



ARAŞTIRMA MAKALESİ

RESEARCH ARTICLE

MIDAS ve MF-VAR Modelleri ile GSYH Ön Tahmini

Merve AYTEKİN

Türkiye İstatistik Kurumu / Uzman

merve.aytekin@tuik.gov.tr

<https://orcid.org/0000-0001-9856-2746>

Furkan EMİRMAHMUTOĞLU

Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi / Doç. Dr.

f.emirmahmutoglu@hbv.edu.tr

<https://orcid.org/0000-0001-7358-3567>

Özet

Küreselleşen dünya ekonomisi ve yaşanan teknolojik gelişmeler, ekonominin konjonktürel durumunun tespiti doğrultusunda uygun ekonomi politikalarının olabildiğince erken zamanda üretilme zorunluluğunu ortaya çıkarmıştır. Bu amaçla Eurostat öncülüğünde başlatılan çalışmaların başında, ekonominin mevcut durumu hakkında bilgi sağlayan temel göstergelerden olan GSYH ön tahmin çalışmaları yer almaktadır. Ön tahmin uygulamaları ile üç aylık GSYH'nin eldeki mevcut veriler kullanılarak ekonometrik modeller aracılığıyla nihai tahmin döneminden daha erken zamanda hesaplanmasına imkan sağlanmıştır. Bu çalışmada da GSYH çeyreklik büyüme oranının referans dönemin sona ermesinden 45 gün sonra elde edilmesine yönelik Türkiye uygulaması gerçekleştirilmiştir.

$t + 45$ anında GSYH'nin ön tahmininin hesaplanma aşamasında ilk olarak, iktisadi teori çerçevesinde GSYH ile ilişkili 28 tane gösterge belirlenerek göstergelerin zaman serisi özellikleri incelenmiştir. Ön tahmin hesabında, farklı frekanslı verilerde yer alan tüm bilgiyi kullanarak aynı anda modellenmesine olanak sağlayan Almon Polinomlu MIDAS regresyon modelleri ile göstergelerin dinamik etkilerinin denklem sisteminde incelendiği MF-VAR modelleri kullanılmıştır. Belirtilen iki farklı modelden ön tahminler elde edilmiş olup modellerin karşılaştırmalı analizi gerçekleştirilmiştir. Tahmin uzunluklarının tahmin performansına etkisini de değerlendirmek amacıyla örneklem dışı tahminlerde 1 yıllık süreyi kapsayan 4 çeyrek dönem için tahminler elde edilerek RMSE değerleri incelenmiştir. Sonuç olarak kısa ve uzun dönem tahminlerinde MIDAS modellerinin MF-VAR modellerinden daha iyi performansa sahip olduğu ileri sürülebilir.

Anahtar Sözcükler: Büyüme Oranı, Gayrisafi Yurt İçi Hasıla, MF-VAR Modelleri, MIDAS Modelleri, Ön Tahmin.

İletişim Yazarı/Corresponding Author: 1-Merve AYTEKİN, Türkiye İstatistik Kurumu, Ulusal Hesaplar Daire Başkanlığı, Dönemsel Hesaplar Grup Başkanlığı.

2-Furkan EMİRMAHMUTOĞLU, Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Ekonometri Bölümü.

Atıf/Citation: AYTEKİN M., EMİRMAHMUTOĞLU F. MIDAS ve MF-VAR Modelleri ile GSYH Ön Tahmini. İstatistik Araştırma Dergisi, 2021, 11 (1), 1-22.

GDP Flash Estimate with MIDAS and Mixed Frequency VAR

Abstract

The globalized world economy and the technological developments experienced have revealed the necessity of producing appropriate economic policies as early as possible in line with the determination of the economic situation. For this purpose, the flash estimate studies of GDP, one of the basic indicators that provide information about the current state of the economy, are among the initiatives started under the leadership of Eurostat. With the flash estimate applications, the quarterly GDP has been provided to be calculated earlier than the final estimation period by using econometric models. In this study GDP quarterly growth rate for Turkey at about 45 days after the end of the reference period were carried out. At the stage of calculating the flash estimate of GDP at $t+45$; 28 related indicators were determined within the framework of economic theory and the time series characteristics of the indicators were examined in the first instance. In the flash estimate calculation, Almon Polynomial MIDAS regression models, which allow simultaneous modeling using all the information in different frequency data, and MF-VAR models in which the dynamic effects of the indicators are examined in the equation system were used. Flash estimates were obtained from the two different models mentioned and comparative analysis of the models was performed. In order to evaluate the effect of forecast lengths on forecast performance, RMSE values were obtained by obtaining forecasts for 4 quarters covering a 1 year period in out-of-sample forecasts. As a result, it can be argued that MIDAS models perform better than MF-VAR models in short and long term estimations.

Keywords: Growth Rate, Gross Domestic Product, MF-VAR Models, MIDAS Models, Flash Estimate.

1. Giriş

Son yıllarda yaşanan ekonomik, finansal ve teknolojik gelişmeler politika oluşturma sürecinin temelini oluşturan makroekonomik göstergelerin olabildiğince erken zamanda elde edilmesini zorunlu kılmıştır. Ekonominin mevcut durumu hakkında bilgi sağlayan göstergelerin başında yer alan Gayrisafi Yurt İçi Hasıla (GSYH) için de Eurostat öncülüğünde yürütülen ön tahmin çalışmaları hız kazanmıştır. Ön tahmin çalışmalarında kullanılması önerilen tahmin yöntemleri arasında farklı frekanslı değişkenlerin frekanslarına müdahale edilmeksizin, aynı anda analizine imkan sağlayan Mixed Frequency Data Sampling (MIDAS) ve Mixed Frequency VAR (MF-VAR) modelleri yer almaktadır.

İktisadi değişkenlerin çoğu farklı frekanslarda yayımlanmaktadır. Finansal seriler başta olmak üzere zaman serilerinin bir kısmı sık aralıklarla derlenmekte iken bir kısmı derleme maliyetinden dolayı daha seyrek zaman aralıklarında kullanılabilir hale gelmektedir (Ghysels, 2016, sf.11). Geleneksel modellerin kullanımında, birbirlerini açıklama gücüne sahip farklı frekanslı verilerin aynı regresyon modellerinde analiz edilmesi mümkün değildir. Analizi mümkün kılmak amacıyla yüksek frekanslı veri, düşük frekanslı verinin frekansına dönüştürülmektedir. Ancak bu işlem tahminlerin istatistiksel olarak sapmalı olmasına ve aynı zamanda etkin olmamasına neden olmaktadır (Ghysels ve Kourtellos, 2010, sf.12). Çünkü yüksek frekanslı verilerde yer alan bilgiler, toplulaştırma sonucunda kaybolmakta veya farklı bir dağılıma dönüşmektedir (Marcellino, 1999, sf.129; Yamak vd., 2018, sf.36). Bu sorunu ortadan kaldırmak amacıyla Ghysels, Santa-Clara ve Valkanov (2004) tarafından, yüksek frekanslı serilere frekans dönüşümü uygulanmaksızın kendi frekansları ile analize dahil edilerek farklı frekanslı verilerin bir arada kullanılmasına olanak sağlayan MIDAS yaklaşımı geliştirilmiştir (Anesti vd., 2017). Bu yaklaşım, düşük frekanslı bağımlı değişkenle birlikte yüksek frekanslı bağımsız değişken veya değişkenlerin birlikte kullanıldığı tek denklemlilikli model yaklaşımıdır. İlk olarak finansal uygulamalarda kullanılmaya başlayan MIDAS yöntemi günümüzde üç aylık GSYH'nin aylık göstergeler ile tahmini başta olmak üzere makroekonomik zaman serileri tahminlerinde kullanılmaktadır. Bu uygulamalara bazı örnekler; borsadaki haftalık oynaklığın günlük veriler ile tahmini (Alper vd., 2012), yıllık büyüme için aylık veri akışına göre küresel büyüme tahminlerinin güncellenmesi (Ferrara ve Marsilli, 2014), günlük olarak açıklanan finansal verileri kullanarak çeyreklik döneme ilişkin büyüme tahminlerinin güncellenmesi (Aprigliano vd., 2017), günlük olarak enflasyon tahminlerinin güncellenmesi (Marsilli, 2017) olarak verilebilir.

MIDAS yaklaşımının ardından Ghysels, Hill ve Motegi (2015), farklı frekanslı verilerin bir arada kullanıldığı çok değişkenli MF-VAR yöntemini geliştirmiştir. MF-VAR yaklaşımında bağımlı bağımsız değişken ayrımı yapılmaksızın tüm değişkenler içsel varsayılarak analizler gerçekleştirilir.

GSYH ön tahminine ilişkin ülke uygulamalarına değinilecek olursa; referans dönemin sona ermesinden 25 gün sonra, $t + 25$ anında, ön tahmin hesabı yapan İngiltere, ön tahmin hesabında yalnızca üretim verisinden yararlanmakta olup eksik verilerin tahmininde köprü denklemlerini kullanmaktadır. Belçika'da $t+30$ anında üretim yaklaşımından ön tahmin elde edilerek harcama yaklaşımı ile karşılaştırılmaktadır. Eksik verilerin tahmininde ARIMA modelleri, işgücü ödemelerini tahmin etmek için ise Otoresif Gecikmesi Dağıtılmış Modeller (ADL)

kullanılmaktadır. Litvanya'da $t + 30$ anında ön tahmin elde edilmekte olup eksik verilerin tahmininde ARIMA ve ARIMAX modelleri kullanılmaktadır. İspanya'da 2008 yılı baz değişikliği ve derin fizibilite çalışmasının ardından

ön tahmin, Ocak 2012'den bu yana $t + 30$ anında hesaplanmaktadır. Almanya ulusal hesaplarının $t + 30$ gün sonra GSYH ön tahmininde 15 yıllık tecrübesi olmasına rağmen sonuçlar henüz yayımlanmayarak Avrupa GSYH ön tahmini için Eurostat'a iletilmesinin yanı sıra hizmet içi olarak kalite geliştirme amaçlı kullanılmaktadır. Eksik verilerin tahmininde ARIMA modelleri kullanılmaktadır. İtalya'da GSYH ön tahmin süreci üç aylık GSYH nihai tahmini ile aynıdır. Eksik verilerin tahmin edilmesinde tek değişkenli zaman serisi modelleri kullanılmakta olup ön tahmin verileri, tahmin edilen çeyreğin yayımlanma tarihinden önceki dört yılın ilk çeyreğine kadar revize edilmektedir. 2014 yılından itibaren $t + 30$ anında ön tahmin üreten Avusturya'da üretim, harcama ve gelir olmak üzere üç yaklaşıma göre ön tahminler elde edilmektedir. Eksik verilerin tahmin edilmesinde genellikle çok değişkenli zaman serisi modelleri kullanılmaktadır. İstisnai durumlar; imalat sanayi ve inşaat sektörlerinde ADL ve ARIMA, ürünler üzerine uygulanan vergilerde Mevsimsel ARIMA, mal ve hizmet ithalat ve ihracatında da tek değişkenli zaman serisi modelleri kullanılmaktadır.

