinn kriteri		5.4141
F-istatistiği	20.2875	Durbin-Watson istatistiği		1.8300
Olasılık(F- istatistiği)	0.0000			
Inverted AR Roots	.44-.42i	.44+.42i		

4.3. Midas ADL modeli

Midas ADL modelinde detayları Tablo 1’de verilen çok sayıda değişken denenmiş, katsayısı anlamlı çıkmayan değişkenler modelden çıkarılmıştır. Aylık finansal değişkenlerin, anket değişkenlerinin ve uluslararası öncü göstergelerin modele anlamlı bir katkısı olmadığı görülmektedir. Haftalık değişkenlerden kredi kartı harcamalarının, toplam kredilerin, günlük değişkenlerden kurların, Borsa İstanbul 100 endeksinin ve petrol fiyatlarının da modele anlamlı katkıları olmadığından denklemden çıkarılmıştır. Modele iki aylık değişkenin, sanayi üretim endeksinin yüzde değişimi ile seyahat gelirlerinin ve bu değişkenlerin gecikmeli değerlerinin istatistiksel olarak anlamlı katkısı olduğu görülmektedir. Çeyreklik değişkenlerden OECD ülkelerinin GSYH büyümesinin ve dünya ithalatının yüzde artışının pozitif anlamlı katkıları önemlidir. Büyüme oranının kendi bir dönem

gecikmeli değerleri ile dört dönem gecikmeli değerleri diğer modellerde olduğu gibi bu modelde de anlamlı katsayıya sahiptir.

Uyarlanmış R-kare değerinin %76 civarına yükselmesi ARMA ve köprü modellerine göre tahmin performansının önemli oranda iyileştiğini göstermektedir.

Tablo 5
MIDAS ADL Modeli Tahmin Sonuçları

Bağımlı Değişken: BUYUME				
<i>Değişken</i>	<i>Katsayı</i>	<i>Std. Hata</i>	<i>t-İstatistiği</i>	<i>Olasılık</i>
C	0.4139	1.2509	0.3309	0.7421
BUYUME(-4)	-0.2638	0.07385	-3.5716	0.0008
BUYUME(-1)	0.7050	0.0712	9.8958	0.0000
YDWORLDIMPEND_WTO	25.1332	14.5882	1.7228	0.0909
YDOECD_GDP	125.8532	26.3898	4.7690	0.0000
Page: RAY Series: YDSANURET Lags: 3				
PDL01	44.3794	15.5264	2.8583	0.0061
PDL02	-54.2640	20.5051	-2.6464	0.0107
PDL03	12.7914	5.0076	2.5544	0.0136
Page: RAY Series: SEYAHGELIR Lags: 3				
PDL01	0.0178	0.0076	2.3596	0.0221
PDL02	-0.0203	0.0085	-2.3891	0.0205
PDL03	0.0049	0.0020	2.3970	0.0202
R-kare	0.7761	Ort. Bağımlı Değ.		4.9392
Uyarlanmış R-kare	0.7607	Bağımlı Değ. Std. Sapma		5.5235
Regresyon std. Hata	2.7022	Akaike bilgi kriteri		5.0925
Kalıntı kareleri toplamı	423.5012	Schwarz kriteri		5.4667
Log Olasılık	-149.4139	Hannan-Quinn kriteri		5.2397
Durbin-Watson istat.	2.0694			

4.4. FADL-MIDAS (faktör otoregresif gecikmesi dağıtılmış-MIDAS)

FADL-MIDAS modeli için, çeyreklik, aylık, haftalık ve günlük sıklıktaki değişkenlerin temel bileşenler yöntemiyle (principal components analysis) ana bileşenleri bulunmuş, MIDAS denkleminde bu değişkenler kullanılarak tahminler yapılmıştır.

Çeyreklik değişkenlerden AB ülkelerinin, G20 ülkelerinin ve OECD ülkelerinin GSYH'ları, dünya ithalatı, Türkiye'nin sanayi üretimi ve seyahat gelirlerinin temel bileşenleri bulunarak denkleme dahil edilmiştir. Değişkenlerin hepsi I(1) olduğundan yüzde değişimleri alınarak kullanılmıştır. Değişkenlerin birinci temel bileşeninin katsayısı pozitif ve anlamlıdır.

