

## Türkiye’de Covid 19 Döneminde CDS Oynaklığı Üzerinde BIST100 ve VIX Endekslerinin Etkilerinin Simetrik ve Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri ile Belirlenmesi

Savaş TARKUN<sup>1</sup>, Erkan IŞIĞIÇOK<sup>2</sup> ve Emrah AKDAMAR<sup>3</sup>

### Öz

Bu çalışmada, 01.01.2020-29.12.2020 dönemine ilişkin CDS, BIST100 ve VIX değişkenlerinin günlük getiri serilerinden yararlanılmıştır. ARCH etkisi gösteren en uygun ARMA ve çoklu regresyon modelleri seçilerek, CDS değişkeninin oynaklığını etkileyen faktörleri belirlemek amacıyla, çeşitli simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans (ARCH) modelleri tahmin edilmiştir. Hem ARMA hem de çoklu regresyon ile oluşturulan modellerin varyans denkleminde BIST100’ün bulunduğu modellerin tamamında, bu değişkenin CDS getiri serisinin oynaklığında negatif yönde etki gösterdiği, BIST100 değişkeninin parametresinin, GARCH modellerinde anlamlı bulunduğu, CDS risk primine şok etkilerin uzunluğunun benzer değerlerde [yaklaşık yarım gün: ARMA-GARCH (0.5446) ve Çoklu regresyon-GARCH (0.5208)] olduğu ve CDS getiri serisinin oynaklığının çoklu regresyon yerine ARMA modeliyle daha iyi sonuç verdiği belirlenmiştir.

**Anahtar kelimeler:** CDS kredi temerrüt riski, BIST100, VIX, ARCH-GARCH modelleri, Oynaklık.

**Jel kodları:** C22, C32, E44.

## Determination of the Effects of BIST100 and VIX Indices on CDS Volatility in Turkey during Covid 19 Period with Symmetrical and Asymmetrical Conditional Variance Models

### Abstract

In this study, daily return series of CDS, BIST100 and VIX variables for the period 01.01.2020 - 29.12.2020 were used. By choosing the most appropriate ARMA and multiple regression models showing ARCH effect, various symmetric and asymmetric conditional variable variance (ARCH) models were estimated in order to determine the factors affecting the volatility of the CDS variable. In all models with BIST100 in the variance equation of both ARMA and multiple regression models, this variable has a negative effect on the volatility of the CDS return

<sup>1</sup> **Sorumlu yazar/Corresponding author:** Doktora Öğrencisi, Savaş Tarkun, Bursa Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ekonometri Anabilim Dalı, 711817007@ogr.uludag.edu.tr . ORCID: 0000-0002-2684-184X

<sup>2</sup> Prof. Dr, Erkan Işığışok, B.U.Ü. İİBF Ekonometri Bölümü İstatistik Anabilim Dalı, eris@uludag.edu.tr, ORCID: 0000-0003-4037-0869

<sup>3</sup> Dr. Öğretim Üyesi, Emrah Akdamar, Bandırma Onyedi Eylül Üniversitesi, Denizcilik Fakültesi, Denizcilik Ekonomisi ve Politikaları Anabilim Dalı, eakdamar@bandirma.edu.tr. ORCID: 0000-0002-5136-3587

series, the parameter of the BIST100 variable is significant in the GARCH models, the length of the shock effects on the CDS risk premium has similar values [about half a day: ARMA-GARCH (0.5446) and Multiple regression-GARCH (0.5208)] and the volatility of the CDS return series gave better results with the ARMA model instead of multiple regression.

**Keywords:** Credit Default Swap, BIST100, VIX, ARCH-GARCH models, Volatility.

**Jel codes:** C22, C32, E44.

## 1. Giriş

Kredi temerrüt riski veya kredi risk primi olarak adlandırılan CDS (Credit Default Swap) kavramı, bir kredinin geri ödenmeme riskini ortaya koymak ve söz konusu riske karşı kredinin sigortalanarak güvence altına alınmasında kullanılan önemli bir göstergedir. CDS kavramı, CDS sözleşmesi ile CDS risk primini satın alan tarafa, borcun temerrüde düşmesi (borcun ödenmemesi) veya iflas riskinin meydana gelmesi durumunda, bu sözleşmeye konu olan borcun ödeneceğine dair bir tür garanti sunmakta ve bu korumanın karşılığında ise CDS'i satan taraf da belirli bir prim ödemesi yapmaktadır.

CDS, 2008 yılında yaşanan mali krizden sonra piyasaların en güncel durumunu gösteren ve ülke riskinin ölçülmesinde değişen piyasa koşullarına daha hızlı adapte olması ve kredi notlarının yerini almaya başlaması nedeniyle, merkez bankalarının para ve sermaye piyasalarını takip edebilmek amacıyla, önem verdiği göstergelerden biri haline gelmiştir. Benzer şekilde, Basel III çerçevesinde (Basel Committee On Banking Supervision, 2011), ülke kredi risk primleri, kredi değerlendirme ayarlaması (credit valuation adjustment) sürecinde, risk sermayesi giderlerini minimuma düşürmek için etkin bir koruma aracı olarak tanımlanmıştır.

Diğer taraftan; Covid 19 pandemisi, ülkemiz ve dünya ekonomilerini her yönüyle etkilemiştir. Pandemi (salgın) döneminde, dünyadaki arz-talep şokuyla ve eşanlı olarak küresel ekonomide yıkıcı etkilerin meydana gelmesiyle, sistematik bir kriz olmuştur. Mali ve finansal problemlerin yanında dışsal bir şok olan pandemi kaynaklı sağlık krizi, finans sektöründeki dengesizliklerin artmasına neden olmuştur (Nart, 2021, p. 453). Covid 19, içerisinde barındırdığı belirsizlikler nedeniyle, finansal piyasaları da derinden etkilemiştir. Finansal piyasalar bu pandeminin ilan edildiğinde, 2008 küresel ekonomik kriz dönemindekine benzer bir oynaklığa (volatility) maruz kalmıştır. Piyasalarda korku endeksi olarak da tanımlanan VIX (Volatility Index), yatırımcıların piyasalardaki iştahını gösteren ve küresel piyasanın risk algısını ölçen bir endekstir. VIX endeksi, 2008 ekonomik krizinde en yüksek seviyelerine erişmiştir. Buna karşılık, Dünya Sağlık Örgütü tarafından 11.03.2020 günü pandeminin ilan edilmesiyle birlikte, VIX endeksi 16.03.2020 günü 82.69 seviyelerine ulaşmış ve 2008 küresel krizinin olduğu 24.10.2008 günü 89.32 olduğu gibi en yüksek seviyelerine ulaşmıştır. VIX değerinin 60'ın üzerine çıkması, piyasalarda kargaşanın hakim olduğunu gösteren öncü göstergelerden biri olarak değerlendirilmektedir.

Pandeminin ilanından sonra dünya borsalarının %25'den fazla değer kaybı yaşadığı ve bu durumun Türkiye'ye yansması ise ilk vakanın görüldüğü günden sonra BIST100'de değer kaybı %7.25 olurken, 2020 Mart ayı süresince bu kayıp %32'lere ulaşmıştır. Benzer dalgalanmalar, Türkiye CDS risk priminde de gözlemlenmiştir.

Literatürde CDS risk primi, BIST100 ve VIX endekslerine ilişkin çok sayıda çalışma olmamakla birlikte, mevcut çalışmalar da ağırlıklı olarak nedensel ilişki, uzun dönem ilişkisi veya öngörü çalışmalarına odaklanmıştır. Bu çalışmanın amacı; CDS oynaklığı üzerinde BIST100 ve VIX endekslerinin etkili olup olmadığını, ARCH etkisi taşıyan hem ARMA hem de çoklu regresyon modelleri ile belirlemektir.

### 1.1. Literatür

1929 Ekonomik Buhran'ından günümüze kadarki süreçte, birçok yerel ve bölgesel ekonomik krizler yaşanmıştır. Ancak 2008 yılında yaşanan ekonomik krizin etkisi, 1929 krizi gibi şiddetli olmuştur. Buna karşılık, 2008 yılına kadar ülkelerin risk göstergesi olarak uluslararası kredi derecelendirme kuruluşlarının dönemsel olarak yayınlamakta olduğu kredi notları dikkate alınmaktaydı. 2008 küresel krizinden sonra uluslararası derecelendirme kuruluşlarının oluşturdukları notların dönemsel olması ve bu kuruluşlara güvenin azalması ile piyasada ekonomik birimler açısından riskin zamanında ve doğru analiz edilebilmesi için yeni göstergelere ihtiyaç duyulmuştur (Cevik & Bagan, 2018). Böylece, 2008 yılından sonra ülke risk göstergesi olarak daha yaygın kullanılması ve dönemsellik yerine anlık bilgi vermesi, CDS'in ön plana çıkmasına ve uluslararası kredi notlarının yerine tercih edilmesini sağlamıştır.

Flannery vd (2010) tarafından incelenen çalışmada, şirket CDS'leri ve aynı şirketlere sahip kredi derecelendirme notları, 2009-2010 finansal kriz öncesindeki dönem ile karşılaştırılmış ve bilgi yansıtma konusunda CDS'in; tahvil-bono fiyatlarına göre çok daha hızlı hareket ettiği sonucuna ulaşılmıştır. Ayrıca analiz sonuçları, CDS'in 2007-2008 döneminde, finansal birimlerin iflas riski olasılığı arttıkça belirgin şekilde arttığına işaret etmektedir. Aynı dönemde, kredi derecelendirme notlarında ise herhangi bir yenilemeye gidilmediğine işaret edilmiştir (Flannery et al., 2010).

Kocsis ve Monostori (2016) tarafından yapılan çalışmada, CDS'in ülke risk göstergesi olan tahvil alış-satış arasındaki farka (spreadler) göre üstünlüklerini vurgulamış ve ülke temsilcisi olarak önermişlerdir (Kocsis & Monostori, 2016). Ayrıca CDS'e dayanarak hem iflas olasılığının hesaplanabilmesi hem de iflasın öngörülebilmesi nedeniyle, ülke riskinin önemli bir temsilcisi olarak kabul edilebileceğini öne sürmüşlerdir.