Bu çalışmanın amacı mevcut durumda referans dönem bitiminden 60 gün sonra yayımlanan üç aylık GSYH büyüme oranına ilişkin $t + 45$ anında MIDAS ve MF-VAR modelleri kullanılarak ön tahmin değerinin elde edilmesidir. Bu bağlamda 2009 yılından itibaren üç aylık GSYH verileri ile ilişkili aylık göstergeler kullanılarak 2020 yılının birinci çeyreğinden dördüncü çeyreğine kadar GSYH ön tahmininin elde edilmesi amaçlanmaktadır.

Çalışmanın bundan sonraki ikinci bölümünde konu ile ilgili literatür çalışmaları özetlenmiştir. Üçüncü bölümde, çalışmada kullanılan MIDAS ve MF-VAR modelinin metodolojik alt yapısı incelenmiştir. Dördüncü bölüm olan uygulama kısmında ise bir önceki çeyreğe göre GSYH büyüme oranına ilişkin $t+45$ anında ön tahmin değerleri elde edilmiştir. Ön tahmin değerleri MIDAS ve MF-VAR olmak üzere iki farklı model üzerinden hesaplanmış olup modellerin tahmin performanslarının karşılaştırmalı analizi yapılmıştır. Çalışmanın son bölümünü oluşturan tartışma ve sonuç kısmında ise elde edilen ön tahmin sonuçlarına ilişkin değerlendirmeler yapılarak öneriler sunulmuştur.

2. Literatür Taraması

Kuzin, Marcellino ve Schumacher (2009) tarafından gerçekleştirilen çalışmada Euro Bölgesine ilişkin üç aylık GSYH değeri için anlık tahmin ve öngörü değerleri MIDAS ve MF-VAR modelleri aracılığıyla elde edilmiştir. Çalışmada üç aylık GSYH değişkeninin ön tahmininde anketler, sanayi istatistikleri ve finansal verilerden oluşan 20 tane ekonomik gösterge kullanılmıştır. Tahminlerin karşılaştırmalı analizi sonucunda uzun dönemli tahminler için MF-VAR modellerinin kısa dönemli tahminler için ise MIDAS modellerinin daha iyi performansa sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Armesto, Engemann ve Owyang (2010) çalışmasında (i) kendi gecikmelerini ve aylık istihdam büyüme oranlarını kullanarak üç aylık GSYH büyümesi tahmini, (ii) kendi gecikmelerini ve günlük faiz oranlarını kullanarak aylık enflasyon tahmini, (iii) kendi gecikmelerini ve günlük faiz oranlarını kullanarak aylık sanayi üretimi büyüme tahmini ve (iv) kendi gecikmelerini ve günlük faiz oranlarını kullanarak aylık istihdam büyüme tahmini olmak üzere 4 farklı tahmin geliştirmiştir. Tahmin aşamasında yüksek frekanslı verinin ortalaması alınarak düşük frekanslı veriye dönüştürüldüğü basit ortalama yöntemi, sınırlandırılmış MIDAS modellerinden olan kademeli ağırlık yöntemi ve üstel Almon polinomlu MIDAS regresyonu yöntemleri kullanılmıştır.

Schorfheide ve Song (2012), aylık ve üç aylık gözlenen değişkenlerin Bayesian MF-VAR modeli ile analizini yaparak bu modelden elde edilen sonuçların, aylık verilerin toplulaştırılarak modele dahil edilmesi sonucu oluşturulan Klasik VAR modeli ile karşılaştırmasını yapmıştır. Modelde GSYH, sabit yatırımlar, devlet harcamaları, işsizlik oranı, çalışılan saat, tüketici fiyat endeksi, sanayi üretim endeksi, bireysel tüketim harcamaları, federal fon oranı, hazine bonusu getirisi ve S&P 500 olmak üzere 11 tane değişken yer almaktadır. Modellerden elde edilen tahminlerin karşılaştırmalı analizi sonucunda MF-VAR modellerinden elde edilen sonuçların Klasik VAR

modelinden elde edilenlerden daha iyi olduğu tespit edilmiştir. Aynı zamanda ekonomik büyümeye ilişkin MF-VAR modellerinden elde edilen uzun dönemli tahminlerin ise kısa dönemli tahminlere göre daha iyi performansa sahip olduğu sonucuna varılmıştır.

Ghysels, Hill ve Motegi (2015) tarafından yapılan çalışmada 20 yıllık GSYH verisinin haftalık getirilerden hareketle değişimini incelemek amacıyla kayan pencere analizi (rolling window analysis) gerçekleştirilmiştir. MF-VAR modelinde karışık frekanslı verilerin analizinden elde edilen MF Max, MF Wald testleri ile yüksek frekanslı verilerin toplulaştırılması ile elde edilen LF (low frequency) Max ve LF Wald testlerinin performansları karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak MF Max testinin MF Wald testine göre nedensellik sonuçlarının daha güçlü olduğu belirtilirken MF Max testinin uzun dönemli nedensellik sonuçlarının LF testlerine göre daha iyi olduğu sonucuna varılmıştır. Ghysels (2016), sanayi üretimi, enflasyon, işsizlik oranı ve reel GSYH verileri için Bayesian VAR ve Bayesian MF-VAR analizlerini gerçekleştirmiş olup karışık frekanslı verilerle çalışılması sonucu oluşan farklılıkları incelemiştir. Yüksek frekansların herhangi bir dönüşüme tabii tutulmaksızın orijinal frekanslarıyla modele dahil edildiği Bayesian MF-VAR modeli ile aylık verilerin toplulaştırma sonucunda üç aylık verilere dönüştürülerek analiz edildiği Bayesian VAR modellerinden elde edilen etki tepki fonksiyonlarının farklılık gösterdiği saptanmıştır. Özellikle enflasyon şoklarının MF-VAR modeli sonucunda GSYH üzerindeki etkisinin sifıra yakın olduğu tespit edilirken Klasik VAR modelinde söz konusu şokların GSYH üzerinde çok daha güçlü negatif ve uzun süreli etkisinin var olduğuna dikkat çekilmiştir.

Ghysels, Hill ve Motegi (2016) çalışmasında ABD'ye ait üç aylık reel GSYH ile aylık enflasyon ve ham petrol fiyatlarına ilişkin MIDAS Granger Nedensellik Testi (MF-VAR) uygulamışlardır. Ayrıca çalışmada aylık verilerin üç aylık verilere toplulaştırılması sonucu, analizde kullanılan tüm değişkenler aynı frekansa dönüştürülerek, geleneksel nedensellik analizi de gerçekleştirilmiştir. İki farklı modelden elde edilen sonuçların karşılaştırması yapılarak MF-VAR modellerinde ham petrol fiyatlarından enflasyona doğru nedensellik ilişkisi tespit edilirken geleneksel nedensellik analizi sonucunda değişkenler arasında ilişki olmadığı bulgusuna ulaşılmıştır. Sonuç olarak geleneksel nedensellik analizinde kullanılmak üzere dönüştürülmüş üç aylık verilerin nedensellik ilişkisinin ortaya çıkarılması için yetersiz olduğu sonucuna varılmıştır.

Froni, Marcellino ve Schumacher (2015) tarafından yapılan çalışma, sınırlandırılmamış MIDAS (U-MIDAS) ile polinom fonksiyonları kullanılarak sınırlandırılan MIDAS modellerinin karşılaştırmasını içermektedir. Söz konusu modeller kullanılarak ABD ve Euro Bölgesi GSYH büyümesinin örneklem içi ve örneklem dışı tahmin performanslarının karşılaştırmalı analizi yapılmıştır. U-MIDAS modellerinin, sanayi üretim gibi aylık göstergeler kullanılarak üç aylık GSYH büyümesinin tahmini şeklinde örnekleme frekanslarındaki farklılıkların çok büyük olmadığı durumlarda MIDAS modellerine göre daha iyi performansa sahip olduğu tespit edilmiştir. Öte yandan, günlük veriler kullanıldığında, fonksiyonel gecikme polinomlarına sahip MIDAS'ın üç aylık değişkenleri tahmin etmede daha iyi olduğu saptanmıştır.

Samut, Yamak ve Koçak (2018) çalışmasında haftalık veya aylık alternatif vadeli getiri farklarını kullanarak 2017 yılına ilişkin ilk üç çeyrek için büyüme oranlarını tahmin etmiştir. Çalışmada 2. Dereceden Almon ve Üstel Almon modelleri olmak üzere iki tür sınırlandırılmış MIDAS modeli kullanılmıştır. Modeller, performans kriteri olarak değerlendirilen RMSE değerlerine göre karşılaştırıldığında 2. Dereceden Almon modelinin tahmin sonuçlarının daha iyi olduğu saptanmıştır.

Güliyeve (2018) tarafından yapılan çalışmada aylık frekansta sanayi üretim endeksi, TÜFE, tarım dışı istihdam, ihracat miktar endeksi ve ithalat miktar endeksi verileri kullanılarak Türkiye'nin ekonomik büyüme oranı 2017 yılının 4. çeyreği için tahmin edilmiştir. Almon Polinomlu MIDAS Regresyonu, Üstel Almon Polinomlu MIDAS Regresyonu, Beta Polinomlu MIDAS Regresyonu ve Kademeli-Ağırlık yöntemleri denenmiş olup büyüme tahmininde en iyi performansa sahip modelin Almon Polinomlu MIDAS Regresyon modeli olduğu saptanmıştır. Son olarak ise Almon Polinomlu MIDAS Regresyon modeli aracılığıyla 2017 yılı 4.çeyrek zincirlenmiş hacim endeksine göre hesaplanmış GSYH değerinin büyüme oranı tahmin edilerek TÜİK'in yayımladığı büyüme oranından %0.13'lük sapma gösterdiği tespit edilmiştir.

Günay (2018) çalışmasında bir önceki çeyreğe göre GSYH değişim oranı ve bir önceki aya göre sanayi üretimi ile dolar kuru değişimlerini kullanarak MIDAS modelleri aracılığıyla yıllık GSYH büyümesini tahmin etmiştir. Eylül ayından itibaren elde edilen tahminlerin gerçek değerlere oldukça yakın seyrettiği, dolar kuru değişimlerinin kullanılmasının ise yılın ilk yarısında tahmin hatalarını düşürdüğü bulunmuştur.

Samut ve Yamak (2018) tarafından yapılan çalışmada toplulaştırma yaklaşımına karşı oldukça hassas olan Granger nedensellik testinin daha sağlıklı ve etkili biçimde gerçekleştirilmesine imkan sağlayan MIDAS Granger Nedensellik Testi kullanılarak işsizlik ile ekonomik büyüme arasındaki nedensellik ilişkisi analiz edilmiştir. Çalışmada 2005-2018 dönemini içeren üç aylık GSYH zincirlenmiş hacim endeksi değerleri ile aynı döneme ait aylık işsizlik oranları kullanılmaktadır. Tüm değişkenler mevsimsellikten arındırılarak logaritmik dönüşüm

uygulanmış olup logaritmik GSYH değerlerinden üç aylık büyüme oranları elde edilmiştir. Çalışmada klasik VAR modelleri ve MF-VAR modelleri kullanılarak Granger Nedensellik Testleri gerçekleştirilmiş olup iki farklı modelden elde edilen nedensellik sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapılmıştır. MF-VAR analizi sonucunda işsizlik oranı ile ekonomik büyüme arasında çift yönlü bir nedensellik ilişkisi saptanırken analizlerin toplulaştırılmış veriler ile tekrarlandığı klasik VAR analizi sonucunda ise ekonomik büyümeden işsizlik oranına yönelik tek yönlü bir nedensellik ilişkisi belirlenmiştir.