Aylık reel ekonomi değişkenlerinden cari dengenin, kapasite kullanım oranının, cari işlemler hesabı hizmet gelirleri kaleminin, ihracatın, işsizlik oranının, istihdam oranının, otomobil üretim rakamlarının, reel kurların, sanayi üretim endeksinin ve seyahat gelirlerinin ana bileşenleri bulunarak denkleme dahil edilmiştir. Bu değişkenlerden cari denge, işsizlik, seyahat gelirleri ve kapasite kullanım oranları seviyesinde durağan olduğundan seviyelerinde kullanılmış, diğer bütün değişkenler I(1) olduklarından yüzde değişimleri alınarak kullanılmıştır. Sonrasında bütün değişkenler normalize edilmiş ve Ek 1'de anlatılan yöntemle ana bileşenleri bulunmuştur. Değişkenlerin birinci ve ikinci temel bileşeninin ve üçer gecikmeye kadarki gecikmelerinin katsayılarının istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir.

Aylık finansal değişkenlerden ve anket değişkenlerinden ödemeler dengesi finans hesabı diğer yatırımlar-yükümlülükler hesabı, portföy yatırımları-yükümlülükler hesabı, ekonomik güven endeksi, kredilerin aylık değişimi, kısa vadeli dış borçların aylık değişimi, M1 para arzının aylık değişimi, M2 para arzının aylık değişimi, Merkez Bankası Öncü Göstergelerinin yıllık yüzde değişimi, petrol fiyatları, reel kesim güven endeksi, TÜFE aylık değişimi, Yİ-ÜFE aylık değişimi analize dahil edilmiştir. Değişkenlerin hepsi I(0), durağandır. Sonrasında bütün değişkenler normalize edilmiş ve Ek 1'de anlatılan yöntemle ana bileşenleri bulunmuştur. Ancak finansal değişkenlerden ve anket değişkenlerinin her biri büyüme denklemini açıklamada anlamlı katsayıya sahip olmadığı gibi, temel bileşenleri de anlamlı katsayıya sahip olmadığından denklemden çıkarılmıştır.

Benzer şekilde uluslararası değişkenlerden Türkiye, G20 ülkeleri ve 4 büyük AB ülkesinin OECD tarafından hazırlanarak takip edilen öncü göstergelerinin temel bileşenleri bulunmuştur. OECD'nin çeşitli ülke ve bölgeler için hazırladığı bileşik öncü göstergeleri iş çevrimlerinin dönüm noktaları için erken sinyaller vermeyi amaçlamaktadır. Bileşik öncü göstergelerin bileşen serileri o ülke için ekonomik önemi, serinin çevrimsel davranışı, verinin kalitesi, zamanlaması ve erişilebilirliği

kriterleri kullanılarak seçilmektedir¹ Değişkenlerin hepsi $I(0)$, durağandır. Aynı şekilde hepsi normalize edilmiştir. Ancak temel bileşenleri anlamlı katsayıya sahip olmadığından denklemden çıkarılmıştır.

Günlük olarak açıklanan değişkenlerden Bist 100 endeksi ve petrol fiyatları, fark durağan, $I(1)$ seriler olduğundan yüzde değişimleri alınarak kullanılmıştır. Ancak bu değişkenlerin de temel bileşeni anlamlı katsayıya sahip olmadığından denklemden çıkarılmıştır.

Denklemin uyarlanmış R-karesi %84 gibi kısa vadeli denklemler için oldukça yüksek sayılabilecek bir seviyeye çıkmıştır.