Kaya (2015), 2009-2013 dönemleri arasında BIST ile VIX günlük verileri ile yapmış olduğu çalışmada, iki değişken arasında Granger nedensellik ilişkisini incelemiş ve koentegrasyon ile vektör hata düzeltme modellerini kullanarak, BIST'in VIX endeksinden etkilendiğini belirlemiştir (Kaya, 2015). Balçılar ve Demirer (2013) ise uluslararası endekslerden biri niteliğinde VIX ile BIST arasındaki ilişkiyi Markov-Switching modeli ile analiz etmişlerdir (Balçılar & Demirer, 2013).

1993-2007 dönemlerini kapsayan günlük veriler kullanılarak yapılan bir başka çalışma ise Sarwar (2012) tarafından gerçekleştirilmiştir. Çalışmada, VIX'den ABD ve BRIC ülkeleri hisse senedi getirilerinin de modeline dahil ettiği analizde; ABD, Brezilya ve Çin hisse senedi getirileri ile VIX arasında ters yönlü bir ilişkinin varlığını belirlemiştir. Bu sonuca göre, VIX endeksi yüksek iken bu ülke hisse senedi piyasalarında getirilerin düşük ve VIX endeksi düşük iken hisse senedi piyasalarında getirilerin yüksek olduğu sonucuna ulaşmıştır (Sarwar, 2012).

Füss vd. (2011) yaptıkları çalışmada, VIX endeksinin Almanya Borsası oynaklığı olan XDAX üzerindeki etkisini incelemiştir. Analiz sonucunda elde edilen bulgulara göre, piyasaya gelen olumlu bilginin her iki oynaklık endeksinin de istatistiksel olarak anlamlı düzeyde düşürdüğü ortaya konmuştur. Ancak piyasaya gelen bu bilgi, VIX endeksine nazaran daha fazla oynaklık oluştururken, XDAX endeksinin VIX endeksine göre daha az oynak olduğu belirlenmiştir (Füss et al., 2011).

Literatürde, ARCH-GARCH ailesine ait modellerin VIX endeksindeki oynaklığı tahmin etmede başarılı olup olmadığı konusunda bazı çalışmalar bulunmaktadır. Blair, Poon ve Taylor (2001) tarafından yapılan araştırma bulgularına göre, VIX endeksinin tahmin performansının özellikle, GARCH tipi modellerin tahmin performansının daha iyi sonuçlar verdiği ortaya konmuştur (Blair et al., 2001). Daha sonraki dönemlerde yapılan çalışmalarda (Bali & Weinbaum, 2007; Korkmaz & Çevik, 2009) benzer sonuçlara ulaşılmıştır.

Erdoğan ve Baykut (2016) tarafından yapılan çalışmada, BIST100’de işlem gören ve alt endeks olarak bulunan XBANK endeksi, VIX korku endeksi ve MOVE endeksleri ile çalışmış; nedensellik, ARDL sınır testi ve koentegrasyon testlerini uygulamış ve VIX endeksinden XBANK endeksine tek yönlü nedensellik olduğunu, MOVE endeksinden XBANK endeksine doğru ise nedensellik olmadığını belirlemişlerdir (Erdoğan & Baykut, 2016).

Hancı’nın (2014) çalışmasında ise 2008-2012 dönemine ilişkin günlük veriler kullanılmış ve BIST100 ile CDS risk primi arasında ters yönlü bir ilişkinin varlığını ortaya koymuştur (Hancı, 2014). 2010-2015 dönemindeki günlük veriler ile yapılan bir çalışma da Değirmenci ve Pabuçcu’nun (2016) çalışmasıdır. Bu çalışma bulgularına göre BIST100 ile CDS risk primi ile çift yönlü nedensellik ilişkisinin olduğu belirlenmiştir (Değirmenci & Pabuçcu, 2016). Çevik ve Buğan (2019) tarafından yapılan çalışmada ise CDS risk primi ile BIST100 arasında ters yönlü korelasyon ilişkisine rastlanmış ve ayrıca ortalama ve varyansta nedensellik bulgularına göre, her iki değişken arasında çift yönlü nedensellik ilişkisinin olduğu vurgulanmıştır (Çevik & Buğan, 2019).

Atasever (2017)’in yapmış olduğu çalışmada, 2016:06 - 2016:12 dönemine ilişkin haftalık veriler ve çeşitli makroekonomik değişkenler ile Türkiye’nin CDS risk primi arasındaki ilişki VAR analizi ve koentegrasyon analizi ile incelenmiş ve CDS risk priminin BIST100 kapanış fiyatları üzerinde düşük seviyede etki gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. Ancak Johansen koentegrasyon testi sonucunda kullandığı diğer makroekonomik değişkenler ile CDS risk primi arasında uzun dönem ilişkinin olmadığını belirlemiştir (Atasever, 2017).

Münyas (2018) yaptığı çalışmada, 2007-2017 dönemini içeren yıllık veriler ile CDS risk primi bağımlı değişken ile büyüme, BIST100, borsa şirketlerinin piyasa kapitalizasyonu, dolar kuru ve gösterge tahvil faizi bağımsız değişkenlerini kullanmıştır. Analiz sonucunda ise CDS risk primi ile BIST100 arasında ters yönlü bir ilişkinin varlığını ortaya koymuştur. Bulgulara göre; BIST100’de %1 oranında bir artışın, CDS risk primini %12.8 oranında düşürdüğü sonucuna ulaşılmıştır (Münyas, 2018).

Ayrıca Hassan vd. (2013), Orta Asya ve Afrika ülkeleri üzerine yaptıkları çalışmada, 10 ülkenin CDS risk priminin hisse senedi piyasası dalgalanmaları ve getiri tahminlerinde yüksek bir etkisinin olduğunu belirlemişlerdir (Hassan et al., 2013). Benzer şekilde; Aydın, Hazar ve Çütçü’nün (2016) çalışmalarında, bazı ülke CDS risk primleri ile borsa endeksleri arasında ilişki olabileceğini ileri sürmüşlerdir (Aydın et al., 2016).

Chan-Lau ve Fung vd (2004), hisse senedi piyasası ile yüksek getirili CDS piyasası arasında fiyat ve volatilité ile karşılıklı bilgi ilişkisinin olduğu sonucuna ulaşmışlardır (Chan-Lau & Kim, 2004). Evcı (2020), Türkiye’de CDS risk primleri ile BIST100 arasındaki ilişkiyi incelemiş ve uzun dönemli ters yönlü bir ilişkinin olduğunu, kısa dönemde ise CDS risk priminden BIST100 endeksine doğru bir nedensellik ilişkisinin varlığına ulaşmıştır (Evcı, 2020).

## 2. Ekonometrik yöntem: otoregresif koşullu değişen varyans modelleri

Risk ölçütü olarak CDS risk priminin koşullu varyansının (oynaklığının) kullanılması, finansal değişkene ilişkin olasılık dağılımının belirlenmesini gerektirmektedir. Finansal varlıkların fiyat değişimlerinin izlendiği stokastik süreçlere ilişkin genel kabul gören varsayım, fiyat değişimlerinin rassal yürüyüş süreci olarak adlandırılan stokastik süreci takip ettiğine yönelik varsayımdır. Rassal yürüyüş sürecine göre, fiyat değişimleri birbirinden bağımsız ve özdeş dağılıma (iid) sahip olup, beklenen değeri sıfır ve varyansı ise sabittir. Ayrıca getiri değişkenine ilişkin hata teriminin normal dağıldığı varsayımının da eklenmesi ile süreç “Brownian Motion” olarak adlandırılan stokastik bir sürece dönüşür (Mills & Markellos, 2008).

Getiri değişkeninin beklenen değerinin sıfır olması varsayımını doğrulamak üzere, gerçek ortalamanın (kapanış fiyatının) sıfıra yakın olduğunu ortaya koyan çalışmalar bulunmaktadır (Figlewski, 1997). Aynı zamanda bu varsayım, getirilerdeki rassal hareketlerin tahmin edilmeyeceğini ifade eden etkin piyasa hipotezi ile de uyumludur. Diğer taraftan, finansal getiri serisine ilişkin yapılan ampirik çalışmalarda, rassal yürüyüş sürecinin varyansının süreç içerisinde değişmeyip sabit kaldığını ve çoğu durumda bağımsızlık varsayımının da sağlanmadığı görülmüştür. Dahası, finansal değişkenlere ait yüksek frekanslı zaman serilerinin koşulsuz dağılımlarında meydana gelen çarpıklık ve basıklık, normallik varsayımının sağlanamamasına neden olmaktadır. Bununla birlikte, birinci ve ikinci momentlerdeki zamana bağımlılık, normallik varsayımının sağlanamamasının nedenidir. Normallik varsayımının sağlanmadığı durumlarda, yapılacak tahminlerin uygun olmayacağı açıktır (Mazibas, 2005).

Ekonometrik bir modelde varyansın sabit olduğuna dair varsayım bulunmaktadır. Bu şekilde zaman içinde varyansı değişmeyen serinin sabit varyanslı (homoscedastic) olduğu varsayılır (Enders, 2014, p. 123). Ancak özellikle çoğu ekonomik zaman serilerinde bazı dönemlerde oynaklık, her zaman durağan değildir ve zamanla değişkenlik gösterebilmektedir. Ekonometrik çalışmalar için sabit varyans varsayımı ihlal edilir ise bu duruma değişen varyans (heteroscedasticity) adı verilir (Işığışık, 1994, p. 1).