Berksun (2019) tarafından yapılan çalışmada Türkiye için elektrik tüketimi ile GSYH ve bileşenleri arasındaki ilişki MF-VAR modelleri kullanılarak araştırılmıştır. 1987-2017 dönemini kapsayan çalışmada elektrik tüketimi verisi aylık frekansta olup GSYH ile bileşenleri (özel tüketim harcamaları, devlet harcamaları, yatırım, ihracat, ithalat ile tarım, inşaat, sanayi, imalat ve hizmet sektörleri) üç aylık frekansa sahip verilerden oluşmaktadır. Klasik VAR analizi sonucunda elektrik tüketimi ile GSYH arasında herhangi bir nedensellik ilişkisi gözlemlenmezken MF-VAR analizi sonucunda elektrik tüketiminde gözlemlenen artışın GSYH'yi arttığı tespit edilmiştir. Ancak GSYH'nin özel tüketim harcamaları, yatırım, ithalat gibi harcama kalemleri ile inşaat, sanayi, imalat ve hizmet sektörlerine ilişkin üretim değerlerinde gözlemlenen artışın toplam GSYH'de gözlemlenenden daha fazla olduğu sonucuna varılmıştır. Bunun aksine elektrik tüketimde gerçekleşen artışın tarım sektöründeki çıktıyı, toplam GSYH'yi arttırdığından daha az arttığı saptanmıştır.

3. Ekonometrik Metodoloji

3.1. MIDAS (Mixed Data Sampling) Modelleri

MIDAS yönteminde yüksek frekanslı değişkenler toplulaştırma ya da başka herhangi bir işleme maruz kalmaksızın, daha düşük frekanslı veriler ile aynı regresyon modelinde kullanılabilir. Farklı frekanstaki verilerin dönüştürme yapılmadan analize dahil edilmeleri sayesinde, yüksek frekanslı verilerin, düşük frekanslı verilere çeşitli matematiksel işlemler yapılarak eşitlenmesi durumunda ortaya çıkan bilgi kaybı önlenemekte ve tahmin modeline dahil edilen yüksek frekanslı verilerin içerdiği bilgiden yararlanılarak daha doğru öngörülerde bulunulabilmektedir.

Makroekonomik değişkenlerin içerdiği verilerin farklı frekanslı olarak açıklanması, verilerin farklı tarihlerde başlayıp farklı tarihlerde bitmesi, verilerin yayımlanma gecikmeleri şeklindeki kısıtlarını ortadan kaldırmak amacıyla eksik verileri tamamlamak gerekir ki eksik verileri tamamlamak amacıyla kullanılan yöntemlerden biri, MIDAS yöntemidir. Kalman Filtresine alternatif olarak geliştirilen bu yöntemde eksik veriyi ve gelecek dönem verisini tahmin etmek için; düşük frekansa sahip değişkenin geçmiş değerlerinden yararlanılmakta ve yüksek frekanslı açıklayıcı değişkenlere ait veriler ağırlıklandırılarak (sınırlama getirilerek) regresyon denkleminde dahil edilmektedir (Guliyev, 2018).

Ghysels vd. (2009) ve Arnesto vd. (2010) tarafından MIDAS regresyon modelleri sınırlandırma yöntemlerine göre sınıflandırılmıştır:

- Sınırlanmamış MIDAS Regresyonu (U-MIDAS)
- Kademeli-Ağırlık Yöntemi (Step-Weighting Method)
- Almon Polinomlu MIDAS Regresyonu (Almon Polynomial MIDAS)
- Üstel Almon Polinomlu MIDAS Regresyonu (Exponential Almon Polynomial MIDAS Regression)
- Beta Polinomlu MIDAS Regresyonu (Beta Polynomial MIDAS Regression)

y_t ; tahmin edilmesi amaçlanan üç aylık GSYH değişkenini, $t = 1, 2, \dots, T_y$ ise tahmin anında mevcut olan bağımlı değişkene ait dönemleri ve T_y ; üç aylık GSYH değişkeninin yayımlanmış olan son çeyreğini göstermektedir. GSYH değişkeninin tahmininde bağımlı değişkeninin kendi gecikmeli değerlerinin yanı sıra kullanılacak aylık bağımsız değişkenler ise x_t^m ile gösterilmektedir. m ; düşük frekanslı bağımlı değişken mevcut olana kadar yüksek frekanslı bağımsız değişkenin kaç defa yayımlandığını ifade etmektedir. Örneğin; çeyreklik GSYH verisi üç ayda bir elde edilebilmekte iken diğer yüksek frekanslı aylık göstergeler aynı süre zarfında 3 defa tekrarlanmaktadır dolayısıyla $m = 3$ olacaktır.

Aylık değişkenler, düşük frekansa sahip üç aylık GSYH değişkeninin bir parçası olarak ifade edildiğinde zaman periodları, T_x ; aylık göstergenin mevcut son değerinin bulunduğu dönem olmak üzere

$t = 1 - 2/3, 1 - 1/3, 1, 2 - 2/3, \dots, T_x$ şeklinde ifade edilmektedir. Aylık göstergelerin büyük bir çoğunluğu üç aylık GSYH değerlerinden daha önce kullanılabilir olduğundan genellikle $T_x > T_y$ 'dir. T_x ayında mevcut olan aylık gösterge değerleri ve T_y dönemine kadar yayımlanmış GSYH değerleri bilindiğinde $T_y + h$ dönemine ilişkin GSYH tahmini $y_{T_y+h|T_x}$ şeklinde koşullu beklenen değer olarak gösterilmektedir.

Ghysels vd. (2007) ile Clements ve Galvao (2008) tarafından geliştirilen MIDAS yöntemi GSYH'nin gelecek değerleri ile mevcut ve gecikmeli gösterge değerlerini ilişkilendirmektedir. h çeyrek dönem sonra için $t+h$ anındaki GSYH değeri;

$$y_{t+h} = \beta_0 + \lambda y_t + \beta_1 B(L^{1/3}; \theta) x_{t+w}^m + \varepsilon_{t+h} \quad (3.1)$$

şeklinde ifade edilmektedir. $w = T_x - T_y$; GSYH tahmininde kullanılmak üzere aylık göstergenin mevcut son ayı ile GSYH'nin mevcut son çeyreği arasındaki dönem farkını göstermektedir. $t + w$; tahminde kullanılacak aylık göstergenin mevcut son ayını vermek üzere tahminde de bu aya ilişkin veri kullanılmış olacaktır. Dolayısıyla x_{t+w}^m teriminden de anlaşıldığı üzere öngörü aşamasında aylık göstergenin mevcut son ayına ilişkin veriden yararlanılmaktadır. (3.1) nolu denklemde yer alan λy_t otoregresif terimi ifade ederken $B(L^{1/3}; \theta)$ gecikmeli polinom terimi;

$$B(L^{1/3}; \theta) = \sum_{k=0}^K b(k; \theta) L^{k/3} \quad (3.2)$$

şeklinde gösterilmektedir. $x_{t-1/3}^m = L^{1/3} x_t^m$; aylık göstergenin gecikme operatörünü tanımlamaktadır. Köprü modellerinde aylık göstergelerin kullanılması durumunda verilere üç aylık dönüşüm uygulanacağından tahmin edilecek parametre sayısı bir tane olacaktır. Ancak yüksek frekanslı aylık göstergelerin herhangi bir dönüşüme tabi olmaksızın kendi frekanslarıyla modele dahil edilmeleri durumunda ise tahmin edilecek parametre sayısı 3'e çıkacaktır. Bazı kaynaklarda bağımlı değişkenin gecikmeli değerlerinin de dahil edilmesi nedeniyle Otoregresif MIDAS olarak da tanımlanan Sınırlandırılmamış MIDAS Regresyon modelinde, yüksek frekanslı değişkenlere hiçbir sınırlama getirilmeden parametreler EKK (En Küçük Kareler Yöntemi) kullanılarak elde edilmektedir. Söz konusu yöntemin en büyük problemi, gecikme sayısına bağlı olarak modele dahil edilecek bağımsız değişken sayısının artması nedeniyle serbestlik sorunu ile karşı karşıya kalınmasıdır. Bu sorunun giderilmesi için Ghysels, Santa-Clara ve Valkanov (2004) çalışmalarında, aylık göstergenin K gecikmesine ait parametrelerin tümünün tahmini yerine söz konusu gecikme katsayılarının polinom fonksiyonları aracılığıyla ağırlıklandırılarak polinom katsayılarının elde edilmesini önermektedir. Bu sayede sınırlandırılmamış model yardımcı modeller kullanılarak sınırlandırılmaktadır. Ağırlıklar $b(k; \theta)$ ile gösterilmiş olup β_1 katsayısı ise yüksek frekanslı aylık göstergenin ağırlıklı toplamının üç aylık GSYH'ye etkisini ifade etmektedir. MIDAS parametreleri her bir tahmin dönemi için $h = 1, 2, \dots, H$ olmak üzere (3.3) nolu denklemde yer alan koşullu olasılık fonksiyonu kullanılarak tahmin edilmektedir.

$$\hat{y}_{T_y+h|T_x} = \hat{\beta}_0 + \hat{\lambda} y_{T_y} + \hat{\beta}_1 B(L^{1/3}; \hat{\theta}) x_{T_x}^m \quad (3.3)$$

$T_x = T_y + w$ olacağından tahmin değeri aylık göstergenin mevcut olan en son değerleri kullanılarak elde edilmektedir. Örneğin; bir kişi 2. çeyrek dönemin bitiminde 2. çeyreğe ilişkin GSYH tahmini elde etmek istiyorsa tahmin aşamasında mevcut göstergeler olarak; birinci çeyreğe ilişkin GSYH değişkeni ile aylık gösterge olarak Nisan ayına ilişkin sanayi üretim endeksi kullanabileceğinden $w = 1/3$ olacaktır. GSYH'nin birinci çeyrek dönemi (Ocak-Şubat-Mart) ile Nisan ayına ilişkin sanayi üretim endeksi arasında 1 aylık fark olduğundan 1 ay, üç aylık GSYH'nin bir kısmı olarak değerlendirildiğinde; 1 ay = 1/3 çeyrek olacağından $w = 1/3$ şeklinde ifade edilmektedir (Schumacher; 2014; sf.3-5). (3.3) nolu denklemde belirtildiği üzere gecikmeli değişkenlere ilişkin katsayı terimleri

$\beta_1 B(L^{1/2}; \theta)$ şeklinde gösterilmektedir. Aylık göstergelerin gecikmeli değerlerine ilişkin katsayı terimleri β_1 terimi ile fonksiyonel formda çarpılmaktadır.

3.2. Karışık Frekanslı Vektör Otoregresif Modeller (MF-VAR)

Makroekonomik göstergelerin farklı frekanslarda yayımlanmaları nedeniyle ortaya çıkan MIDAS yaklaşımında, yüksek frekanslı değişkenler toplulaştırma ya da başka herhangi bir işleme maruz kalmaksızın, daha düşük frekanslı veriler ile aynı regresyon modelinde kullanılabilir. MIDAS yaklaşımının ortaya çıkmasıyla beraber Ghysels, Hill ve Motegi (2015), farklı frekanslı verilerin bir arada kullanıldığı Mixed-Frequency VAR (MF-VAR) yöntemini geliştirmiştir.