Tablo 6
MIDAS-FADL Modeli Tahmin Sonuçları

Bağımlı Değişken: BUYUME				
<i>Değişken</i>	<i>Katsayı</i>	<i>Std. Hata</i>	<i>t-İstatistiği</i>	<i>Olasılık</i>
C	4.3564	0.8005	5.4422	0.0000
BUYUME(-4)	-0.3167	0.0630	-5.0248	0.0000
BUYUME(-1)	0.3965	0.0836	4.7424	0.0000
DUM2009	-2.9095	1.3600	-2.1393	0.0372
PCA_1	1.1971	0.2570	4.6569	0.0000
Page: RAY Series: (PCA_1) Lags: 3				
PDL01	6.0978	0.9283	6.5689	0.0000
PDL02	-7.4371	1.0907	-6.8185	0.0000
PDL03	1.7447	0.2650	6.5847	0.0000
Page: RAY Series: (PCA_2) Lags: 4				
PDL01	-5.8793	1.7651	-3.3308	0.0016
PDL02	4.3418	1.7059	2.5451	0.0140
PDL03	-0.7364	0.3469	-2.1228	0.0386
R-kare	0.8556	Ort. Bağımlı Değ.		4.9237
Uyarlanmış R-kare	0.8454	Bağımlı Değ. Std. Sapma		5.5673
Regresyon std. Hata	2.1886	Akaike bilgi kriteri		4.6752
Kalıntı kareleri toplamı	273.03	Schwarz kriteri		5.0526
Log Olasılık	-133.9307	Hannan-Quinn kriteri		4.8234
Durbin-Watson istat.	1.845030			

¹ OECD (2024), Composite leading indicator (CLI) (indicator). doi: 10.1787/4a174487-en (Accessed on 23 April 2024). OECD öncü göstergeleri hakkında detaylı bilgi için: <https://data.oecd.org/leadind/composite-leading-indicator-cli.htm>

4.5. Modellerin tahmin performanslarının karşılaştırması

Tablo 7’de MIDAS-FADL Modelinin ARMA’ya göre, köprü modeline göre ve MIDAS-ADL modeline göre tahmin performansı istatistikleri yer almaktadır. Tahmin performansı istatistiklerinden kök ortalama hata karesi (RMSE), ortalama mutlak hata (MAE), ortalama mutlak yüzde hatası (MAPE), simetrik ortalama mutlak yüzde hatası (SMAPE), Theil eşitsizlik katsayısı (Theil U1), ve Theil U2 katsayısının her biri azaldıkça tahmin performansının arttığına işaret eder. MAE ve MAPE hariç bütün tahmin performans istatistikleri modelleri en düşük performanslıdan en yüksek performanslıya doğru, ARMA, Köprü, MIDAS-ADL ve MIDAS-FADL modelleri olarak sıralamaktadır. MAE ve MAPE istatistiklerine göre de en düşük performanslı modeller ARMA ve Köprü modelleridir; ancak MIDAS-ADL’nin tahmin performansı MIDAS-FADL’ninkinden daha yüksektir.

Tablo 7
Tahminlerin Değerlendirmesi

Forecast	F-stat	F-prob				
F_ARMA	14.20764	0.0000				
F_KOPRU	10.89545	0.0000				
F_MIDASADL	1.314998	0.2786				
F_MIDASFADL	3.763221	0.0156				
Değerlendirme İsta.						
Forecast	RMSE*	MAE**	MAPE***	SMAPE****	Theil U1*****	Theil U2*****
F_ARMA	4.174788	2.830530	64.92639	55.88726	0.307403	0.787816
F_KOPRU	3.105392	2.354019	58.51553	50.02562	0.222091	0.621870
F_MIDASADL	2.589516	2.052002	44.75314	45.23765	0.180585	0.596369
F_MIDASFADL	2.545125	2.118424	50.62464	42.64285	0.175225	0.487174