1982 yılında Engle, yukarıda açıklaması yapılan ve geçerliliği tartışmalı olan sabit varyans varsayımını genişletip, ARCH (AutoRegressive Conditional Heteroscedastic) süreçleri olarak adlandırılan stokastik süreçlerin yeni bir sınıfını önermiştir. Engle'e göre, sıfır ortalamaya sahip olan bu süreçler, koşulsuz varyansa değil, geçmiş dönem tahmin hatalarına bağlı olarak değişen varyansa sahip süreçlerdir. ARCH modellerine bu bağlamdaki katkısı, bir stokastik süreç olan zaman serisi verilerinin tahmininde, hem koşullu ortalamaya hem de koşullu varyansa (ARCH etkisi) birlikte yer verilmesidir (Engle, 1982, pp. 987-998).

### 2.1. ARCH modeli

Engle (1982) çalışmasında birinci dereceden otoregresif süreci,

$$Y_t = \gamma Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

şeklinde tanımlamıştır ve burada  $\varepsilon_t$ , sıfır ortalama ve  $V(\varepsilon_t) = \sigma_\varepsilon^2$  ile beyaz gürültü sürecidir. Modelde  $Y_t$ 'nin koşullu ortalaması  $\gamma Y_{t-1}$  değerine eşit iken, koşulsuz ortalaması 0'a eşit olmaktadır.  $Y_t$ 'nin koşulsuz varyansı  $\sigma^2/(1-\gamma^2)$  iken, koşullu varyansı ise  $\sigma^2$  olur (Engle, 1982, p. 988). Engle'in önermiş olduğu bu yaklaşım, koşullu tahminlerin koşulsuz tahminlere göre daha üstün olması nedeniyle tercih edilir (Işığışık, 1994, p. 2). Engle'in yaklaşımında koşullu öngörülerin kullanılması, serilerin geçmiş ve bugünkü gerçekleşmiş gözlemlerini hesaba dahil etmesi ve daha küçük öngörü hatası varyansına sahip olmasından kaynaklanmaktadır (Nargeleçekenler, 2004, p. 155). Granger ve Andersen tarafından tanımlanan ve koşullu varyansa izin veren model (akt.(Engle, 1982, p. 988)) denklem (2)'deki gibidir:

$$Y_t = \varepsilon_t Y_{t-1} \quad (2)$$

Bu modelde koşullu varyans  $\sigma^2 Y_{t-1}^2$ 'dir. Ancak koşulsuz varyans ya 0 ya da 'dur. Bu nedenle tercih edilen model,

$$Y_t = \varepsilon_t \sqrt{h_t} \quad (3)$$

ve

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1}^2 \quad (4)$$

şeklinde ve  $V(\varepsilon_t) = 1$ 'dir. Denklem (3), ARCH modeli olarak tanımlanan modelin örneği olarak düşünülebilir. Kuşkusuz, ARCH modelleri doğrusal olmayan modeller olup birbirlerine benzemektedir.  $t$  dönemdeki bilgi kümesi  $\Psi_t$  ile gösterilmek üzere, (3) ve (4) no.lu modellere normallik varsayımı da eklenerek, (5) ve (6)'daki gibi yazılabilir:

$$Y_t | \Psi_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (5)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1}^2 \quad (6)$$

Bununla birlikte, koşullu varyans fonksiyonu daha genel olarak şu şekilde ifade edilebilir:

$$h_t = f(Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}, \alpha) \quad (7)$$

Burada,  $p$ , ARCH sürecinin derecesi ve  $\alpha$  bilinmeyen parametrelerin bir vektörüdür. Böylece, Engle tarafından ileri sürülen genel ARCH modeli (Engle, 1982, p. 989):

$$Y_t | \Psi_{t-i} \sim N(X_t b, h_t) \quad (8)$$
$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2$$

$$\varepsilon_t = Y_t - X_t b$$

Görüldüğü gibi, ARCH modelindeki  $Y_t$  serisi  $\Psi_{t-i}$  kümesine bağlı olarak  $X_t b$  koşullu ortalama ve  $h_t$  koşullu varyans ile birlikte normal dağılıma sahiptir (Işığışık, 1994, p. 10). Aynı zamanda, ARCH(p) modelindeki  $\varepsilon_t$ 'nin koşullu varyansı olan  $h_t$  değerleri,  $\varepsilon_{t-i}^2$ 'lerin gerçekleşmiş değerlerine bağlıdır. Buradan hareketle,  $\varepsilon_{t-i}^2$  değerleri büyük olduğunda koşullu varyans da büyük, aksi durumda küçük olacaktır. Bu durumda, koşullu varyans  $\varepsilon_{t-i}^2$ 'nin gerçekleşmiş tüm değerleri için pozitif olmalıdır (Mapa, 2004, p. 2). Bunun sağlanması için  $\alpha_0 > 0$  ve  $\alpha_i \geq 0$  koşullarının gerçekleşmesi gerekir. Böylece, ARCH modelinin kesme parametresinin pozitif olmasına karşılık, diğer tüm parametrelerin tamamının pozitif veya 0'a eşit olması gerekir. Bu durum, ARCH modelinin tüm parametrelerinin negatif olamayacağı anlamına gelir. Ayrıca,  $\alpha_i$  parametrelerinin toplamının da 1'den küçük olması kısıtlaması vardır (Engle, 1982, p. 993).

## 2.2. GARCH modeli

Bollerslev (1986) tarafından ileri sürülen bu modelde; yapılan çalışmalarda, gecikme sayısı arttıkça tahmin edilecek parametre sayısı da artmaktadır. Bu durum serbestlik derecesi kaybı anlamına gelir ve bu sakıncayı giderebilmek için otoregresif model sürecinin uzantısı olarak genelleştirilmiş koşullu değişen varyans (GARCH) modeli ortaya atılmıştır. GARCH modeli,

$$Y_t | \Psi_{t-i} \sim N(0, h_t)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \beta_i h_{t-i} = \alpha_0 + \alpha(L) \varepsilon_t^2 + \beta(L) h_t \quad (9)$$

$$\varepsilon_t = Y_t - X_t b$$

ile gösterilebilir. Görüldüğü gibi GARCH modelindeki koşullu varyans ( $h_t$ ), hem ortalama modelindeki hata terimlerinin karelerinin gecikmeli değerlerine ( $\varepsilon_{t-i}^2$ ), hem de koşullu varyansın gecikmeli değerlerine ( $h_{t-i}$ ) bağlıdır. Modelde,  $Y_t$  serisi,  $\Psi_{t-i}$  bilgi kümesine dayalı olarak sıfır koşullu ortalama ve  $h_t$  koşullu varyans ile normal dağılıma sahiptir. Ayrıca, GARCH(p,q) modelinin aşağıdaki şartları sağlaması beklenmektedir (Bollerslev, 1986, p. 309):

$$p > 0, q \geq 0; \alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0 \text{ ve } i=1,2,\dots,p; \beta_i \geq 0 \text{ ve } i=1,2,\dots,q; \alpha_1 + \beta_1 < 1$$

GARCH sürecinde, eğer  $p = 0$  ve  $q = 0$  olursa,  $\varepsilon_t$  basit beyaz gürültü sürecine eşit olurken, sadece  $q = 0$  alınırsa süreç ARCH(p) modeline eşit olacaktır (Işığışık, 1994, p. 6; Nargeleçekenler, 2004, p. 158).

Görüldüğü gibi, GARCH modellerinde yer alan  $Y_t$  serisinin hataları (artıkları, kalıntıları) ile bu hataların koşullu varyansının birlikte kullanımı nedeniyle, modelin otoregresif hareketli ortalama (ARMA) modeline benzediği söylenebilir. Bu nedenle, ARMA ile yapılacak uygun model seçiminden hataların bu karakteristik yapıyı göstermesi beklenmektedir. Tahmin edilen ARMA modelinin varyansı, ARMA süreci ile oluşturulan modelin hatalarının karelerinin toplamının gözlem sayısına bölünmesiyle elde edilir. Hataların kareleri ile örneklem varyansı kullanılarak örneklem otokorelasyon katsayıları ( $r_k$ ) elde edilebilir ve bu katsayıların grafiği (korelogram) oluşturulabilir. Büyük örneklerde  $r_k$ 'nin standart sapması  $\frac{1}{\sqrt{T}}$  değerine yakınsamaktadır (Işığışık, 1994, p. 7).

### 2.3. ARCH-M

ARCH in Mean olarak da adlandırılan ARCH-M modelleri, risk priminin beklenen uzunluğu (şiddeti) ile varyans arasında pozitif ilişkiyi dikkate alacak şekilde ortalama modeline bağımsız değişken olarak koşullu standart sapmanın (veya varyansın) eklenmesi şeklinde elde edilir (Engle et al., 1987, p. 392). ARCH-M modeli, daha çok risk değerlerinin zaman içindeki oynaklığını belirlemek için kullanılır. ARCH(1)-M modeli şu şekilde ifade edilir:

$$\begin{aligned} Y_t | \Psi_{t-1} &\sim N(X_t b + \lambda \sqrt{h_t}, h_t) \\ h_t &= \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \\ \varepsilon_t &= Y_t - X_t b - \lambda \sqrt{h_t} \end{aligned} \quad (10)$$

Bu modelde, yer alan standart sapma ( $\sqrt{h_t}$ ) yerine, varyans ( $h_t$ ) da kullanılabilir. Benzer şekilde, ARCH-M modelindeki mantık ile GARCH, TARCH, TGARCH ve EGARCH modellerindeki ortalama modellerine koşullu standart sapma (veya varyans) eklenerek, GARCH-M, TARCH-M, TGARCH-M ve EGARCH-M modellerine ulaşılabilir (Nargeleçekenler, 2004, p. 160).