MF-VAR, modele dahil edilecek zaman serilerinin farklı frekanslı olması halinde çalışılan VAR modelleri olarak tanımlanmaktadır. Klasik VAR modellerinin aynı frekansta serilerle analiz zorunluluğu MF-VAR modellerinin geliştirilmesi sayesinde ortadan kalkmıştır. Tek denklemlerle MIDAS modelleri ile karşılaştırıldığında MF-VAR modelleri, herhangi bir kısıtlama getirmeksizin bağımlı ve bağımsız değişkenlerin dinamik yapısını birlikte açıklayan sistem yaklaşımıdır (Ghysels ve Marcellino, 2018, sf.454). Bunun yanı sıra tek denklemlerle MIDAS modelleri ile çalışılması nedeniyle MIDAS modellerinde doğrudan tahmin yaklaşımı benimsenirken Kalman Filtreleme yapılarak iteratif tahminlerin üretildiği MF-VAR modelleri iteratif yaklaşımı benimsemektedir. Teorik olarak MIDAS ve MF-VAR modelleri arasında performans sıralaması oldukça zordur. Ancak Marcellino vd. (2009)'nin Euro Bölgesine ilişkin GSYH'nin tahminine yönelik çalışmasında kısa dönemli tahminlerde MIDAS modellerinin daha iyi performansa sahip olduğu tespit edilirken uzun dönemde MF-VAR modellerinin tahmin performansının MIDAS modellerine göre daha iyi olduğu sonucuna varılmıştır.

MIDAS ve tek frekanslı verilere dayanan geleneksel VAR modellerinin aksine MF-VAR modeli, üç aylık GSYH'den zamansal ayrıştırma prosedürü uygulanarak elde edilen aylık GSYH değişkeni ile bağımsız aylık göstergelerin ortak dinamiklerini incelemektedir.

GSYH gibi sadece üç aylık periyotlarda yayımlanan makroekonomik zaman serilerinin gözlemlenmemiş aylık değerlerini elde edebilmek amacıyla MF-VAR durum uzayı modelleri kullanılmaktadır. Bu amaçla gözlemlenmiş aylık ilişkili göstergelerden yararlanılmaktadır. Gözlemlenmemiş aylık gözlemlerin elde edilebilmesi için birçok yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntemler; sıfır atanarak veya durum değişkenleri yüklerinin sıfıra eşitlenerek ölçüm denklemlerinin değiştirilmesi ve hata varyansının sonsuz varsayılması ile gözlemlenebilir vektörün boyutunun t zamanının bir fonksiyonu olarak değiştirilmesidir.

T tahmin anını, T_b ise mevcut verinin var olduğu son çeyreğin son ayını ifade etmekte olup $T_b \leq T$ şeklindedir. T_b zamanına kadar gözlemlenen aylık göstergeler ise $x_{m,t}$ ile gösterilmektedir. Gerçek zamanlı göstergeleri $y_{m,t}$ ile ifade edecek olursak

$$y_{m,t} = x_{m,t}, \quad t = 1, \dots, T_b \quad (3.4)$$

Aylık değişkenlerle kurulan VAR modelinin en az üç gecikmeye sahip olduğu varsayıldığında $x_{q,t}$ 'nin üç aylık ortalaması (3.5) nolu denklemdeki gibi elde edilmektedir.

$$\check{y}_{q,t} = \frac{1}{3}(x_{q,t} + x_{q,t-1} + x_{q,t-2}) = A_{qz} z_t \quad (3.5)$$

$M_{q,t}$ 'nin t elemanı çeyreğin son ayına geliyorsa birim matris aksi durumda ise 0 değerlerini almaktadır.

$$y_{q,t} = M_{q,t} \check{y}_{q,t} = M_{q,t} A_{qz} z_t, \quad t = 1, \dots, T_b \quad (3.6)$$

Tahmin edicinin başka aylık değişkenler de kullanması gerekmektedir. $y_{m,t}$; T anından sonra istatistik ofisleri tarafından yayımlanan aylık göstergeleri ifade etmektedir. $M_{m,t}$ ise $M_{q,t}$ 'nin aylık göstergelere göre tanımlanan halidir.

$$y_{m,t} = M_{m,t} x_{m,t} \quad t = T_b + 1, \dots, T \quad (3.7)$$

(3.4) ve (3.7) nolu denklemlerin birlikte ele alınması halinde oluşan denklemin kapalı formu (3.8) nolu eşitlikte verilmiştir.

$$y_t = M_t A_z z_t, \quad t = 1, \dots, T \quad (3.8)$$

M_t ; T periyoduna kadar gözlemlenmiş t anı değişkenlerini içeren seçim matrisini göstermektedir. (3.8) nolu denklem durum uzayı modelini ifade etmektedir (Schorfheide ve Song, 2012).

Modelin en önemli özelliği aylık ve çeyreklik frekansta ölçülen veriyi harmanlamasıdır. Karışık frekanslı yaklaşımın en temel avantajı aylık veriyi daha çok kullanarak daha seyrek yayımlanan çeyreklik değişkenlerin tahminine yardımcı olmasıdır. MF-VAR modelleri özellikle Bayesgil çerçevesinde kurulmakta olup makroekonomik zaman serilerinin önsel bilgilerine dayalı ekstra örneklem bilgisinin kullanılmasına olanak sağlamaktadır. Bu önsel bilgi aşırı uyumlanmadan kaynaklı tahmin bozulmasına neden olan sorunların üstesinden gelinmesine yardımcı olur. İstatistikte aşırı uyumlanma; belirli bir veri kümesine çok yakın veya tam olarak karşılık gelen ve bu nedenle ek verilerin dahil edilmesi durumunda oldukça sapma gösteren ve gelecekteki gözlemleri güvenilir bir şekilde tahmin edemeyen bir analizin üretilmesi anlamına gelmektedir.

$y_t = (y_{1t} \ y_{2t} \ \dots \ y_{nt})'$; $n \times 1$ boyutlu rastgele değişken vektörünü ifade etmektedir. n değişkenli VAR(p) modeli ise (3.9) nolu denklemde verilmiştir.

$$y_t = \Phi_1 y_{t-1} + \dots + \Phi_p y_{t-p} + \Phi_c + u_t, \quad u_t \sim N(0, \Sigma) \quad (3.9)$$

$t = 1, \dots, T$ olmak üzere Φ_1, \dots, Φ_p VAR modelinin $n \times n$ boyutlu katsayı matrisini göstermektedir.

$\Phi_c = (c_1, c_2, \dots, c_n)$ ise n boyutlu sabit katsayı vektörünü, $\Sigma = E u_t u_t'$ varyans-kovaryans matrisini ifade etmektedir. VAR modelindeki her bir denklem $k = np + 1$ tane regresör içermektedir. VAR(p) modelinin kapalı formu ise (3.10) nolu denklemde yer almaktadır.

$$y_t = \Phi x_t + u_t \quad (3.10)$$

y_t ; $n \times k$ boyutlu $x_t = (y'_{t-1} \ \dots \ y'_{t-p} \ 1)$ ise $k \times 1$ boyutlu matristir.

Φ matrisi Φ_i 'lerin yatay yerine dikey gösterimi şeklinde oluşturulursa VAR(p) denklemi (3.11) nolu denklemde gösterildiği gibi daha kapalı formda ifade edilebilir.

$$Y = X\Phi + U \quad (3.11)$$

Öyle ki;

$$Y = \begin{bmatrix} y'_{1T} \\ \vdots \\ y'_{nT} \end{bmatrix}, X = \begin{bmatrix} x'_{11} \\ \vdots \\ x'_{n1} \end{bmatrix}, x'_t = [y'_{t-1} \ \dots \ y'_{t-p} \ 1], U = \begin{bmatrix} u'_{1T} \\ \vdots \\ u'_{nT} \end{bmatrix} \text{şeklindedir.}$$

X matrisi $T \times k$, Y ve U matrisleri ise $T \times n$ boyutludur.

Değişkene ilişkin zaman serisinin kısa olduğu durumlarda tahmin modeli, aşırı uyumlanma nedeniyle tahminde bozulmaya sebebiyet verebilir. Modelde yer alan bağımsız ve gecikmeli değerlerde kısıtlamaya gidilmesi durumunda ise eksik belirlenmeden kaynaklı yanlışlık oluşmakta ve tahminin kesinliği azalmaktadır. Söz konusu riskleri dengelemek amacıyla katsayı ve kovaryans tahminleri daraltılarak optimum modele ulaşmak için Bayesgil metotları kullanılmaktadır. Uygulamada VAR modellerinin esas odak noktası Φ katsayı matrisinin boyutudur. En çok kullanılan yöntemlerden biri olan Litterman olarak da adlandırılan Minnesota önceliği, VAR modellerinde otoregresif parametrelerin daraltılmasını amaçlamaktadır.

MF-VAR modellerinde Bayesian yaklaşımın birincil noktası gözlemlenmiş değişkenleri ifade eden $Y_{1:T}$, gözlemlenmemiş durumları içeren $Z_{0:T}$ ve (Φ, Σ) parametreleri ile bağımlı değişkenin gecikmeli değerlerini içeren $Y_{-p+1:0}$ değişkenlerinin birleşik dağılımının oluşturulmasıdır. MF-VAR sistemi en çok olabilirlik fonksiyonunu kullanmaktadır.

$Y_{1:T} = \{y_1, \dots, y_T\}$ olmak üzere $Y_{1:T}$ 'nin en çok olabilirlik fonksiyonu,

$$p(Y_{1:T}|\Phi, \Sigma, Y_{1-p:0}) = \prod_{t=1}^T p(Y_t|\Phi, \Sigma, Y_{1-p:t-1}) \quad (3.12)$$

şeklinde gösterilir.

Özetlemek gerekirse $p(Y|\Phi, \Sigma) \equiv p(Y_{1:T}|\Phi, \Sigma, Y_{1-p:0})$ olmak üzere Bayes kuralı aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$p(\Phi, \Sigma|Y) = \frac{p(Y|\Phi, \Sigma)p(\Phi, \Sigma)}{p(Y)}$$

$p(\Phi, \Sigma)$; önsel dağılım olarak tanımlanmakta olup Y değişkeni gözlemlenmeden önce (Φ, Σ) parametrelerinin önsel değerlendirmesini, $p(\Phi, \Sigma|Y)$ ise sonsal dağılım olarak tanımlanmakta olup Y gözlemlendiğinde (Φ, Σ) parametrelerinin olasılığını ifade etmektedir.

Sonsal dağılım Bayesgil tahmininde birincil öneme sahiptir. Sims and Zha (1998) ile Schorfheide and Song (2012)'un çalışmalarında benimsenen "Minnesota"nın geliştirilmiş formu olan çok değişkenli normal ters Wishart dağılımına (MNIW) sahip önsel dağılım uygulanmaktadır. Bunun yanı sıra sonsal dağılım da önsel dağılım gibi MNIW dağılımına sahiptir. Bu duruma doğal eşlenik önseli denilmektedir. Önsel dağılım, gözlemlenen veri setinin yapay gözlemlerle genişletildiği Litterman (1983) tarafından önerilen "Minnesota önceliği" olarak da tanımlanan karışık tahmin yöntemiyle uygulanmaktadır.