* Kök Ortalama Kare Hata

**Ortalama Mutlak Hata

*** Ortalama Mutlak Yüzde Hatası

**** Simetrik Ortalama Mutlak Yüzde Hatası

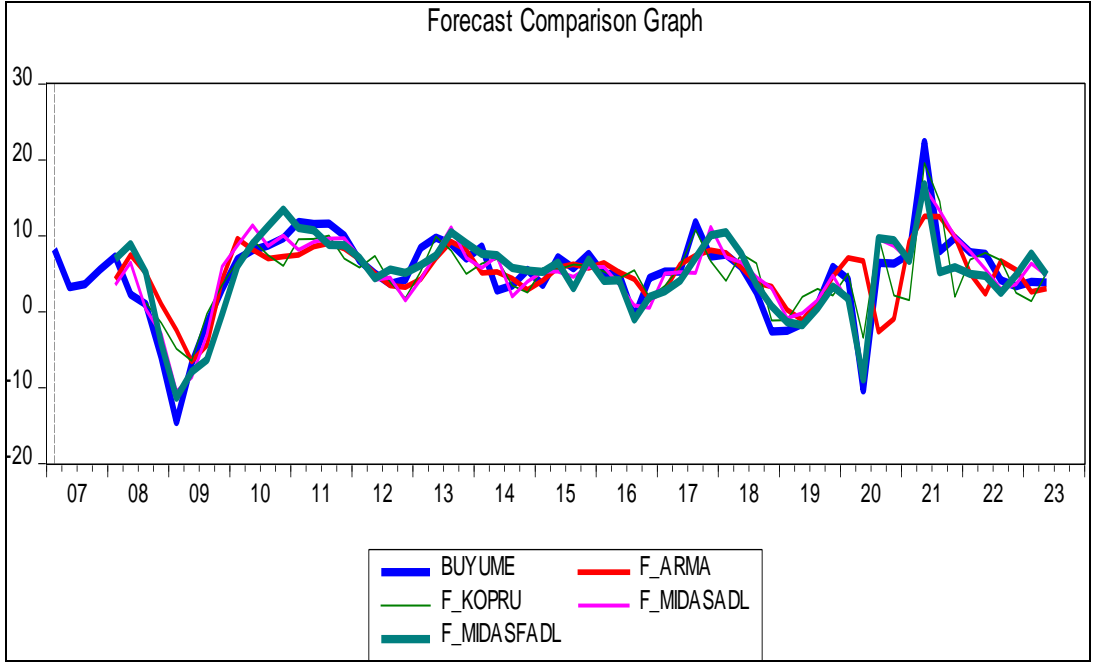
***** Theil Eşitsizlik Katsayısı

***** Theil U2 Katsayısı

Grafik 1, MIDAS-FADL Modelinin ARMA’ya göre, köprü modeline göre ve MIDAS-ADL modeline göre, tahmin performansını göstermektedir. MIDAS-FADL Modelinin kullanılması diğer modellere göre tahmin performansını çok büyük ölçüde iyileştirmektedir. ARMA modelinin uyarlanmış R-karesi %39, köprü modelinin %65, MIDAS-ADL modelinin %76 iken MIDAS-FADL Modelinin R-karesi %85’e kadar ulaşmaktadır.

Grafik 1

Tahmin Performansı-ARMA, Köprü, MIDAS-ADL ve MIDAS-FADL



4.5. Genel değerlendirme ve sonuç

GSYH büyümesi politika yapımcıların ve ekonomik birimlerin karar alma fonksiyonlarında önemli yere sahip olduğundan geniş kesimlerce yakından takip edilmektedir. Diğer taraftan, pek çok ülkede GSYH istatistikleri hem çeyreklik sıklıkta, hem de oldukça gecikmeli olarak açıklanmaktadır. Türkiye’de de biten çeyreğin GSYH verileri 2 ay sonra açıklanmaktadır. Diğer taraftan GSYH ile ilişkili olabilecek, sanayi üretimi, ihracat, krediler, kurlar, emtia fiyatları gibi aylık, haftalık hatta günlük olarak açıklanan pek çok değişken gerçekleşen GSYH’nın tahmininde kullanılabilir. Bu değişkenlerin kullanılarak GSYH’nın yaşanmış ancak henüz istatistiği açıklanmamış dönemin tahmininin yapılmasına yönelik olarak geliştirilen MIDAS modelleri, düşük frekanslı veriyi yüksek frekanslı veri ile tahmin etmekte etkin bir yöntem olarak son dönemde literatürde kullanılmaya başlanmıştır.

MIDAS modelleri, yüksek frekanslı, aylık, haftalık veya günlük veriyi toplulaştırmadan doğrudan regresyona dahil etmekte ve bu verilerin hangi ağırlıkla denkleme gireceğine modelin karar vermesini sağlayarak basit bir ortalama veya toplam alma yerine tahmin performansını en iyileştirecek şekilde

ağırlıklandırılmasını sağlamaktadır. Modelin bu özelliği onun pek çok analizde köprü modelleri, AR, ARDL vb. gibi geleneksel modellere göre daha iyi tahmin performansı göstermesine sebep olmaktadır.