Buradan hareketle, GARCH(1)-M modeli şu şekilde ifade edilir:

$$\begin{aligned} Y_t | \Psi_{t-1} &\sim N(X_t b + \lambda \sqrt{h_t}, h_t) \\ h_t &= \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \\ \varepsilon_t &= Y_t - X_t b - \lambda \sqrt{h_t} \end{aligned} \quad (11)$$

Görüldüğü gibi, ARCH-M ve GARCH-M modellerinin, oynaklık üzerindeki simetrik etkileri açıklayan modeller oldukları söylenebilir. Bu modellerde yer alan  $\lambda$  parametresi, risk primi parametresini ifade eder.  $\lambda$  parametresinin pozitif olması durumunda, riskin (getirinin) kendi geçmiş oynaklığı ile aynı yönde (pozitif) ilişkili olduğu söylenebilir. Simetrik koşullu değişen varyans modellerinde, piyasaya etki eden olumlu veya olumsuz haberlerin (şokların), oynaklık üzerindeki etkilerinin benzer şekilde olması beklenir. Ancak, söz konusu beklentinin gerçekleşmesi genellikle

mümkün olmadığından EGARCH, TARCH ve TGARCH adlarını alan asimetrik koşullu değişen varyans modellerine başvurulur.

#### 2.4. EGARCH modeli

ARCH ve GARCH modelleri oynaklıkta meydana gelen tepkilerin etkisinin simetrik olduğunu ölçmektedir (I. Thalassinos et al., 2014, p. 12). Ancak, azalan yöndeki dalgalanmalar artan yöndeki dalgalanmalar ile benzer etki göstermeyebilir ve bu durum oynaklığın asimetrik etki göstermesine neden olabilir. Bu durumda, asimetrik koşullu değişen varyans modellerine başvurulması gerekir. Nelson (1991) tarafından geliştirilen ve üstel (exponential) GARCH olarak tanımlanan EGARCH modeli ile belirtilen asimetrik etkilerin modele dahil edilebileceğini önermiştir. Böylece; EGARCH modeli, koşullu varyansın logaritmik gecikmeli değerlerine, önceki dönem hata terimlerinin hem büyüklüğüne hem de onların işaretlerine veya yönlerine bağlı olduğunu göstermektedir. Koşullu varyansın negatif olmama koşulunu yerine getirmek amacıyla, logaritmik olarak tanımlanan EGARCH(1,1) modeli şu şekilde ifade edilebilir (Nelson, 1991):

$$\ln \ln (h_t) = \alpha + \beta_1 \ln (h_{t-1}) + \delta_1 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right| + \delta_2 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \quad (12)$$

Görüldüğü gibi, EGARCH (1,1) modelindeki koşullu varyans (logaritmik formu), kendi gecikmeli değerinin üstel bir fonksiyonu ve hataların standardize edilmiş şeklinin ve hataların standardize edilmiş şeklinin mutlak değerinin fonksiyonudur. Eşitlik 12'de yer alan  $\delta_2$  parametresinin istatistiksel olarak anlamsız bulunması ( $\delta_2 = 0$ ) durumunda, model (koşullu varyans) simetrik olur ve ARCH veya GARCH modeline dönüşür. Kuşkusuz, logaritmik dönüşüm nedeniyle, negatif varyansın olmayacağı açıktır. Azalan yöndeki oynaklık ( $\varepsilon_{t-1} < 0$ ),  $\left( \frac{\delta_1 - \delta_2}{\sqrt{h_{t-1}}} \right)$  sonucuna neden olur iken, artan yöndeki oynaklık ise ( $\varepsilon_{t-1} > 0$ ),  $\left( \frac{\delta_1 + \delta_2}{\sqrt{h_{t-1}}} \right)$  sonucunu doğurmaktadır. Diğer bir deyişle,  $\delta_2$  negatif ve istatistiksel olarak anlamlı bulunursa, bu durum oynaklık üzerinde daha büyük bir etkiye sahip olacaktır. Bu da kaldıraç etkisi (dürtü etkisi (Işığışık, 1999, p. 7)) ile asimetrik etkinin varlığını gösterecektir (Çökelek, 2015, p. 111). Kaldıraç etkisi piyasada meydana gelecek olumsuz haberlerin veya şokların (bad news) etkilerinin olumlu haberlere veya şoklara (good news) göre daha fazla bir oynaklık (risk) ortaya çıkaracağını ifade eder (Kozhan, 2014, p. 87). Diğer taraftan,  $\delta_2$  değerinin pozitif veya istatistiksel olarak anlamlı bulunmaması durumunda, kaldıraç etkisinin olmadığı söylenebilir.

#### 2.5. TARCH modeli

Eşik değerli koşullu değişen varyans modeli olarak adlandırılan TARCH modeli de asimetrik modeldir. Eşik değer etkisi oynaklıkta büyük şokların küçük çoklardan daha az etkili olmasını sağlar. TARCH modelinde, oynaklıkta beklenmeyen büyük bir şoktan sonra hızlı bir şekilde uzun dönem düzeyine geri dönüş olur (Nargeleçekenler, 2004, p. 160). Bu eşik değer etkisini belirleyebilmek için Zakoian (1990) tarafından eşik (threshold) ARCH modeli geliştirilmiştir. ARCH koşullu varyans denkleminde bir eşik değer etkisini gösteren kukla değişkenin çarpan olarak eklenmesi ile TARCH modeline ulaşılır. TARCH(1,1) veya aynı anlama gelmek üzere TGARCH(1,0,1) modeli şu şekildedir (Zakoian, 1994):

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} \quad (13)$$

Burada,

$$d_t = \{1, \quad \varepsilon_t < 0 \text{ (olumsuz haberler)}\} 0, \quad \varepsilon_t \geq 0 \text{ (olumlu haberler)}$$



ilişkisi söz konusudur (Işığçık, 1994, p. 7). Olumlu haberlerin etkisi  $\alpha_1$  iken, olumsuz haberlerin etkisi ise  $\alpha_1 + \gamma_1$  olur.  $\gamma_1$  parametresinin istatistiksel olarak anlamlı olması durumunda, asimetrikliğin olduğu ve bu parametrenin pozitif olması durumunda ise kaldıraç etkisinin var olduğu söylenebilir. Kaldıraç etkisine göre, olumsuz haberler oynaklığı olumlu haberlerden daha fazla artırmaktadır.

## 2.6. TGARCH (GJR-GARCH) modeli

Başlangıçta Glosten, Jagannathan ve Runkle (1993) tarafından (Glosten et al., 1993), yazarların adlarının baş harfleriyle belirtilerek GJR-GARCH şeklinde önerilen model, Zakoian (1994) tarafından TGARCH modeli olarak ifade edilmiştir (Zakoian, 1994). Bu durumda, TARCH modeline koşullu varyansın gecikmeli değerlerinin eklenmesiyle TGARCH modeline ulaşılır. O halde, TGARCH (1,1) modeli şöyle ifade edilebilir:

$$h_t = \alpha + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \gamma_1 d_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 \quad (14)$$

Burada yer alan  $\gamma_1 > 0$  olması, kaldıraç etkisini (dürtü etkisi) göstermektedir.  $\gamma_1$  parametresinin anlamlı olması durumunda, asimetrik etkinin var olduğu söylenebilir. Eğer,  $\varepsilon_t < 0$  ise  $d_t = 1$ , diğer durumlarda ise  $d_t = 0$  olur. TGARCH modelinde, azalan yöndeki (olumsuz haberler) oynaklıklar ( $\varepsilon_{t-1} < 0$ )<sup>4</sup>,  $\gamma_1 + \alpha_1$  etkisine sahipken, artan yöndeki (olumlu haberler)<sup>5</sup> oynaklıklar ise ( $\varepsilon_{t-1} > 0$ ),  $\alpha_1$  etkisi ile tanımlanır. Bu durumda  $\gamma_1 > 0$  ise negatif şoklu bir asimetri<sup>6</sup> etkisi;  $\gamma_1 < 0$  olduğunda ise pozitif bir asimetri etkisi söz konusudur (Mohammadi et al., 2011, p. 214).

## 3. CDS, BIST100 ve VIX değişkenleri için uygun koşullu değişen varyans modellerinin belirlenmesi

Türkiye'nin CDS risk priminin üzerinde çok sayıda değişken veya faktör etkili olmakla birlikte, bu çalışma kapsamında BIST100 endeksi ile VIX (korku) endeksinin simetrik ve asimetrik etkileri ortaya konmaya çalışılmıştır. Çalışma ikisi bağımsız ve birisi bağımlı değişken olarak kullanılan üç değişken için 01.01.2020 ile 29.12.2020 dönemindeki 246 adet günlük veriden oluşmaktadır. BIST100 endeksi kapanış fiyatlarına ilişkin veriler TCMB'den, CDS ve VIX verileri ise Investing portalından alınmıştır<sup>7</sup>. CDS risk primi değerinin günlük şiddeti, BIST100 endeksi kapanış fiyatının getiri değeri ve VIX korku endeksinin günlük değerinin şiddeti aşağıda gösterildiği gibi logaritmik farkları alınarak elde edilmiştir<sup>8</sup>:

$$\ln CDSL_t = \ln \left( \frac{CDSKapanış_t}{CDSKapanış_{t-1}} \right) = \ln CDS_t - \ln CDS_{t-1} \quad (15)$$

$$\ln BIST100R_t = \ln \left( \frac{BIST100Kapanış_t}{BIST100Kapanış_{t-1}} \right) = \ln BIST100_t - \ln BIST100_{t-1} \quad (16)$$

$$\ln VIXL_t = \ln \left( \frac{VIXKapanış_t}{VIXKapanış_{t-1}} \right) = \ln VIX_t - \ln VIX_{t-1} \quad (17)$$

<sup>4</sup> Bad news.

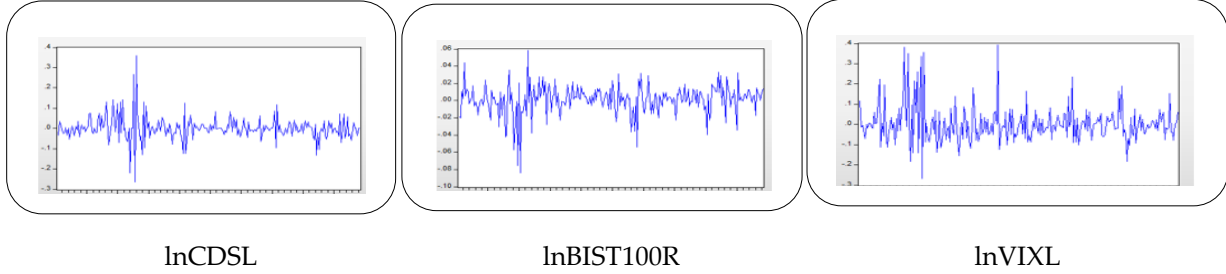
<sup>5</sup> Good news.