Minnesota yönteminde varyanslarla ilgili önsel bilgiler λ hiperparametreleri ile tanımlanmaktadır. $\lambda \rightarrow 0$ ön bilgi önemsizleşmekte olup sonsal ortalama için EKK hesaplaması kullanılmaktadır. $\lambda \rightarrow \infty$ ise ön bilgi kesinleşmekte ve önsel dağılım ortalaması sonsal dağılım ortalamasına dönüşmektedir. Hiperparametreler tarafından kontrol edilen çok sayıda ortalama ve kovaryansın üretilmesindeki karmaşıklık göz önüne alındığında, bütünüyle Bayesgil yöntemler değerlerin seçilmesinde kullanışlı değildir. Bunun yerine verinin en çok marjinal olabilirliğini sağlayacak hiperparametre değerleri belirlenmektedir.

Minnesota ön dağılımının temelinde yalnızca şoklarla ilişkili rastgele yürüyüş modelleri yer almaktadır. VAR modelinde;

$$\Phi_1 = I_n, \quad \Phi_1 = \dots = \Phi_p = 0 \quad (3.13)$$

şeklinindedir.

Minnesota'da dört hiperparametre aracılığıyla marjinal olabilirlikler optimize edilmeye çalışılmaktadır. (3.13) nolu eşitlikte gösterildiği gibi ilk parametre birim kök davranışına güvenilirlik derecesini belirlemektedir. Başka bir deyişle λ_1 , Minnesota önceliğinin sıklığını (değişkenin bir gecikmeli değerinin geçirmezliğini) göstermektedir. λ_1 küçüldükçe güvenilirlik düzeyi artarken λ_1 değerinin yükseldiği aksi durumda VAR analizi Bayesian özelliğini yitirmektedir. λ_1 karşılıklı gecikme terimini ifade etmekte olup 0 ile 1 arasında değerler almaktadır. $\lambda_1 = 1$ durumu diğer değişkenlerdeki gecikmelerin kendi gecikmesi ile aynı önemde olduğu anlamına gelmektedir. λ_1 'nin sıfıra yaklaşması durumunda ise model tek değişkenli otoregresyon biçimine dönüşür.

Minnesota önceliği ayrıca bir değişkenin nicel öneminin gecikme uzadıkça azaldığını ifade etmektedir. Ön varyansların bozulma oranına ilişkin varsayımlar doğrultusunda uzun gecikmeli ön varyanslar daha sıkı ve kısa gecikmeli katsayılar göre sıfır olma olasılıkları daha yüksektir. İkinci hiperparametre (λ_2) ön varyansların bozulma oranlarını kontrol etmektedir.

Tahminin doğruluğu için göz önünde bulundurulması gereken bir diğer unsur ise ön katsayıların toplamıdır. Bir zaman serisinin gecikmeli değerleri belirli bir seviyede olduğunda, aynı seviyenin bu değişken için iyi bir tahmin olması muhtemeldir. Başka bir deyişle, zaman serilerinin kalıcılık gösterdiği varsayılar; üçüncü hiperparametre (λ_3) ise kalıcılığa olan güven derecesini ifade etmek için ayrılmıştır. Dolayısıyla $x_{i,t}$ değişkeninin gecikmeli değerlerinin \mathbb{X}_i düzeyinde olması durumunda diğer değişkenlere bakılmaksızın \mathbb{X}_i değerinin $x_{i,t}$ 'nin iyi bir tahmini olması muhtemeldir.

Dördüncü hiperparametre (λ_4), eş kalıcılığa olan güveni belirlemektedir; tüm gecikmeli değişkenler (ayrı ayrı) belirli seviyelerde olduğunda, tüm değişkenler bu seviyelerde eş anlı kalma eğilimindedir. Böylece tüm x_t gecikmeli değerlerinin \bar{x} ile aynı düzeyde olması halinde x_t aynı düzeyde kalmaya devam etmektedir.

Modelin karışık frekans özelliği nedeniyle tahmin sürecinde Kalman Filtresi kullanılmakta olup eksik gözlemlerden (yani üç aylık değişkenlerin gözlemlenmemiş aylık değerlerinden) yararlanılması sağlanmaktadır. Dolayısıyla VAR(1) modeli gözlenmiş üç aylık değerlerin ortalamasından oluşan gözlemlenmemiş aylık değerlerin dahil edilmesiyle genişletilmektedir. Modeli tahmin etmek için, VAR parametrelerinin MNIW dağılımından çıkarılan aylık gözlemlere bağlı olarak tahmin edilmesini sağlayan iki aşamalı Gibbs örnekleme kullanılmaktadır. Gibbs örnekleme aracılığıyla $(\Phi, \Sigma | Z_{0:T}, Y_{1-p+1:T})$ ve $(Z_{0:T} | \Phi, \Sigma, Y_{1-p+1:T})$ sonsal dağılımlarından örnekler çekilmekte ve bu örneklere dayanılarak MF-VAR tahmin dağılımının belirlenmesi ve nokta tahminlerinin elde edilmesi amacıyla y_t 'nin öngörü eğrisi simüle edilebilmektedir. (Φ, Σ) parametreleri MNIW dağılımına sahip olduğundan sonsal dağılım ile sonsal dağılımdan çekilen örnekler doğrudan Monte Carlo örnekleme ile elde edilebilir. Benzer şekilde, MF-VAR doğrusal bir Gaussian durum uzayı modeli olarak kurulduğundan, VAR parametrelerine bağlı $Z_{0:T}$ serisinin belirlenmesinde standart bir simülasyon düzgünleştiricisi kullanılabilir. $p(z_0 | Y_{1-p+1:T})$ dağılımı ise simülasyon düzgünleştirme amacıyla kullanılan Kalman Filtrelemesinin başlamasını sağlamaktadır. (Schorfheide ve Song, 2012).

Her ne kadar MIDAS ve MF-VAR modellerinin ikisi de farklı frekanslı veriler ile çalışarak bağımlı değişkenin frekansından daha yüksek frekansa sahip bağımsız değişkenlerdeki bilginin tamamını kullanıyor olsa da iki yöntem arasında belirgin farklılıklar mevcuttur:

- MIDAS tek denklemlidir, MF-VAR ise GSYH ile aylık göstergeleri birlikte açıklayan bir sistem yaklaşımıdır.
- MIDAS polinom fonksiyonları ile konulan kısıtlamalar sayesinde az sayıda parametre tahminine ihtiyaç duyarken MF-VAR modellerinde kısıtlamaların mevcut olmaması ve gecikmelerin tamamının modele dahil edilmesi sebebiyle tahmin edilecek parametre sayısı oldukça fazladır.
- MIDAS'ın tahmin performansı modelin esnek yapısı sayesinde daha yüksek frekansa sahip (günlük) verilerin kullanılması ile artırılabilirken MF-VAR modelleri hesabının karmaşık yapısı sebebiyle benzer sıklıkta verilerin kullanılması MF-VAR modelleri için uygun olmayabilir.
- MIDAS modelleri çok adımlı doğrudan tahmin aracı iken MF-VAR modelleri iteratif tahmin yaklaşımını benimsemektedir.
- MF-VAR'ın içinde uygulanan Kalman filtresiyle birlikte, her ay GSYH büyümesinin beklenen değerini tahmin etmek mümkün olurken, MIDAS ile üç aylık GSYH büyümesinin gelecek tahmini yalnızca aylık güncelleme ile elde edilebilmektedir (Marcellino vd.,2009,sf.7-8).

4. Uygulama

Çalışmanın uygulama kısmını oluşturan dördüncü bölümü, bir önceki bölümde anlatılan teorik çerçeve doğrultusunda üç alt kısma ayrılmıştır. Birinci kısımda, çalışmada kullanılan veri seti tanıtarak değişkenlere ilişkin durağanlık sınamalarına yer verilmiştir. İkinci kısımda, tahmin aşamasında MIDAS ve MF-VAR modelleri oluşturularak modellerin uygunluğu sınanmıştır. Son kısımda ise 2020 yılının birinci çeyreğinden dördüncü çeyreğine kadar örnekleme dışı ön tahmin sonuçları elde edilerek modellerin karşılaştırmalı analizi yapılmıştır.

4.1 Veri Seti

Çalışmada bağımlı değişken olarak mevsim ve takvim etkisinden arındırılmış zincirlenmiş Gayrisafi Yurt İçi Hasıla hacim endeksinin bir önceki çeyreğe göre değişim oranlarını içeren 2009:Q1–2020:Q4 dönemine ilişkin üç aylık veriler kullanılmıştır. Bağımsız değişkenler olarak ise Çizelge 4.1'de kodları ile verilen 28 tane aylık değişken ile çalışılmıştır. Değişkenlerin büyük bir çoğunluğu 2009 yılının Ocak ayından başlarken, perakende satış endeksi, açılan şirket sayısı, yeni konut fiyat endeksi ve hazır beton imalatı değişkenleri 2010 yılının Ocak ayından başlamaktadır. Çalışmada kullanılan aylık verilerin tamamının grafiksel analizi yapılarak, mevsimsel etkilerin

gözlemlendiği değişkenler¹ için yayımlanmış arındırılmış hallerinin mevcut olması durumunda arındırılmış halleri kullanılmış olup aksi durumda TRAMO-SEATS yöntemi aracılığıyla mevsimsellikten arındırılmıştır.

Çizelge 4.1 Analize Dahil Edilen Değişkenler ve Kodları

Değişken Adı	Değişken Kodu
GSYH Bir Önceki Çeyreğe Göre Büyüme Oranı	Y
İmalat Sanayi Kapasite Kullanım Oranı	X1
Tarım Dışı İstihdam	X2
Ekonomik Güven Endeksi	X3
Sanayi Üretim Endeksi	X4
Perakende Satış Endeksi	X5
Tüketici Fiyat Endeksi	X6
Yurt İçi Üretici Fiyat Endeksi	X7
Toplam Kredi Hacmi Büyümesi	X8
Ticari Kredi Reel Faiz Oranı	X9
KDV Mükellef Sayısı	X10
Bileşik Öncü Göstergeler Endeksi	X11
Açılan Şirket Sayısı Artış Yüzdesi	X12
İhracat Birim Değer Endeksi	X13
İthalat Birim Değer Endeksi	X14
Yeni Konut Fiyat Endeksi	X15
Hazır Beton İmalatı	X16
Sanayi Üretim Endeksi Ara Malı	X17

¹ Mevsimsellikten arındırılmış değişkenler; KDV mükellef sayısı, açılan şirket sayısı artış yüzdesi, otomobil sayısı artış yüzdesi

Sanayi Üretim Endeksi Sermaye Malı	X18
Otomobil Sayısı Artış Yüzdesi	X19
Petrol Fiyatları	X20
Nominal Efektif Döviz Kuru	X21
Reel Efektif Döviz Kuru	X22
BIST 100 Endeksi	X23
Nominal Para Arzı	X24
İhracat Miktar Endeksi	X25
İthalat Miktar Endeksi	X26
İthalat Ara Malı Miktar Endeksi	X27
BIST 30 Endeksi	X28

GSYH çeyreklik büyüme tahmininin hesaplanması amacıyla çoğunluğu GSYH'nin üretim tarafına yönelik olmak üzere seçilen değişkenlerin tamamı iktisadi teori çerçevesinde belirlenmiştir. Çalışmamızda $t + 45$ anında GSYH ön tahmininin elde edilmesi amaçlandığından, Çizelge 4.1'de verilen değişkenlere ilişkin, tahmin edilmesi planlanan çeyrek dönem bitiminden 45 gün sonra mevcut olan veriler kullanılmıştır.