Bu makalede Türkiye'nin GSYH büyümesi ARMA, Köprü modeli, MIDAS-ADL ve MIDAS-FADL modelleri ile tahmin edilmiştir. En iyi tahmin sonuçlarını MIDAS-FADL yöntemiyle yapılan tahmin vermektedir. Bağımsız değişkenler olarak GSYH büyüme oranının kendi gecikmeli değerleri ile reel kesime ait aylık sıklıkta açıklanan cari dengenin, kapasite kullanım oranının, cari işlemler hesabı hizmet gelirleri kaleminin, ihracatın, işsizlik oranının, istihdam oranının, otomobil üretim rakamlarının, reel kurların, sanayi üretim endeksinin ve seyahat gelirlerinin temel bileşenlerinin en iyi sonuçları verdiğini göstermektedir. Çeyreklik değişkenlerden AB ülkelerinin, G20 ülkelerinin ve OECD ülkelerinin GSYH'ları, dünya ithalatı, Türkiye'nin sanayi üretimi ve seyahat gelirlerinin birinci temel bileşeninin katsayısı anlamlı olup, tahmin performansını iyileştirmektedir.

Kaynaklar

- AKKOYUN, H. Ç. ve GÜNAY, M. (2012), "Nowcasting Turkish GDP Growth", *CBRT Working Paper No:12/33*.
- ANDREOU, E., GHYSELS, E., KOURTELLOS, A. (2010), "Regression models with mixed sampling frequencies", *Journal of Economics*, 158(2), 246–261.
- ANDREOU, E., GHYSELS, E., KOURTELLOS, A. (2013), "Should macroeconomic forecasters use daily financial data and how?", *Journal of Business Economics and Statistics*, 31(2), 240–251.
- BAFFIGI, A., GOLINELLI, R., PARIGI, G. (2002), "Real-time GDP Forecasting in the Euro Area", *Bank of Italy Economic Working Papers*, No. 456.
- BANBURA, M., GIANNONE, D., MODUGNO, M., & REICHLIN, L. (2013), "Now-casting and the real-time data flow", içinde: *Handbook of Economic Forecasting*, Vol. 2. (Ed.), G. Elliott and A. Timmermann (pp. 195–237). Amsterdam: Elsevier-North Holland.
- BARRO, R.J. (1990), "Government Spending in a Simple Model of Endogenous Growth", *Journal of Political Economy*, 98(5), 103-126.
- BAUMOL, W. J., (1986), "Productivity Growth, Convergence, and Welfare: What the Long-run Data Show", *American Economic Review*, 76, 1072-85.
- BERNANKE, B. and BOIVIN, J. (2003), "Monetary policy in a data-rich environment", *Journal of Monetary Economics*, 50, 525–546.
- BOIVIN, J. and NG, S. (2005), "Understanding and comparing factor-based forecasts", *International Journal of Central Banking*, 3, 117–151.
- BOK, B., CARATELLI, D., GIANNONE, D., SBORDONE, A. M., & TAMBALOTTI, A. (2018), "Macroeconomic nowcasting and forecasting with big data", *Annual Review of Economics*, 10, 615–643.
- CEPNI, O., GÜNEY, E., SWANSON, N. R. (2019), "Forecasting and nowcasting emerging market GDP growth rates: The role of latent global economic policy uncertainty and macroeconomic data surprise factors", *Journal of Forecasting*, 39, 18–36.