<sup>6</sup> Volatilite üzerinde daha büyük etkiye sahiptir.

<sup>7</sup> <https://evds2.tcmb.gov.tr> (Tüm Seriler > Piyasa Verileri > BIST Endeksi ve Günlük İşlem Hacmi > (FİYAT) BIST 100 Endeks (XU100), Kapanış Fiyatlarına Göre (Ocak 1986=0,01) ve ayrıca bkz. <https://tr.investing.com>. (Arama bölümünden VIX ve CDS şeklinde ayrı ayrı aranabilir).

<sup>8</sup> Dönüşüm formüllerinde yer alan R simgesi getiriyi ve L simgesi de uzunluğu (şiddeti) (Length) göstermektedir.

Çalışma kapsamında her ne kadar CDS değişkenini etkileyen faktörler ortaya konmak istense de logaritmik dönüşümü yapılmış olan üç değişkenin Şekil-1'deki zaman yolu grafiklerini incelemekte yarar vardır.



Şekil-1: lnCDSL, lnBIST100R ve lnVIXL Değişkenlerinin Zaman Yolu Grafikleri

Şekil-1 incelendiğinde, üç değişkenin de durağan oldukları ve trend içermedikleri kabaca söylenebilir. Ancak, her bir değişkenin durağan olup olmadıklarını ortaya koymak için birim kök testi yapmakta yarar vardır.

### 3.1. Birim kök testi bulguları

Üç değişkene ilişkin öncelikle Genişletilmiş Dickey-Fuller (Augmented Dickey-Fuller, 1979-ADF) ve Phillips Perron (PP) birim kök testleri Eviews 12 ile yapılmış ve elde edilen sonuçlar Tablo-1'e aktarılmıştır. Birim kök testine ilişkin hipotezler şöyledir:

$H_0 : \phi_1 = 1$  ( $\delta = 0$ ) [Seride birim kök vardır. (Seri durağan değildir)]

$H_1 : \phi_1 < 1$  ( $\delta < 0$ ) [Seride birim kök yoktur. (Seri durağandır)]

Tablo-1: ADF ve PP birim kök testi bulguları

Değişken	Test modeli	ADF		PP	
		t-Statistic	Prob.*	Adj t-Statistic	Prob.*
lnCDSL	Sabit	-10.4628	0.0000	-19.8038	0.0000
	Sabit ve Trendli	-20.4569	0.0000	-20.1014	0.0000
	Sabitsiz ve Trendsiz	-10.4824	0.0000	-19.8373	0.0000
lnBIST100R	Sabit	-9.0437	0.0000	-15.6764	0.0000
	Sabit ve Trendli	-9.1531	0.0000	-15.8001	0.0000
	Sabitsiz ve Trendsiz	-9.0069	0.0000	-15.6642	0.0000
lnVIXL	Sabit	-18.0583	0.0000	-17.8942	0.0000
	Sabit ve Trendli	-18.1163	0.0000	-18.0053	0.0000
	Sabitsiz ve Trendsiz	-18.0842	0.0000	-17.9176	0.0000

Tablo-1'deki değişkenlerin sabit, sabit ve trendli, sabitsiz ve trendsiz olarak ADF birim kök testi ve PP birim kök testi bulgularına göre, | test istatistiklerinin mutlak değerce kritik değerlerden büyük (ve/veya  $p < 0.05$ ) olduğu görülmektedir. Elde edilen bu bulgulara göre, tüm değişkenlere ilişkin  $H_0$  hipotezi reddedilir ve  $H_1$  hipotezi kabul edilir. Böylece, lnCDSL, lnBIST100R ve lnVIXL

değişkenlerinin birim köke sahip olmadığı veya aynı anlama gelmek üzere, söz konusu 3 değişkenin de durağan oldukları söylenebilir.

### 3.2. Box-Jenkins ARMA model bulguları

Durağan oldukları belirlenen lnCDSL, lnBIST100R ve lnVIXL değişkenlerinin Box-Jenkins ARMA modelleri Eviews programında Add-Ins menüsündeki Automatic ARIMA Selection komutu kullanılarak veya Proc sekmesindeki Automatic ARIMA Forecasting kullanılarak, Maximum AR ve MA terimleri 3, Maximum difference değeri 0 ve Akaike'ye göre tahmin edilerek, sırasıyla Tablo-2, Tablo-3 ve Tablo-4'deki AIC sonuçlarına ulaşılmıştır.

**Tablo-2:** lnCDSL risk primi için ARMA modelleri AIC sonuçları

AR / MA	MA(0)	MA(1)	MA(2)	MA(3)
AR(0)	-2.8874	-2.9203	-2.9489	-2.9419
AR(1)	-2.9380	<b>-2.9582</b>	-2.9501	-2.9459
AR(2)	-2.9552	-2.9501	-2.9422	-2.9387
AR(3)	-2.9472	-2.9460	-2.9371	-2.9442

**Tablo-3:** lnBIST100R için uygun ARMA modelleri AIC sonuçları

AR / MA	MA(0)	MA(1)	MA(2)	MA(3)
AR(0)	-5.3145	-5.2981	-5.3301	-5.3227
AR(1)	-5.2981	-5.2943	-5.3229	-5.3147
AR(2)	-5.3311	-5.3237	-5.3306	-5.3514
AR(3)	-5.3236	-5.3388	-5.3545	<b>-5.3617</b>

**Tablo-4:** lnVIXL için uygun ARMA modelleri AIC sonuçları

AR / MA	MA(0)	MA(1)	MA(2)	MA(3)
AR(0)	-1.9873	-1.9877	-2.0068	-2.0001
AR(1)	-1.9922	-1.9885	-1.9994	-2.0147
AR(2)	-1.9970	-1.9940	-2.0038	-2.0085
AR(3)	-2.0016	<b>-2.0152</b>	-2.0072	-2.0020

Tablo-2, Tablo-3 ve Tablo-4'te yer alan üç değişkene ilişkin tahmin edilen ARMA modellerinden AIC kriterine göre en küçük değere sahip olan modeller en uygun modeller olarak belirlenmiştir. Elde edilen bulgulara göre, lnCDSL değişkeni için en uygun model olarak ARMA(1,1) modeli belirlenir iken, lnBIST100R değişkeni için ARMA(3,3) modeli ve lnVIXL değişkeni için ise ARMA(3,1) modeli seçilmiştir.

### 3.3. Uygun ARMA modellerinin ARCH etkilerinin araştırılması (ARCH LM Testi)

lnCDSL, lnBIST100R ve lnVIXL değişkenleri için uygun ARMA model seçiminin sonrasında her bir model için ARCH etkisinin olup olmadığı, Engle (1982) tarafından önerilen ARCH-LM testi ile irdelenmiş, Optimizasyon yöntemi olarak Gauss-Newton ve ARMA yöntemi olarak da CLS kullanılarak elde edilen bulgular Tablo-5'e aktarılmıştır. Tablo-5'deki bulguları yorumlamadan önce,

Heteroskedasticity ARCH (ARCH-LM) testinin nasıl uygulandığını açıklayalım. ARCH-LM testi aşağıdaki regresyon modelinin parametrelerinin test edilmesi ile gerçekleştirilir:

$$Y_t = c + \theta_1 Y_{t-1} + \dots + \theta_p Y_{t-p} + u_t \quad (18)$$

$$\hat{u}_t^2 = c + \alpha_1 \hat{u}_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \hat{u}_{t-q}^2 + v_t \quad (19)$$

Denklem (18)'den elde edilen hata terimlerinin karelerinin Denklem (19)'daki gibi modellenerek gerçekleştirilir ve her bir değişken için aşağıdaki hipotez takımları kullanılır:

$$H_0 : \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_q = 0 \quad (\text{ARCH etkisi yoktur.})$$

$$H_1 : \alpha_i > 0 \text{ (en az biri)} \quad (\text{ARCH etkisi vardır.})$$

**Tablo-5:** Heteroskedasticity test (ARCH) sonuçları

	F-İstatistiği	N*R <sup>2</sup>	Olasılık $\chi^2$	ARCH Etkisi
lnCDSL	80.2302	60.6915	0.0000	Var
lnBISTR	0.9750	0.9792	0.3224	Yok
lnVIXL	2.2455	2.2432	0.1342	Yok

Tablo-5'te yer alan F istatistiği, N gözlem sayısı olmak üzere ARCH-LM =  $N * R^2$  şeklindeki formülasyon ile hesaplanmaktadır (Nargeleçekenler, 2004, p. 157). Elde edilen bulgulara göre, lnCDSL (risk primi) değişkeninde sabit varyansa ifade eden sıfır hipotezi reddedilmektedir. Bu bulgu, Tablo-2'de yer alan ARMA(1,1) modelinin hatalarında ARCH etkisinin (koşullu değişen varyansın) olduğu anlamını taşır. Buna karşılık, lnBIST100R ile lnVIXL değişkenlerine ait modellerin hata terimlerinde ARCH etkisinin olmadığı ve hataların sabit varyansa sahip olduğu bulunmuştur. Bu bulgulara dayanarak, ARCH-GARCH modellerinin tahmini için ARCH etkisi olan lnCDSL risk primi değişkeni kullanılacaktır.

Diğer taraftan, lnCDSL değişkenine ilişkin ARMA(1,1) modelinin otokorelasyon problemi olup olmadığı da araştırılmış ve aşağıdaki sonuçlara ulaşılmıştır.