4.2 Değişkenlerin Zaman Serisi Özelliklerinin İncelendiği Ön Analiz Aşaması

Öngörü modeline dahil edilecek değişkenlerin durağan olması gerekliliğinden dolayı öncelikle serilerin Genişletilmiş Dickey Fuller (ADF) birim kök testi ile durağanlık özellikleri incelenmiştir. Modele dahil edilecek değişkenlerin ADF birim kök testi sonuçları Çizelge 4.2'de verilmiştir.

Çizelge 4.2 ADF Birim Kök Testi Sonuçları

Değişkenler	Düzeyde			1.Sıra Fark		
	ADF test istatistiği değeri	p-değeri	Gecikme uzunluğu	ADF test istatistiği değeri	p-değeri	Gecikme uzunluğu
Y	-9.5182*	0.0000	0	-	-	-
X1	-3.6740*	0.0272	0	-	-	-
X2	0.7952	0.9997	11	-4.5199*	0.0021	10
X3	-5.7187*	0.0000	0	-	-	-

X4	-2.3077	0.4265	1	-17.9993*	0.0000	0
X5	-3.2167	0.0862	0	-12.5033*	0.0000	0
X6	1.3117	1.0000	4	-6.5837*	0.0000	3
X7	-0.3504	0.9884	2	-8.2298*	0.0000	1
X8	-2.8589	0.1795	2	-9.303*	0.0000	1
X9	-4.1889*	0.0061	1	-	-	-
X10	0.7628	0.9997	1	-8.6112*	0.0000	0
X11	-2.3561	0.4008	0	-12.8219*	0.0000	0
X12	-2.2604	0.4521	1	-16.1886*	0.0000	0
X13	-1.2628	0.8923	2	-10.0800*	0.0000	1
X14	-1.4428	0.8437	2	-8.7048*	0.0000	1
X15	-2.0705	0.5564	1	-6.6284*	0.0000	0
X16	-1.5267	0.8150	1	-14.9449*	0.0000	0
X17	-2.0286	0.5800	1	-14.7768*	0.0000	0
X18	-2.6813	0.2461	1	-12.0080*	0.0000	1
X19	-2.2055	0.4822	2	-12.0447*	0.0000	1
X20	-1.8230	0.6880	2	-9.6886*	0.0000	1
X21	-3.5178*	0.0412	1	-	-	-
X22	-3.2242	0.0843	1	-9.2207*	0.0000	0
X23	-3.5500*	0.0383	0	-	-	-
X24	3.5188	1.0000	13	-4.2518*	0.0052	12
X25	-4.3525*	0.0036	1	-	-	-
X26	-2.5656	0.2968	1	-16.9034*	0.0000	0
X27	-3.3835	0.0581	1	-19.6976*	0.0000	0
X28	-3.6451*	0.0298	0	-	-	-

* 0.05 anlamlılık düzeyinde serinin durağan olduğunu göstermektedir.

Çizelge 4.2’de sunulan ADF birim kök testi sonuçları incelendiğinde GSYH çeyreklik büyüme oranı, imalat sanayi kapasite kullanım oranı, ekonomik güven endeksi, ticari kredi reel faiz oranı, nominal efektif döviz kuru, BIST 100 endeksi, ihracat miktar endeksi ve BIST 30 endeksi değişkenlerinin düzeyde durağan olduğu diğer tüm değişkenlerin ise düzey değerlerinin birim kök içerdiği tespit edilmiştir. Söz konusu değişkenlerin birinci derece farkları alındığında ise durağanlaştığı gözlemlenmiştir. Böylece analize dahil edilecek değişkenlerin düzeyde veya birinci dereceden fark durağan olduğu sonucuna varılmıştır.

4.3 t+45 Anında Bir Önceki Çeyreğe Göre GSYH Ön Tahmini

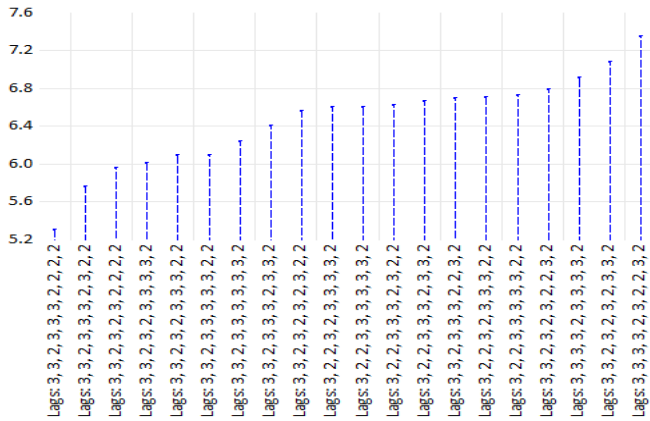
Ön tahmin değeri ilk olarak mevsim ve takvim etkilerinden arındırılmış olarak tahmin edilmiş olup sonrasında yıllık değişim değerleri hesaplanmıştır. Tahminin mevsim ve takvim etkilerinden arındırılmış değişim oranı üzerinden hesaplanma amacı; periyodik dönemleri nedeniyle, üç aylık GSYH zaman serilerinin genellikle takvim etkilerinden ve mevsimsel dalgalanmalardan etkilenmesi ve söz konusu etkilerin serinin kısa ve uzun vadede ilgili hareketlerini maskeleyerek ekonomik olayların açık bir şekilde anlaşılmasını engellemesidir. Dolayısıyla bu tür etkilerin ortadan kaldırılarak mevsim ve takvim etkisinden arındırılmış serilerin kullanılması tahmin performansını arttırmaktadır (INE, 2012).

Ön tahmin hesabında Eurostat tarafından hazırlanan "Overview of GDP Flash Estimation Methods" el kitaplarında önerilen karışık frekanslı verilerin kullanıldığı MIDAS ve MF-VAR modelleri kullanılmıştır.

4.3.1 MIDAS Modeli

Bu çalışmada Yamak vd.(2018) ve Guliyev (2018)’in çalışmaları göz önünde bulundurularak büyüme tahminine ilişkin en iyi sonuçların elde edildiği sınırlandırılmış MIDAS yöntemlerinden olan Almon Polinomlu MIDAS Regresyonunun kullanılmasına karar verilmiştir.

MIDAS Regresyon modeli oluşturulurken Al-Qawasmi (2014) tarafından önerilen gereksiz parametre artırımının önüne geçmek amacıyla üç aylık büyüme tahmininde maksimum gecikme uzunluğunun çeyrek dönemin tamamını kapsayan ayların sayısını ifade eden 3 olarak belirlenmesi uygun bulunmuştur. Maksimum 3 gecikmenin dahil edildiği binlerce model denenmiş olup Schwartz Bilgi Kriterini (BIC) minimum yapan modelin seçilmesi uygun bulunmuştur. BIC’e göre belirlenen en iyi 20 model Şekil 4.1’de verilmiştir.



Şekil 4.1 BIC’e Göre Belirlenen En İyi 20 Model

Modelde kullanılacak bağımlı değişken olan bir önceki çeyreğe göre GSYH büyüme oranı değişkenine ilişkin uygun gecikme uzunluğuna da BIC bilgi kriteri göz önünde bulundurularak karar verilmiştir. Çizelge 4.3’te görüldüğü üzere BIC bilgi kriterini minimum yapan gecikme uzunluğunun 1 olduğu tespit edilmiştir.

Çizelge 4.3 Bağımlı Değişken İçin Uygun Gecikme Uzunluğunun Belirlenmesi

Gecikme Uzunluğu	BIC Değeri
1	5.1951
2	5.2377
3	5.3483
4	5.4500
5	5.5517
6	5.6397
7	5.6919
8	5.7729
9	5.8976
10	5.9438
11	5.9915
12	6.0783

Değişkenlerin alternatif kombinasyon denemeleri sonucunda değişkenlere ilişkin polinom katsayılarının tamamının anlamlı olduğu en iyi MIDAS modeli belirlenmiştir. Model yeterlilik testleri sonucu en iyi model olarak tespit edilen MIDAS modelinde; *İmalat Sanayi Kapasite Kullanım Oranı, Perakende Satış Endeksi, Tüketici Fiyat Endeksi, Toplam Kredi Hacmi Büyümesi, Açılan Şirket Sayısı Artış Yüzdesi, Sanayi Üretim Endeksi Ara Malı, Reel Efektif Döviz Kuru, BIST 100 Endeksi, İthalat Ara Malı Miktar Endeksi, BIST 30 Endeksi* değişkenleri yer almaktadır. Söz konusu modele ilişkin tanı sınamaları ise Çizelge 4.4, Şekil 4.2 ve Çizelge 4.5'te verilmiştir.

Tanı sınamalarının başında yer alan hataların normal dağılıp dağılmadığını test etmek için Jarque Bera testi kullanılmıştır.

Çizelge 4.4 MIDAS Hatalarına İlişkin Normallik Testi Sonuçları

Jarque Bera Test İstatistiği Değeri	0.9466
Prob.	0.6229

Çizelge 4.4 incelendiğinde; Jarque Bera normallik testine ilişkin olasılık değerinin (Prob) $0.6229 > 0.05$ olması sonucu " H_0 : Hatalar normal dağılıma sahiptir" hipotezi %95 güven düzeyinde reddedilmemektedir. Böylece, hata terimlerinin normal dağıldığı saptanmıştır.

Modelin yeterliliğini tespit etmek için kullanılan bir diğer varsayım testi, modele ilişkin hata terimlerinin gecikmeli değerleri arasında ilişki olmamasının test edildiği Portmanteu Testidir. Tüm ρ_k ' ların eşanlı olarak sıfır olduğunu ileri süren yokluk hipotez aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$H_0: \rho_1 = \dots = \rho_m = 0 \text{ (Tüm otokorelasyon katsayıları istatistiksel olarak anlamsızdır)}$$

$H_1: \rho_k \neq 0$ (En az bir otokorelasyon katsayısı istatistiksel olarak anlamlıdır)

Otokorelasyon	Kısmi Otokorelasyon	AC	PAC	Q-İst.	Prob.	
		1	0.107	0.107	0.4928	0.483
		2	-0.058	-0.070	0.6401	0.726
		3	0.053	0.068	0.7664	0.857
		4	0.002	-0.017	0.7666	0.943
		5	-0.149	-0.142	1.8291	0.872
		6	-0.233	-0.212	4.5055	0.609
		7	-0.120	-0.102	5.2376	0.631
		8	-0.142	-0.151	6.3005	0.614
		9	0.058	0.096	6.4855	0.691
		10	-0.142	-0.207	7.6072	0.667
		11	0.027	0.028	7.6497	0.744
		12	0.189	0.074	9.7972	0.634

Şekil 4.2 MIDAS Hatalarına İlişkin Otokorelasyon ve Kısmi Otokorelasyon Katsayıları

Portmanteu Testi için hesaplanan Box ve Pierce tarafından geliştirilen Q istatistiği değerleri Şekil 4.2'de verilmiştir.

Q istatistiklerine ilişkin olasılık değerleri anlamlılık düzeyinden büyükse ($Prob > 0.05$) H_0 hipotezi reddedilemediğinden tüm otokorelasyon katsayılarının istatistiksel olarak anlamsız olduğu başka bir deyişle hataların beyaz gürültü sürecine sahip durağan seriler olduğu sonucuna varılmaktadır.