- CHERNIS, T., SEKKEL, R. (2017), “A dynamic factor model for nowcasting Canadian GDP Growth”, *Empirical Economics*, 53, 217–234.
- CLEMENTS, M. ve GALVÃO, A. (2008), “Macroeconomic forecasting with mixed-frequency data: forecasting output growth in the United States”, *Journal of Business & Economic Statistics*, 26, 546–554.
- CLEMENTS, M. ve GALVÃO, A. (2009), “Forecasting US output growth using leading indicators: an appraisal using MIDAS models”, *Journal of Applied Econometrics*, 24, 1187–1206.
- CONNOR, G., AND R. A. KORAJCZYK (1986): “Performance measurement with the arbitrage pricing theory. A new framework for analysis,” *Journal of Financial Economics*, 15, 373–394.
- D’AGOSTINO A, GIANNONE D (2012), “Comparing alternative predictors based on large-panel factor models”, *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 74(2), 306–326.
- DELAJARA, M., ALVAREZ, F. H., TIRADO, A. R. (2016), “Nowcasting Mexico’s Short-Term GDP Growth in Real Time : A Factor Model versus Professional Forecasters”, *Economia*, Fall 2016, 167-182.
- DIRON, M. (2008), “Short-term forecasts of euro area real GDP growth: An assessment of real-time performance based on vintage data”, *Journal of Forecasting*, 27, 371–390.
- DOĞAN, B. Ş. ve MİDİLİÇ, M. (2017), “Forecasting Turkish real GDP growth in a data-rich Environment”, *Empirical Economics*, 56, 367–395.
- DOMAR, E. D. (1946), “Capital Expansion, Rate of Growth, and Employment”, *Econometrica*, 14, 137-147.
- EICKMEIER, S., ZIEGLER, C. (2008), “How successful are dynamic factor models at forecasting output and inflation? A meta-analytic approach”, *Journal of Forecasting*, 27(3), 237–265.
- FERRARA, L. ve MARSILLI, C. (2017), “Nowcasting global economic growth: A factor augmented mixed-frequency approach”, *World Economy*, 42, 846–875.
- FERRARA, L., GUEGAN, D., ve RAKOTOMAROLAHY, P. (2010), “GDP nowcasting with ragged-edge data: A semi-parametric modelling”, *Journal of Forecasting*, 29, 186–199.
- FORNARO, P ve LUOMARANTA, H. (2020), “Nowcasting Finnish real economic activity: a machine learning approach”, *Empirical Economic*, 58, 55–71.
- FORNI M, HALLIN M, LIPPI M, REICHLIN L (2000) The generalized dynamic-factor model: identification and estimation. *Rev Econ Stat* 82(4):540–554
- FORNI, M., HALLIN, M., LIPPI, M. ve REICHLIN, L. (2005), “The generalized dynamic factor model: one-sided estimation and forecasting”, *Journal of the American Statistical Association*, 100, 830–840.
- G’ALVEZ-SORIANO, O. J. (2019), “Nowcasting Mexico’s Quarterly GDP Using Factor Models and Bridge Equations”, *Estudios Economicos*, 35(2), 213-265.
- GIANNONE, D., REICHLIN, L. ve SMALL, D. H. (2008), “Nowcasting: The Real-Time Informational Content of Macroeconomic Data”, *Journal of Monetary Economics*, 55, 665–676. doi:10.1016/j.jmoneco.2008.05.010.
- GIANNONE, D., REICHLIN, L. ve SMALL, D. H. (2006), “Nowcasting GDP and Inflation: The Real-time Informational Content of Macroeconomic Data Releases”, *European Central Bank Working Paper Series*, No. 633.
- GIANNONE, D., REICHLIN, L. ve SIMONELLI, S. (2010), “Nowcasting Euro Area Economic Activity in Real Time: The Role of Confidence Indicators”, *National Institute Economic Review*, No. 210, 90-97.
- GOLINELLI, R., PARIGI, G. (2007), “Using Monthly Indicators to Bridge-Forecast Quarterly GDP for the G7 Countries”, *Journal of Forecasting*, 26(2), 77-94.