**Tablo-6:** Breusch-Godfrey serial correlation LM test

Yokluk Hipotezi: 2 Gecikmeye Kadar Serisel Korelasyon Yoktur

F-statistic	0.586961	Prob. F(2,239)	0.5568
Obs*R-squared	1.192623	Prob. Chi-Square(2)	0.5508

Elde edilen bulgulara göre, söz konusu modelde otokorelasyon probleminin olmadığı ve bu nedenle tahmin için kullanılabilirliği söylenebilir.

lnCDSL değişkenine ilişkin simetrik koşullu varyans ve asimetrik koşullu varyans (ARCH-GARCH) modellerinden anlamlı sonuçlar veren şu modeller ile çalışılmıştır: ARCH(1), ARCH(2); GARCH(1,1), GARCH(2,1), GARCH(1,2); ARCH-M(1), ARCH-M(2); GARCH-M(1,1), GARCH-M(2,1), GARCH-M(1,2); TARCH(1,0) TARCH(2,0); TGARCH(1,1), TGARCH(1,2), TGARCH(2,1) EGARCH(1,1), EGARCH(2,1), EGARCH(1,2); TARCH-M(1,1); TARCH-M(2,0); TGARCH-M(1,1), TGARCH(1,2),

TGARCH(2,1); EGARCH-M(1,1), EGARCH-M(1,2) ve EGARCH-M(2,1). Böylece, Eviews 12’de toplamda 150 adet model tahmin edilmiştir. Söz konusu modellerdeki tahminler, olabilirlik fonksiyonunu maksimum yapan optimum iterasyonlar ile gerçekleştirilmiştir. Burada maksimum olabilirlik tahminleri kullanılması nedeniyle, olabilirlik fonksiyonunun maksimum kılınmasında Berndt, Hall, Hall ve Hausman (1974) (BHHH) yöntemi ile gerçekleştirilmiştir. ARCH-GARCH ve diğer modeller, öncelikle istatistiksel anlamlılıklarına göre elenmiş, daha sonra kalan modellerden ARCH-GARCH modellerine ait kısıtlamalara göre elemeler yapılmış ve Tablo-7’deki modellere ulaşılmıştır.

Tablo-7’den de görüleceği gibi, ARCH ( $\alpha$ ) ile GARCH ( $\beta$ ) parametrelerine ilişkin katsayıların ve sabit terimin ( $\alpha_0$ ) istatistiksel olarak anlamlı ve aynı zamanda pozitif değer aldıkları ve kısıtlamaları karşıladıkları görülmektedir. Ayrıca, ortalama modeline ilişkin AR katsayısının 1’den küçük olması nedeniyle durağanlık koşulunun ve MA katsayısının 1’den küçük olması nedeniyle de çevrilebilirlik koşulunun sağlandığı söylenebilir. Ayrıca, lnCDSL değişkenine ilişkin ortalama modeli ARMA(1,1) ve varyans modeline farklı değişkenler eklenerek oluşturulan modellerden en küçük bilgi kriterlerine göre sırasıyla, AIC (-3.435950) değeri ile EGARCH(1,2)-M modeli en küçük bilgi kriteri değerine ulaşırken, SIC (-3.315353) değeri ile GARCH(1,1) modeli ve HQ (-3.379979) değeri ile TGARCH(1,1) modeli olmuştur. Buradan hareketle, ortalama modeli ARMA(1,1) ile oluşturulan ve varyans modeli EGARCH (1,2)-M ve lnBIST100 değişkeninin bulunduğu model AIC bilgi kriterine göre en küçük değerinde hesaplanmıştır.

**Tablo-7:** lnCDSL risk priminin ARMA(1,1) modeline dayanan ARCH-GARCH model parametrelerinin tahmin bulguları

Model	ARCH p=2	GARCH p=1 q=1	ARCH-M p=2 q=0	TGARCH p=1 q=1	EGARCH p=1 q=2	TARCH-M p=1 q=0	EGARCH-M p=1 q=2	TGARCH-M p=1 q=2
Parametre	<b>Ortalama Denklemi</b>							
$\mu$	-0.000864 (0.7247)	-0.000100 (0.9671)	-0.023890 (0.0000)	-0.001820 (0.4805)	-0.004633 (0.0381)	-0.030608 (0.0000)	-0.017068 (0.0015)	-0.022885 (0.0000)
$\phi_1$	-0.728004 (0.0000)	-0.733879 (0.0004)	-0.742632 (0.0000)	-0.758327 (0.0000)	-0.653673 (0.0212)	-0.893125 (0.0000)	-0.637218 (0.0143)	-0.799759 (0.0000)
$\theta_1$	0.584643 (0.0038)	0.601351 (0.0111)	0.598993 (0.0006)	0.630888 (0.0040)	0.545133* (0.0816)	0.865724 (0.0000)	0.505328 (0.0848)	0.675925 (0.0000)
$\lambda$	-	-	0.654672 (0.0000)	-	-	0.797767 (0.0000)	0.360939 (0.0162)	0.548818 (0.0000)
	<b>Varyans Denklemi</b>							
	ARCH p=2	GARCH p=1 q=1	ARCH-M p=2 q=0	TGARCH p=1 q=1	EGARCH p=1 q=2	TARCH-M p=1 q=0	EGARCH-M p=1 q=2	TGARCH-M p=1 q=2
$\alpha_0$	0.023258 (0.0011)	0.011274 (0.0049)	0.019443 (0.0007)	0.013059 (0.0007)	15.00789 (0.0001)	0.000990 (0.0000)	16.31553 (0.0000)	0.012010 (0.0045)
$\alpha_1$	0.233267 (0.0251)	0.326208 (0.0019)	0.405895 (0.0004)	0.207106 (0.0084)	-	0.541193 (0.0001)	-	0.274833 (0.0025)
$\alpha_2$	0.246796 (0.0070)	-	0.415471 (0.0000)	-	-	-	-	-
$\beta_1$	-	0.543514 (0.0000)	-	0.497304 (0.0000)	0.927641 (0.0000)	-	0.913206 (0.0000)	0.6565447 (0.0001)
$\beta_2$	-	-	-	-	-0.336381 (0.0153)	-	-0.369117 (0.0021)	-0.241514 (0.0121)
$\gamma$	-	-	-	0.378455* (0.0591)	-	0.628857 (0.0344)	-	0.308926* (0.0776)

**Tablo-7: (Devamı)**

$\delta_1$	-	-	-	-	0.578078 (0.0000)	-	0.640679 (0.0000)	-
$\delta_2$	-	-	-	-	-0.160804 (0.0518)	-	-0.144500 (0.0808)	-
lnBIST	-0.003551 (0.0002)	-0.001550 (0.0056)	-0.002659 (0.0011)	-0.001799 (-0.0008)	-2.561629 (0.0000)	-	-2.800111 (0.0000)	-0.001635 (0.0056)
lnVIX	0.000926 0.0011	-	-	-	-	-	-	-
AIC	-3.365162	-3.415682	-3.421435	-3.426159	-3.423813	-3.260610	-3.435950	-3.426477
SIC	-3.250501	-3.315353	-3.306773	-3.311497	-3.294819	-3.160281	-3.292624	-3.283151
HQ	-3.318983	-3.375275	-3.375255	-3.379979	-3.371861	-3.220203	-3.378226	-3.368753
DW	2.127663	2.153230	2.041723	2.157559	2.196656	1.753446	2.172151	2.089504
ARCH-LM (F)	0.241589	0.059454	0.019439	0.004718	0.180894	0.793204	0.020889	0.060647
Prob. F	0.62350	0.80760	0.88920	0.94530	0.67100	0.37400	0.88520	0.80570

**Not:** Parantez içindeki değerler Prob. değerleridir. Ayrıca, \* ile gösterilen parametrelere ait değişkenler %10 anlamlılık seviyesinde modele dahil edilen değişkenlerdir.

Bununla birlikte, en küçük bilgi kriterlerine sahip olan bu modellerin tamamında, lnBIST100 değişkeni varyans denkleminde yer almış ve elde edilen modellerin tamamında lnBIST100 değişkenine ilişkin katsayılar negatif işaretli bulunmuştur. Ayrıca, EGARCH-M modelinde diğer ARCH-GARCH modellerinde olduğu gibi katsayılar ile ilgili herhangi bir kısıtlama söz konusu değildir. Bu modelde bulunan,  $\delta_2$  katsayısının %10 seviyesinde de olsa istatistiksel olarak anlamlı olması, kabaca da olsa asimetric bir etkinin varlığına işaret ederken, bu katsayının negatif işaretli bulunması ise kaldıraç etkisinin var olduğu anlamına gelmektedir. Bunun yanında varyans modelinde bulunan lnBIST100 değişkeninin lnCDSL risk primindeki oynaklık üzerinde ters yönlü bir ilişkinin varlığını göstermektedir. Diğer bir deyişle, lnBIST100 endeksinden gelen olumsuz haberler, lnCDSL risk primi üzerindeki oynaklığı olumlu haberlere göre daha fazla etkilemektedir. Ayrıca ortalama modelinde bulunan  $\lambda$  katsayısı, hem istatistiksel olarak anlamlı hem de pozitif olarak tahmin edilmiştir. Bu bulguya göre, lnCDSL risk priminin kendi geçmiş oynaklığı ile ilişkili olduğu söylenebilir.

Diğer taraftan, HQ bilgi kriterine göre hesaplanan TGARCH(1,1) modeli ikinci en küçük değere sahip model olmuştur. Diğer bir deyişle, ARMA(1,1) ortalama modeli ile oluşturulan, TGARCH(1,1) varyans modeli ve lnBIST100 değişkeni eklenerek hesaplanan model HQ kriterine göre en küçük değerine ulaşmıştır. Varyans modelinde bulunan  $\gamma$  katsayısı %10 seviyesinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Bu katsayının istatistiksel olarak anlamlı bulunması, kabaca da olsa asimetric etkinin varlığını ifade ederken, katsayının işaretinin pozitif olması ise kaldıraç etkisinin varlığını göstermektedir. Bu kaldıraç etkisinde lnBIST100 endeksinden gelen haberlerin, istatistiksel olarak anlamlı bulunmasından kaynaklandığı söylenebilir. EGARCH-M ve TGARCH modellerinin her ikisinde de kaldıraç etkisinin varlığını gösteren katsayıların istatistiksel olarak anlamlı bulunması, kaldıraç etkisini doğrulamaktadır. Böylece, olumsuz haberlerin oynaklığı artırdığı ve bu olumsuz haberlerin lnBIST100 kaynaklı etkisinin olduğu söylenebilir.