Hatalara ilişkin varsayımlardan bir diğeri ise hata terimlerinin zaman boyunca sabit varyansa sahip olduğudur. Bu varsayımı test etmek için ARCH LM testi yapılarak " H_0 : Model hatalarında değişen varyans yoktur." hipotezi test edilmektedir. ARCH LM testine ilişkin sonuçlar Çizelge 4.5'te verilmiştir. Çizelge 4.5'ten de görüldüğü üzere ($Prob > 0.05$) olduğundan yokluk hipotezi reddedilmediğinden hataların sabit varyanslı olduğu tespit edilmiştir.

Çizelge 4.5 ARCH LM Değişen Varyans Test Sonuçları

ARCH LM Test İstatistiği Değeri	0.0021
Prob.	0.9633

4.3.2 MF-VAR Modeli

MF-VAR modelleri karışık frekanslı veriler için durum uzayı modellerine alternatif olarak geliştirilmiştir. Durum uzayı modelleri parametreye dayalıyken, karışık frekanslı VAR modelleri, yalnızca gözlemlenebilir veriler açısından formüle edilmekte ve gizli süreçlerin yanı sıra şokları içermemekte olup dolayısıyla ölçüm denklemleri ile filtreleme yöntemlerine de ihtiyaç duymamaktadır. Aynı frekanslı verilerle analiz zorunluluğuna sahip olan geleneksel VAR modellerinde yüksek frekanslı veriler düşük frekanslı verilere dönüştürülerek analize dahil edildiğinden model eksik tanımlanmakta ve bu durum da politika analizlerinde kullanılan etki tepki fonksiyonlarının yanlış belirlenmesine neden olmaktadır. Karışık frekanslı VAR modellerindeki karışık frekanslı örneklemelerin farklı yayın zamanlarına sahip olması nedeniyle model yüksek frekanslı değişkendeki bilgi akışına göre gerçek zamanlı olarak güncellenmektedir. Karışık frekanslı VAR modellerinde Klasik ve Bayesian VAR modelleri için farklı tahmin yöntemleri önerilmektedir.

Durum uzayı modelleri gözlemlenmemiş gizli süreçleri de içermektedir. Dolayısıyla gelecek tahminleri elde etmek amacıyla gözlemlenmemiş gizli durumları ortaya çıkarabilmek için filtreleme yöntemleri kullanılmaktadır. Ancak Klasik MF-VAR modelleri sadece gözlenmiş veriler üzerinden modelleme yapmakta olup etki tepki fonksiyonları sadece gözlenmiş şoklar göz önünde bulundurularak belirlenmektedir. Dolayısıyla durum uzayı modelleri ile karşılaştırıldığında gözlemlenmemiş durumları içermemesi nedeniyle MF-VAR modelleri, MIDAS regresyon modelleri gibi, parametrelendirme açısından daha tutumlu bir tavır izlemektedir.

MF-VAR modelleri ile $t + 45$ anında GSYH büyüme ön tahminine geçmeden önce iktisadi teori çerçevesinde ilişkili olduğu düşünülen bağımsız değişkenlerin GSYH büyüme verisi ile nedensellik ilişkisi MIDAS Granger Nedensellik Analizi ile de incelenmiştir. MIDAS Granger Nedensellik Analizi sonuçları Çizelge 4.6'da yer almaktadır.

Çizelge 4.6 MIDAS Granger Nedensellik Analizi Sonuçları

Değişken Adı	Kikare Test İstatistiği	Prob	İlişki Durumu
İmalat Sanayi Kapasite Kullanım Oranı	41.0765	0.0000	✓
Tarım Dışı İstihdam	9.1453	0.4240	×
Ekonomik Güven Endeksi	13.8147	0.0032	✓
Sanayi Üretim Endeksi	14.5604	0.0022	✓
Perakende Satış Endeksi	25.6576	0.0000	✓
Tüketici Fiyat Endeksi	18.9835	0.0003	✓
Yurt İçi Üretici Fiyat Endeksi	14.9391	0.0019	✓
Toplam Kredi Hacmi Büyümesi	15.1292	0.0874	×
Ticari Kredi Reel Faiz Oranı	1.7739	0.6206	×
KDV Mükellef Sayısı	3.6451	0.3024	×
Bileşik Öncü Göstergeler Endeksi	12.3875	0.9286	×
Açılan Şirket Sayısı Artış Yüzdesi	20.4195	0.0023	✓
İhracat Birim Değer Endeksi	13.9854	0.1228	×
İthalat Birim Değer Endeksi	11.9464	0.0632	×
Yeni Konut Fiyat Endeksi	6.6959	0.6687	×
Hazır Beton İmalatı	7.0540	0.8540	×
Sanayi Üretim Endeksi Ara Malı	13.9257	0.0030	✓
Sanayi Üretim Endeksi Sermaye Malı	6.2884	0.0984	×
Otomobil Sayısı Artış Yüzdesi	7.2225	0.0651	×

Petrol Fiyatları	4.2775	0.2330	×
Nominal Efektif Döviz Kuru	12.3954	0.0061	✓
Reel Efektif Döviz Kuru	10.2198	0.1157	×
BIST 100 Endeksi	5.5616	0.1350	×
Nominal Para Arzı	12.0521	0.2104	×
İhracat Miktar Endeksi	7.3714	0.0610	×
İthalat Miktar Endeksi	9.6057	0.0222	✓
İthalat Ara Malı Miktar Endeksi	14.2959	0.1122	×
BIST 30 Endeksi	4.6002	0.2035	×

MIDAS Granger Nedensellik Analizi göz önünde bulundurularak %95 güven düzeyinde GSYH ile istatistiksel olarak anlamlı ilişkisi bulunan değişkenler MF-VAR modeline dahil edilmiştir. Çizelge 4.6'da da belirtildiği üzere MF-VAR modelinde; *İmalat Sanayi Kapasite Kullanım Oranı, Ekonomik Güven Endeksi, Sanayi Üretim Endeksi, Perakende Satış Endeksi, Tüketici Fiyat Endeksi, Yurt İçi Üretici Fiyat Endeksi, Açılan Şirket Sayısı Artış Yüzdesi, Sanayi Üretim Endeksi Ara Malı, Nominal Efektif Döviz Kuru ve İthalat Miktar Endeksi* değişkenleri yer almaktadır. Söz konusu modele ilişkin tanı sınamaları ise Çizelge 4.7, Şekil 4.3 ve Çizelge 4.8'de verilmiştir.

Çizelge 4.7 MF-VAR Hatalarına İlişkin Normallik Testi Sonuçları

Jarque Bera Test İstatistiği Değeri	0.0309
Prob.	0.9847

Çizelge 4.7 incelendiğinde; Jarque Bera normallik testine ilişkin olasılık değerinin (Prob) $0.9847 > 0.05$ olması sonucu " H_0 : Hatalar normal dağılıma sahiptir" hipotezi % 95 güven düzeyinde reddedilemediğinden dolayı hata terimlerinin normal dağıldığı saptanmıştır.

Modelin uygunluğunu tespit etmek için kullanılan bir diğer varsayım testi, modele ilişkin hata terimlerinin gecikmeli değerleri arasında ilişki olmamasının test edildiği Portmanteu Testi sonuçları Şekil 4.3'te verilmiştir.

Otokorelasyon	Kısmi otokorelasyon	AC	PAC	Q-İst.	Prob.	
		1	-0.001	-0.001	4.E-05	0.995
		2	-0.085	-0.085	0.3063	0.858
		3	-0.201	-0.203	2.0695	0.558
		4	-0.151	-0.170	3.0854	0.544
		5	-0.243	-0.313	5.8152	0.325
		6	0.133	0.022	6.6572	0.354
		7	0.297	0.208	10.989	0.139
		8	-0.129	-0.257	11.833	0.159
		9	-0.110	-0.171	12.463	0.188
		10	-0.114	-0.144	13.174	0.214
		11	0.085	0.123	13.582	0.257
		12	0.029	0.074	13.632	0.325

Şekil 4.3 MF-VAR Hatalarına İlişkin Otokorelasyon ve Kısmi Otokorelasyon Katsayıları

Şekil 4.3'ten de görüldüğü gibi Q istatistiklerine ilişkin olasılık değerleri anlamlılık düzeyinden büyük ($Prob > 0.05$) olduğundan H_0 hipotezi reddedilemediğinden tüm otokorelasyon katsayılarının istatistiksel olarak anlamsız olduğu tespit edilmiştir.

Hatalara ilişkin varsayımlardan bir diğeri olan hata terimlerinin sabit varyansa sahip olduğunu test etmek amacıyla yapılan ARCH LM testi sonuçları Çizelge 4.8'de verilmiştir. ARCH LM testine ilişkin olasılık değerleri anlamlılık düzeyinden büyük ($Prob > 0.05$) olduğundan " H_0 : Model hatalarında değişen varyans yoktur." hipotezi reddedilemediğinden dolayı hataların sabit varyanslı olduğu tespit edilmiştir.

Çizelge 4.8 ARCH LM Değişen Varyans Test Sonuçları

ARCH LM Test İstatistiği Değeri	0.0190
Prob.	0.8903

4.3.3 Modellerin Karşılaştırmalı Analizi

Modellerin karşılaştırmalı analizinde model seçimi ve tahminin doğruluğunun değerlendirilmesi birbirini tamamlayıcı iki aşamadır. GSYH ön tahmininde kullanılan modellerin örneklem dışı tahmin performanslarını karşılaştırmak amacıyla başlıca performans ölçüm kriteri olan Kök Ortalama Kare Hatası (RMSE) değerleri kullanılmıştır. Ayrıca Kuzin, Marcellino ve Schumacher (2009)'ın çalışmasında önerdiği üzere tahmin uzunluklarının tahmin performansına etkisini de değerlendirmek amacıyla tahminin 1 yıllık süreyi içeren 4 çeyrek dönem için alınmasına karar verilmiştir. MIDAS ve MF-VAR modellerinin RMSE değerleri Çizelge 4.9'da gösterilmektedir.

Çizelge 4.9 Modellerin Öngörü Performanslarının Karşılaştırılması

RMSE Değerleri				
Tahmin Dönemi Uzunluğu				
Modeller	1 Çeyrek	2 Çeyrek	3 Çeyrek	4 Çeyrek
MIDAS	0.5801	1.8466	6.2260	5.4279
Kısıtsız MF-VAR	1.7197	10.5919	16.3444	14.2129

Çizelge 4.9 incelendiğinde MIDAS modelinin tüm tahmin dönemleri için MF-VAR modelinden daha iyi performansa sahip olduğu tespit edilmiştir. Kuzin, Marcellino ve Schumacher (2009) çalışmasında ileri sürülen MIDAS modellerinin kısa dönemli tahminlerde MF-VAR modellerinden daha iyi performansa sahip olduğu ancak uzun dönem tahminlerinde MF-VAR modellerinin daha etkin olduğu savı bu çalışmada reddedilmiştir. 2020Q1-2020Q4 ön tahmin uzunluğunu içeren analiz sonucuna göre kısa ve uzun dönem tahminlerinde MIDAS modellerinin MF-VAR modellerinden daha iyi performansa sahip olduğu ileri sürülebilir.