- GHYSELS, E., SINKO, A., VALKANOV, R. (2007), "Midas Regressions: Further Results and New Directions", *Econometric Reviews*, 26(1), 53–90.
- GHYSELS, E., SANTA-CLARA, P., ve VALKANOV, R. (2002), "The MIDAS touch: Mixed data sampling regression models", *CIRANO Working Papers*, CIRANO.
- GHYSELS, E., SANTA-CLARA, P., SINKO, A., ve VALKANOV, R. (2004), "MIDAS regressions: Further results and new directions", *mimeo*, Chapel Hill, N.C.
- GIANNONE, D., REICHLIN, L., SMALL, D. H. (2006), "Nowcasting GDP and Inflation The Real-Time Informational Content of Macroeconomic Data Releases", *European Central Bank Working Paper Series*, No:633.
- GIRARDI, A., GAYER, C., REUTER, A. (2015), "The Role of Survey Data in Nowcasting Euro Area GDP Growth", *Journal of Forecasting*, 35, 400–418.
- GOLINELLI, R., & PARIGI, G. (2014), "Tracking world trade and GDP in real time", *International Journal of Forecasting*, 30(4), 847–862.
- GÜNAY, M. (2018), "Nowcasting Annual Turkish GDP Growth with MIDAS", *Research Notes in Economics*, No: 18-10.
- HARROD, R. (1939), "An Essay in Dynamic Theory". *The Economic Journal*, 193, 14-33.
- IACOVIELLO, M. (2001), "Short-term Forecasting: Projections Italian GDP, One Quarter to Two Years Ahead", *IMF Working Paper*, WP/01/109.
- INOUE, A. ve KILIAN, L. (2006), "On the selection of forecasting models", *Journal of Econometrics*, 130, 273–306.
- JARDET, C. ve MEUNIER, B. (2022), "Nowcasting World GDP growth with high frequency data", *Journal of Forecasting*, 41, 1181-1200.
- KAZDAL, A., ve GÜL, S. (2021), "Nowcasting and Short-term Forecasting Turkish GDP: Factor-MIDAS Approach", *TCMB Working Paper No: 21/11*.
- LIEBERMANN, J. (2014), "Real-Time Nowcasting of GDP:A Factor Model vs. Professional Forecasters", *Oxford Bulletin of Economics And Statistics*, 76 (6), 783-811.
- LUCAS, R. E. (1988), "On the Mechanics of Economic-Development." *Journal of Monetary Economics*, 22(1), 3-42.
- MARCELLINO, M. and SCHUMACHER, C. (2010), "Factor MIDAS for Nowcasting and Forecasting with Ragged-Edge Data: A Model Comparison for German GDP", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 72, 4, 518-550.
- NASER, H. (2015), "Estimating and forecasting Bahrain quarterly GDP growth using simple regression and factor-based methods", *Empirical Economics*, 49, 449-479.
- RAMSEY, F. P. (1928), "A Mathematical Theory of Saving". *Economic Journal*, 38 (152), 543–559.
- REBELO, S. (1991), "Long Run Policy Analysis and Long Run Growth", *Journal of Political Economy*, 99, 500-521.
- ROMER, Paul (1986), "Increasing Returns and Long-Run Growth", *Journal of Political Economy*, 4(5), 1002-1037.
- SCHUMACHER, C. (2007), "Forecasting German GDP using alternative factor models based on large datasets", *Journal of Forecasting*, 26(4), 271–302.
- STOCK, J. H. ve WATSON, M. W. (2002a), "Forecasting using principal components from a large number of predictors *Journal of the American Statistical Association*", 97(460), Theory and Methods, DOI 10.1 198101 621450238861 8960.
- STOK, J. H. ve WATSON, W. M. (2002b), "Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes", *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(2), 147-162.

- SOLBERGER, M. ve SPANBERG, E. (2020), “Estimating a Dynamic Factor Model in EViews Using the Kalman Filter and Smoother”, *Computational Economics*, 55, 875–900.
- SOLOW, Robert, (1956), “A Contribution to the Theory of Economic Growth”, *Quarterly Journal of Economics*, 70 (1), 65-68.
- SOYBİLGEN, B., YAZGAN, E. (2021), “Nowcasting US GDP Using Tree-Based Ensemble Models and Dynamic Factors”, *Computational Economics*, 57, 387–417.
- SWAN, T. W. (1956), “Economic Growth and Capital Accumulation”, *Economic Record*, 32, 334-361.
- YAMAK, N., SAMUT, S. ve KOÇAK, S. (2018), “Farklı Frekanslı Veriler Altında Ekonomik Büyüme Oranının Tahmini”, *Ekonomi Bilimleri Dergisi*, 10(1), 34-49.

Extended summary

Nowcast of GDP growth of Türkiye with MIDAS

Abstract

GDP growth is perceived to be an important indicator showing the state and potential of the economy, and economic agents follow growth rates closely. However, in many countries, GDP statistics are announced both quarterly and with considerable delay. This situation has led economists to make "nowcasts" for the near future, whose statistics have not yet been announced. An extensive economic literature has begun to emerge on this subject and many new techniques have been developed.