Son bilgi kriteri olan SIC değerinin en küçük bulunduğu model ise, GARCH(1,1) modelidir. En küçük bilgi kriterine sahip olan bu modelde GARCH(1,1) etkisinin varlığı, lnCDSL risk priminin belirsizliğini göstermektedir. Bu durum lnCDSL risk primindeki oynaklığın simetric bir etkiye sahip olduğunun göstergesidir. Ayrıca, bu modele ilişkin ARCH ( $\alpha_1$ ) ve GARCH ( $\beta_1$ ) katsayılarının toplamı [ $\alpha_1$  (0.326208) +  $\beta_1$  (0.543514) = 0.869722 < 1] olarak bulunmuştur. Bu iki parametrenin toplamının

1'e yakın olması, oynaklığın varlığını göstermektedir. Diğer bir deyişle, katsayıların toplamlarınının 1'e yakın olması, herhangi bir konjonktürel etki nedeniyle, oynaklığın etki sürecinin uzun olacağını ifade eder. lnCDSL risk primindeki oynaklığın simetrik etkisinde %1.5'luk payın lnBIST100 endeksinden kaynaklandığı ve bu etkinin ise ters yönlü bir ilişkiyi işaret ettiği söylenebilir. Diğer taraftan, ARMA modelleri kullanılmadan öncelikle lnCDSL bağımlı değişken ve lnBIST100 ile lnVIX bağımsız değişkenler (birisini ve her ikisi) modele dahil edilmek üzere, 3 adet çoklu regresyon modelleri (ortalama modelleri) tahmin edilmiş ve ARCH etkileri araştırılarak Tablo-8'deki bulgulara ulaşılmıştır.

**Tablo-8:** Çoklu regresyon modelleri ARCH-LM testi bulguları

	F-İstatistiği	N*R <sup>2</sup>	Olasılık <sup>2</sup>	ARCH Etkisi
lnBIST100	78.2786	59.6355	0.0000	Var
lnVIX	74.7700	57.5935	0.0000	Var
lnBIST100, lnVIX	78.4662	59.7434	0.0000	Var

Tablo-8'de yer alan bulgulara göre, üç çoklu doğrusal regresyon modelinde de ARCH etkisinin olduğu söylenebilir. Daha önce, ARMA modellerinde olduğu gibi, çoklu regresyon modelleri ile elde edilen üç farklı model ortalama modeli olmak üzere, LnCDSL değişkenine ilişkin simetrik koşullu varyans (ARCH-GARCH,...) ve asimetrik koşullu varyans (TARCH-TGARCH-EGARCH...) modelleri olmak üzere, yaklaşık 150 model tahmin edilmiştir. Tahmin edilen modellerden simetrik koşullu varyans kısıtlamalarını yerine getirmeyen modeller ile asimetrik koşullu varyans modellerinin katsayıları istatistiksel olarak anlamsız bulunan modeller elenmiş ve Tablo-9'daki en uygun modellere ulaşılmıştır.

Tablo-9'dan da görüleceği üzere, ortalama modeli sırasıyla lnBIST100, lnVIX ve lnBIST100-lnVIX bağımsız değişkenlerini içeren farklı modeller oluşturulmuştur. Bu modeller sonucunda en küçük bilgi kriterlerine sahip olan modeller ve bu modellerdeki bilgi kriterlerine göre; AIC (-3.42112) ile TGARCH(1,1) modeli; SIC(-3.32739) ile GARCH(1,1) modeli ve HQ (-3.38084) ile TGARCH(1,1) modeli en uygun modeller olarak belirlenmiştir. Belirlenen bu modellerden ortalama modelinde lnBIST100 ve varyans modelinde de lnBIST100 değişkeninin bulunduğu modeller farklı bilgi kriterlerine göre elde edilen modellerdir. Bu lnBIST100 değişkeninin hem ortalama he de varyansa modelini etkilediği anlamını taşır. Böylece, lnBIST100 değişkeninin CDS oynaklığını etkileyen önemli bir değişken olduğu söylenebilir.

**Tablo-9:** lnCDSL risk priminin çoklu regresyon modellerine dayanan ARCH-GARCH model parametrelerinin tahmin bulguları

	ARCH p=2	GARCH p=1 q=1	ARCH-M p=2 q=0	TARCH p=1 q=0	TGARCH p=1 q=1	EGARCH p=1 q=1	TARCH-M p=1 q=0
Parametrite	Ortalama Denklemi						
$\mu$	0.432068 (0.0007)	0.351933 (0.0275)	-0.079036 (0.0004)	-0.130402 (0.0000)	0.332340 (0.0342)	-0.063297 (0.0149)	-0.088419 (0.0000)
lnBIST100	-0.060963 (0.0007)	-0.049744 (0.0268)	-	-	-0.047244 (0.0322)	-	-
lnVIX	-	-	0.018277 (0.0106)	0.040754 (0.0000)	-	0.018997 (0.0173)	0.019097 (0.0016)
$\lambda_1$	-	-	0.572945 (0.0000)	-	-	-	0.686332 (0.0000)

**Tablo-9: (Devamı)**

	Varyans Denklemi						
	ARCH p=2	GARCH p=1 q=1	ARCH-M p=2 q=0	TARCH p=1 q=0	TGARCH p=1 q=1	EGARCH p=1 q=1	TARCH-M p=1 q=0
$\alpha_0$	0.034453 (0.0000)	0.011257 (0.0170)	0.000666 (0.0000)	0.001315 (0.0000)	0.012485 (0.0113)	-1.810533 (0.0000)	0.001025 (0.0000)
$\alpha_1$	0.245070 (0.0143)	0.354467 (0.0012)	0.458325 (0.0000)	0.363038 (0.0170)	0.222312 (0.0122)	-	0.522026 (0.0003)
$\alpha_2$	0.340202 (0.0001)	-	0.436867 (0.0000)	-	-	-	-
$\beta_1$	-	0.521966 (0.0000)	-	-	0.483906 (0.0000)	0.781469 (0.0000)	-
$\gamma$	-	-	-	0.838728 (0.0154)	0.375319 (0.0547)	-	0.498210* (0.0738)
$\delta_1$	-	-	-	-	-	0.647224 (0.0000)	-
$\delta_2$	-	-	-	-	-	-0.145562* (0.0561)	-
lnBIST100	-0.004724 (0.0000)	-0.001546 (0.0190)	-	-	-0.001716 (0.0128)	-	-
AIC	-3.338635	-3.413134	-3.384337	-3.196960	-3.421124	-3.367637	-3.304637
SIC	-3.252890	-3.327389	-3.298592	-3.125506	-3.321088	-3.281892	-3.218892
HQ	-3.304106	-3.378605	-3.349808	-3.168185	-3.380840	-3.333107	-3.270107
DW	2.537488	2.541448	2.336160	2.479643	2.543398	2.544375	1.993462
ARCH-LM (F)	0.967988	0.017444	0.108905	0.015833	0.025704	0.366042	0.670208
Prob. F	0.3262	0.8950	0.7417	0.9000	0.8728	0.5457	0.4138

**Not:** Parantez içindeki değerler Prob. değerleridir. Ayrıca, \* ile gösterilen parametrelere ait değişkenler %10 anlamlılık seviyesinde modele dahil edilen değişkenlerdir.

Tablo-9'da; SIC bilgi kriterine göre, en küçük değeri hesaplanan GARCH(1,1) modeli, ortalama denklemi ile varyans denkleminde lnBIST100 değişkenini içeren model olup, ARCH etkisinin varlığı CDS risk priminin belirsizliğini göstermektedir. Bu durum CDS risk primindeki oynaklığın simetrik bir etkiye sahip olduğunu da belirtmektedir. Ayrıca, GARCH(1,1) modeline ilişkin ARCH ( $\alpha_1$ ) ve GARCH ( $\beta_1$ ) katsayılarının toplamı [ $\alpha_1(0.354467)+\beta_1(0.521966)=0.876433<1$ ] olarak bulunmuştur. Söz konusu parametrelerin toplamının 1'e yakın olması, oynaklığın varlığının göstergesi olarak değerlendirilebilir. Diğer bir deyişle,  $\alpha_1$  ve  $\beta_1$  toplamının 1'e çok yakın olması, oynaklığın etki sürecinin uzun olacağını ifade eder. CDS risk primindeki oynaklığın simetrik etkisinde %0.155'lik payın lnBIST100 değişkeninden kaynaklandığı ve söz konusu parametrenin negatif olması nedeniyle de bu etkinin ters yönlü olduğu söylenebilir.

AIC ve HQ bilgi kriterlerine göre ise en küçük değere TGARCH (1,1) modelinde varyans denkleminde lnBIST100 değişkeni yer almaktadır. Varyans denkleminde bulunan  $\gamma$  katsayısının %10 seviyesinde istatistiksel olarak anlamlı bulunması, asimetric bir etkiye işaret ederken, ilgili katsayının pozitif işaretli olması ise kaldıraç etkisinin varlığını göstermektedir. Varyans denkleminde yer alan lnBIST100 değişkeninden gelen olumsuz haberlerin %0.1716'sı bu değişkenin kaldıraç etkisi üzerindeki payını sergilemektedir.