5. Tartışma ve Sonuç

Son yıllarda yaşanan ekonomik, finansal ve teknolojik gelişmeler doğrultusunda, ekonominin konjonktürel analizi yapılarak uygun politikaların belirlenebilmesi amacıyla, ekonomik göstergelerin mümkün olan en kısa sürede üretilme ihtiyacı doğmuştur. Böylece Eurostat önderliğinde yürütülen ön tahmin çalışmaları oldukça önem kazanmıştır. Bu çalışmaların başında ekonominin mevcut durumu hakkında bilgi veren birincil göstergelerden olan GSYH ön tahminleri yer almaktadır. Eldeki tamamlanmamış veri setleri ile mümkün olan en kısa zamanda üçer aylık dönemin nihai tahmininden önce sunulabilecek söz konusu ön tahminler ile ekonominin seyri hakkında bilgi edinilmesi amaçlanmaktadır. Bu çalışmada da GSYH ön tahmininin referans dönemin sona ermesinden 45 gün sonra hesaplanması hedeflenmiştir.

GSYH'nin t+45 anında ön tahmininin elde edilmesinde iktisadi teori çerçevesinde GSYH ile yüksek ilişkili 28 tane öncü gösterge belirlenerek, bu göstergelerin referans dönem bitiminden 45 gün sonra mevcut olan verilerinden yararlanılmıştır. İlk olarak, veri setinde yer alan değişkenlerin zaman serisi özellikleri incelenmiş olup güçlü ön tahminlerin elde edilmesi amacıyla gerekli olması halinde mevsimsel arındırma ve durağanlaştırma işlemleri yapılmıştır.

Farklı frekanslı verilerle çalışılması durumunda tüm değişkenlerin herhangi bir dönüşüme tabii tutulmaksızın kendi frekanslarında aynı anda analiz edilmesine imkan sağlayan Ghysels ve diğerleri (2004) tarafından geliştirilen MIDAS yaklaşımı ile Ghysels, Hill ve Motegi (2015) tarafından önerilmiş olan MF-VAR modelleri kullanılmıştır. MIDAS regresyon modellerinden Yamak vd. (2018) ve Guliyev (2018)'in çalışmaları doğrultusunda GSYH büyüme tahminlerinde en yüksek performansa sahip Almon Polinomlu MIDAS Regresyon modelinin kullanılması uygun bulunmuştur. Söz konusu modelde yer alacak değişkenlere karar verme aşamasında ise iteratif olarak tüm değişkenlerin denemesi sonucunda en anlamlı modeli oluşturan değişken kombinasyonu belirlenmiştir. Model yeterlilik testleri sonucu en iyi model olarak tespit edilen MIDAS modelinde; **İmalat Sanayi Kapasite Kullanım Oranı, Perakende Satış Endeksi, Tüketici Fiyat Endeksi, Toplam Kredi Hacmi Büyümesi, Açılan Şirket Sayısı Artış Yüzdesi, Sanayi Üretim Endeksi Ara Malı, Reel Efektif Döviz Kuru, BIST 100 Endeksi, İthalat Ara Malı Miktar Endeksi, BIST 30 Endeksi** değişkenleri yer almaktadır.

MF-VAR modellemesinde modele dahil edilecek değişken setini belirlemeden önce tüm değişkenlerin GSYH ile MIDAS Granger Nedensellik Analizi gerçekleştirilerek ilişkinin tespit edildiği değişkenlerin modelde yer almasına karar verilmiştir. Granger Nedensellik Analizi doğrultusunda model yeterlilik sonuçları da göz önünde bulundurularak en iyi MF-VAR modeli belirlenmiştir. Söz konusu modelde yer alan değişken seti; **İmalat Sanayi Kapasite Kullanım Oranı, Ekonomik Güven Endeksi, Sanayi Üretim Endeksi, Perakende Satış Endeksi, Tüketici Fiyat Endeksi, Yurt İçi Üretici Fiyat Endeksi, Açılan Şirket Sayısı Artış Yüzdesi, Sanayi Üretim Endeksi Ara Malı, Nominal Efektif Döviz Kuru ve İthalat Miktar Endeksi** değişkenlerinden oluşmaktadır.

Belirtilen iki modelden ön tahminler elde edilmiş olup modellerin karşılaştırmalı analizi gerçekleştirilmiştir. Modellerin örneklem dışı tahmin performansları karşılaştırıldığında en iyi performansa sahip olan modelin MIDAS modeli olduğu tespit edilmiştir. Kuzin, Marcellino ve Schumacher (2009) çalışmasında ileri sürülen MIDAS modellerinin kısa dönemli tahminlerde MF-VAR modellerinden daha iyi performansa sahip olduğu ancak uzun dönem tahminlerinde MF-VAR modellerinin daha etkin olduğu savı bu çalışmada reddedilmiştir. 2020Q1-2020Q4 ön tahmin uzunluğunu içeren analiz sonucuna göre kısa ve uzun dönem tahminlerinde MIDAS modellerinin MF-VAR modellerinden daha iyi performansa sahip olduğu saptanmıştır.

GSYH ön tahmininde, MIDAS tabanlı boyut azaltma tekniklerini kullanan Faktör-MIDAS (FAMIDAS) modelleri ile cezalandırılmış değişken seçim yöntemi olan LASSO-MIDAS modelleri araştırmacılar tarafından kullanılarak öngörü performans iyileştirmesi incelenebilir. Aynı zamanda kayan pencere ve yinelemeli pencere yaklaşımları ile dönem dışı öngörü başarıları araştırılabilir.

Kaynakça

- Alper, C. E., Fendoğlu, S. ve Saltoğlu, B. (2012). MIDAS Volatility Forecast Performance Under Market Stress: Evidence From Emerging Stock Markets. *Economics Letters*, 117(2): 528-532.
- Al-Qawasmı, M. (2014). *Forecasting Palestinian Gross Domestic Product Using Mixed Data Sampling Regression Techniques*, Yüksek Lisans Tezi, Birzeit University.
- Anesti, N., Hayes, S. ve Moreira, A. (2017). Peering Into The Present: The Bank's Approach to GDP Nowcasting, *Bank of England Quarterly Bulletin 2017 Q2*.
- Aprigliano, V., Foroni, C., Marcellino, M., Mazzi, G. ve Venditti, F. (2017). A Daily Indicator of Economic Growth for The Euro Area. *International Journal of Computational Economics and Econometrics*, 7(1-2): 43-63.
- Armesto, M., Engemann, K. ve Owyang, M. (2010). Forecasting with Mixed Frequencies. *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 92(6): 521-36.
- Berksun, D. (2019). *Electricity Consumption And Economic Growth In Turkey: An MF-VAR Approach*, Yüksek Lisans Tezi, Bilkent Üniversitesi, Ankara.
- Clements, M. P. ve Galvão, A. (2008). Macroeconomic Forecasting with Mixed-Frequency Data: Forecasting Output Growth in The United States. *Journal of Business and Economic Statistics*, 26(4): 546-54.
- Eurostat (2016). Overview Of GDP Flash Estimation Methods. *Publications Office of The European Union, Luxembourg*.
- Ferrara L. ve Marsilli, C. (2014). Nowcasting Global Economic Growth: A Factor-Augmented Mixed-Frequency Approach. *Working Papers 515, Banque De France*.
- Foroni, C., Marcellino, M. ve Schumacher, C. (2015). Unrestricted Mixed Data Sampling (MIDAS): MIDAS Regressions With Unrestricted Lag Polynomials. *Journal of The Royal Statistical Society: Series A (Statistics In Society)*, 178(1): 57-82.
- Ghysels, E., Santa-Clara, P. ve Valkanov, R. (2004). The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models. *California Digital Library, University Of California*.
- Ghysels, E., Sinko, A. ve Valkanov, R. (2007). MIDAS Regressions: Further Results And New Directions. *Econometric Reviews*, 26(1): 53-90.
- Ghysels, E. ve Andreou, E. (2009). Structural Breaks in Financial Time Series. *Handbook of Financial Time Series, Springer, Berlin*.
- Ghysels, E. ve Kourtellos, A. (2010). Forecasting with Mixed-Frequency Data. *Oxford Journal of Economic Forecasting*, 158(1): 12.
- Ghysels, E., Hill, J. ve Motegi, K. (2015). Simple Granger Causality Tests for Mixed Frequency Data. *Tohoku University*.
- Ghysels, E. (2016). Macroeconomics and The Reality of Mixed Frequency Data. *Journal of Econometrics*, 193(2): 294-314.
- Ghysels, E., Hill, J. ve Motegi, K. (2016). Testing for Granger Causality with Mixed Frequency Data. *Journal of Econometrics*, 192: 207-230.
- Ghysels, E. ve Marcellino, M. (2018). Applied Economic Forecasting Using Time Series Methods. *Oxford University Press, United States of America*.
- Guliyev, H. (2018). *Karma Frekanslı Verilerde MIDAS Regresyon Modellerinin Uygulanması: Türkiye'nin Ekonomik Büyüme Tahmini*. Yüksek Lisans Tezi, Akdeniz Üniversitesi, Antalya.
- Günay, M. (2018). Nowcasting Annual Turkish GDP Growth With MIDAS. *TCMB Ekonomi Notu*.
- INE, *Quarterly Spanish National Accounts, Press Release 2019Q2, Methodological Note*, https://www.ine.es/en/daco/daco42/daco4214/cntr0219a_en.pdf [Ziyaret Tarihi: 15 Ağustos 2019]
- Kuzin, V., Marcellino, M. ve Schumacher, C. (2009). Pooling Versus Model Selection For Nowcasting with Many Predictors: An Application To German GDP. *Deutsche Bundesbank Discussion Paper, Series 1: Economic Studies*.

- Litterman R.B. (1983). A Random Walk, Markov Model for The Distribution of Time Series, *Journal of Business And Economic Statistics*, 1: 169-173.
- Marcellino, M. (1999). Some Consequences of Temporal Aggregation in Empirical Analysis. *Journal of Business & Economic Statistics*, 17(1): 129-136.
- Marsilli, C. (2017). Nowcasting US Inflation Using A MIDAS Augmented Phillips Curve. *International Journal of Computational Economics And Econometrics*, 7(1-2): 64-77.
- Schorfheide, F. ve Song, D. (2012). Real-Time Forecasting with a Mixed-Frequency VAR. *Federal Reserve Bank of Minneapolis Research Department, Working Paper 701*.
- Schumacher, C. (2014). MIDAS and Bridge Equations. *Discussion Paper, Deutsche Bundesbank, No 26, Frankfurt*.
- Sims, C. ve Zha, T. (1998). Bayesian Methods For Dynamic Multivariate Models. *International Economic Review*, 39(4): 949-968.
- TCMB, <https://evds2.tcmb.gov.tr/> [Ziyaret Tarihi: 1 Haziran 2021]
- TÜİK, <http://www.tuik.gov.tr/> [Ziyaret Tarihi: 1 Haziran 2021]
- Yamak, N. ve Samut, S. (2018). MIDAS Granger Nedensellik Testi (MF-VAR): GSYH ve İşsizlik Oranı. İktisat Seçme Yazılar, *Celepler Matbaacılık Yayın Ve Dağıtım, Trabzon*.
- Yamak, N., Samut, S. ve Koçak, S. (2018). Farklı Frekanslı Veriler Altında Ekonomik Büyüme Oranının Tahmini. *Ekonomi Bilimleri Dergisi*, 10(1): 35-47.