In this study, the estimation of Türkiye's GDP growth is made with MIDAS (mixed data sampling) techniques, one of the newly developed and frequently used forecasting techniques in this field. MIDAS provides the opportunity to estimate quarterly data by using more frequently published monthly, weekly and even daily data in the same equation. In our study, the FADL-MIDAS (Factor Autoregressive Distributed Lag-MIDAS) equation, which is an extension of the basic MIDAS models with static factor models, was established and compared with ARMA and bridge models. The FADL-MIDAS model is estimated in two stages. In the first stage, the factors of many data belonging to the real economy and the financial sector were found by static principal components analysis. The principal components obtained here were used in the equation together with the lagged values of the dependent variable, and the equation was estimated by the nonlinear least squares method.

The results of the analyses show that best forecast performance is obtained where GDP growth is regressed on own lagged values of GDP and principal components of the current account balance, capacity utilization rate, current account service revenues item, exports, unemployment rate, employment rate, automobile production numbers, real exchange rates, industrial production index, tourism income. Analyses results indicate that the FADL-MIDAS model has better prediction performance than all of the MIDAS, bridge and ARMA models.

Key words: GDP, MIDAS, principal components analysis, nonlinear least squares.

JEL codes : C22, O11.

GDP growth is perceived to be an important indicator showing the current state and potential of the economy, and economic units follow growth rates closely. In the globalized world speed of economic transactions are increased and economic agents need timely information about the situation of the economy. However, in many countries, GDP statistics are announced both quarterly and with considerable delay. This situation has led economists to make "nowcasts" for the near future, whose statistics have not yet been announced. An extensive economic literature has begun to emerge on this subject and many new techniques have been developed.

In this study, the estimation of Türkiye's GDP growth is made with MIDAS (mixed data sampling) techniques, one of the newly developed and frequently used forecasting techniques in this field. MIDAS provides the opportunity to estimate quarterly data by using more frequently published monthly, weekly and even daily data in the same equation. In our study, the FADL-MIDAS (Factor Autoregressive Distributed Lag-MIDAS) equation, which is an extension of the basic MIDAS models with static factor models, was estimated and its forecast performance is compared with ARMA and bridge models.

MIDAS models include high-frequency, monthly, weekly or daily data directly into the regression without aggregation, and enable the model to decide with which weight this data to enter into the equation; thus weighting it in a way that will optimize the prediction performance instead of a simple average or summation. This feature of the model makes it is used in many analyses, and causes better prediction performance than traditional models such as such as bridge models, AR or ARDL models etc.

MIDAS models were defined and developed by Ghysels, Santa-clara, and Valkanov (2002), Ghysels, Sinko, and Valkanov (2007), Andreou, Ghysels, Clements, and Galvao (2008, 2009), Kourtellos (2010 and 2013). Since than the technique began to be used in estimation of near-term GDP growth forecast of many countries. In the recent years it has just started to be used in estimating GDP growth in Türkiye also. Kazdal and Gül (2021), Akkoyun and Günay (2012), Günay (2018), Yamak, Samut and Koçak (2018), Doğan and Midiliç (2017) applied various forms of the static principal components model and mixed data sampling-MIDAS model to Türkiye data.

The aim of this study is to estimate Türkiye 's GDP growth using the " factor autoregressive distributed lag, FADL-MIDAS" technique, which is a combination of the "static factor model" and "mixed data sampling" (mixed data sampling) techniques, which are among the most used forecasting techniques in this field. The contribution of this study to the literature is to estimate GDP growth model of Türkiye using the data for recent period between 2007-2023 and compare the results of FADL-MIDAS model with traditional models of bridge and ARMA.

The FADL-MIDAS model is estimated in two stages. In the first stage, the factors of many variables belonging to the real economy and the financial sector were found by static principal components analysis. The principal components obtained here were used in the equation together with the lagged values of the dependent variable, and the equation was estimated by the nonlinear least squares method.

The results of the analyses show that best forecast performance is obtained where GDP growth is regressed on own lagged values of GDP and principal components of the current account balance, capacity utilization rate, current account service revenues item, exports, unemployment rate, employment rate, automobile production numbers, real exchange rates, industrial production index, tourism income. Analyses results indicate that the FADL-MIDAS model has better prediction performance than all the MIDAS, bridge and ARMA models.