Daha önce de değinildiği gibi, bu çalışma kapsamında CDS risk priminin günlük değişim şiddeti veya uzunluğu bağımlı değişken (lnCDSL) olmak üzere; ARMA(1,1) modeli ve ayrıca çoklu regresyon



modellerinin bağımsız değişkenleri olarak lnBIST100, lnVIX ve lnBIST100-lnVIX değişkenleri ile birlikte toplam dört farklı ortalama modeli oluşturulmuş ve toplam yaklaşık 300 adet ARCH-GARCH modeli tahmin edilmiştir. Bu dört farklı modele ilişkin bilgi kriterleri özet olarak Tablo-10'da tekrar listelenmiştir.

**Tablo-10:** Ortalama modelleri için uygunluk kriterleri ve değerleri

Kriter/Model	BOX-JENKINS		Çoklu Regresyon	
	ARMA(1,1)	lnBIST100	lnVIX	lnBIST100, lnVIX
AIC	-2.969549	-2.898367	-2.896130	-2.891477
SIC	-2.926551	-2.869785	-2.867548	-2.848604
HQ	-2.952231	-2.886857	-2.884620	-2.874212
MSE	0.002924	0.003175	0.003182	0.003171
RMSE	0.054074	0.056347	0.056409	0.056312
MAE	0.035309	0.034554	0.034186	0.034400

Tablo-10'daki bulgular incelendiğinde, MAE hariç AIC, SIC, HQ, MSE ve RMSE kriterlerinin tamamına göre; ARMA(1,1) modelinin en uygun model olduğu, sadece MAE kriterine göre ise çoklu regresyon modellerinden sadece lnVIX değişkeninin bağımsız değişken olduğu modelin en uygun model olduğu belirlenmiştir. Böylece, ortalama modellerinin Tablo-9'daki çoklu regresyon modelleri yerine Tablo-7'deki ARMA modellerine dayandırılmasının daha iyi performans gösterdiği sonucuna varılmıştır.

#### 4. Sonuç ve değerlendirme

CDS risk primi, bir kredinin geri ödenmeme riskini ortaya koyan önemli bir göstergedir. Geniş literatür taraması sonucunda, Türkiye'nin CDS risk primi ile ilgili çalışmalar yoğunlukla uzun dönem ilişkisi, kısa dönem ilişkisi veya nedensellik üzerine yapılan çalışmalara yoğunlaşmıştır. Bu çalışmada; Türkiye'nin CDS risk priminin oynaklığını etkileyen faktörler, Covid-19 dönemi göz önüne alınarak, ARMA(1,1)'e dayanan 1 model ve çoklu regresyon modellerine dayanan 3 model olmak üzere, toplam 4 farklı ortalama modeli ve simetrik ve asimetrik ARCH-GARCH modelleriyle belirlenmiştir.

Çalışma, ARCH-GARCH modelleri üzerine inşa edilmiştir. Ancak bu çalışmayı diğer çalışmalardan ayıran en temel farklılığı, CDS risk primi öncelikle kendi geçmiş değerleri ve hata teriminin geçmiş değerleri (ARMA) ile incelenirken, varyans denkleminde BIST100 ve VIX değişkenleri teker teker ve birlikte eklenerek, simetrik ve asimetrik etki veya şoklarda bu değişkenlerin rolleri belirlenmeye çalışılmıştır. İkinci olarak, CDS risk primi BIST100 ve VIX değişkenleri bağımsız değişken olmak üzere, çoklu regresyon yöntemine göre ortalama modeli tahmin edilmiş ve ARCH etkisi taşıyan bu model ile de ARCH-GARCH modelleri oluşturulmuştur.

Dünyada kargaşanın hakim olduğu dönemde, Türkiye'nin CDS risk primi, BIST100 ve VIX endeksleri arasındaki oynaklığın kaynağının, küresel göstergelerden (VIX) mi yoksa yurtiçi göstergelerden (BIST100) mi oluştuğu ortaya konmaya çalışılmıştır. CDS risk primi değişkeninin oynaklığını etkileyen faktörleri belirlemek amacıyla, çeşitli ARMA modelleri denenmiş ve AIC bilgi kriterine göre en küçük değer ARMA(1,1) modeli olduğu bulunmuştur. Elde edilen bu modelde değişen varyansın (heteroskedasticity, ARCH etkisinin) olduğu belirlenmiş ve çeşitli ARCH-GARCH ailesi modelleri ile ARCH etkisi giderilen en uygun modelin EGARCH(1,2)-M olduğu bulunmuştur. Bu sonuç, CDS risk primi değişkeninin oynaklığında asimetrik etkinin varlığını ve  $\delta_2$  katsayısının aynı zamanda negatif değerli olması nedeniyle de kaldıraç etkisinin olduğunu göstermektedir. Ancak, bu modelde dikkat

çeken bir diğer sonuç ise varyans denkleminde BIST100 değişkenin, CDS risk primi değişkenini olumsuz yönde etkilemesidir. Bu modelde, BIST100 değişkeninin tahmin edilen parametresi istatistiksel olarak anlamlı bulunurken, parametrenin işareti negatif (-2.682122) olarak bulunmuştur. Bu bulgu, CDS risk priminde meydana gelen olumsuz haberlerin etkisinin, olumlu haberlere göre daha etkili olmasında, BIST100 değişkeninin katkısının olduğu anlamını taşır. Diğer taraftan; çalışmada ortalama modelinin ARMA(1,1) ve varyans modelinin de ARCH(2) olduğu model, tahmin edilen 150 adet model arasından en uygun modellerden birisi olarak seçilmiştir. Seçilen bu modele göre, VIX değişkeninden CDS risk primine şok etkinin geldiği belirlenmiştir.

Çalışmanın bir diğer uygulama kısmı ise çoklu regresyon modelleri oluşturularak, CDS risk priminin bağımlı değişken, BIST100 ve VIX'in bağımsız değişken olduğu 150 adet tahmin edilen modelden en uygun bilgi kriterini veren 3 model seçilmiş ve bu modellerde ARCH etkisinin olduğu ortaya konmuştur. Bu 3 modelden, hem ortalama hem de varyans modelinde BIST100'ün yer aldığı model, bilgi kriterlerine göre en küçük değeri veren TGARCH(1,1) modeli olmuştur. Bu modelin varyans denkleminde bulunan  $\gamma$  parametresinin istatistiksel olarak anlamlı bulunması, asimetric etkiyi göstermektedir. Aynı zamanda, bu parametrenin pozitif işaretli olması ise kaldıraç etkisinin varlığını belirtmektedir. Varyans denklemine eklenen BIST100 değişkeninin istatistiksel olarak anlamlı ve negatif işaretli bulunması ise kötü haberlerin iyi haberlere göre daha etkili olduğunu ifade eder.

Her iki farklı ortalama denklem ile oluşturulan koşullu değişen varyans modellerinde, BIST100 değişkeninin varyans denkleminde eklenmesiyle, meydana gelen şokun etkisinin her iki modelde de (lnBIST değişkeninin parametreleri) benzer değerler gösterdiği elde edilmiştir. Nitekim, ARMA ile oluşturulan model ve çoklu regresyon ile oluşturulan GARCH modellerinde BIST100 değişkeninin parametreleri sırasıyla -0.001550 ve -0.001546 olarak elde edilmiştir. Dolayısıyla, CDS risk primindeki oynaklıkta, BIST100'ün Covid-19 döneminde negatif yönlü bir şok etkisinin olduğu her iki modelde de görülmüştür.

Çalışmada hem ARMA hem de çoklu regresyon modellerinin performansları da incelenmiştir. Buna göre, CDS risk primi değişkeninin oynaklığını tahmin etmek için Box-Jenkins ARMA yönteminin çoklu regresyon yöntemine göre daha iyi performans sergilediği ortaya konmuştur.

Bundan sonraki çalışmalarda, çoklu regresyon yönetimi ile gerçekleştirilebilecek uygulamalarda, farklı bağımsız değişkenlerin modele dahil edilip CDS risk primindeki oynaklık üzerinde etkisinin olup olmadığı araştırılabilir. Ayrıca, VIX endeksinin dışında başka küresel endeksler ile Türkiye CDS risk primi arasındaki ilişkiler incelenebilir. Tek değişkenli oynaklığın modellendiği bu çalışmada, farklı heteroskedasticity modelleri de incelenebilir. Pandemi öncesi ve pandemi sonrası yapılacak bir çalışmada BIST100 endeksinin, CDS risk primi üzerindeki olumsuz şok etkisinin incelenmesi bu çalışmaya katkı sağlayacaktır.

## Kaynakça

- Atasever, G. (2017). Türkiye'de Risk Primi (CDS), Piyasa Göstergeleri ve Seçim Dönemlerine İlişkin Ekonometrik Analiz. *International Journal of Academic Value Studies*, 3(13), 217-226.
- Aydın, G. K., Hazar, A., & Çütçü, İ. (2016). Kredi Temerrüt Takası ile Menkul Kıymet Borsaları Arasındaki İlişki: Gelişmiş ve Gelişmekte Olan Ülke Uygulamaları. *Türk Sosyal Bilimler Araştırmaları Dergisi*, 1(2), 1-22.
- Balcılar, M., & Demirel, R. (2013). Impact of Global Shocks and Volatility on Herd Behavior in an Emerging Market: Evidence from Borsa Istanbul. *SSRN Electronic Journal*, April 2018. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2350457>
- Bali, T. G., & Weinbaum, D. (2007). A conditional extreme value volatility estimator based on high-frequency returns. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 31(2), 361-397. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2005.10.002>

- Basel Committee On Banking Supervision. (2011). Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems December 2010 (rev June 2011). In Bcbs 189 (Vol. 2010, Issue June). <http://www.bis.org/publ/bcbs189.pdf>
- Blair, B. J., Poon, S. H., & Taylor, S. J. (2001). Forecasting S&P 100 volatility: The incremental information content of implied volatilities and high-frequency index returns. *Journal of Econometrics*, 105(1), 5–26. [https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(01\)00068-9](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(01)00068-9)
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307–327. <https://doi.org/10.1109/TNN.2007.902962>
- Cevik, E. I., & Bugan, M. F. (2018). Regime-dependent relation between Islamic and conventional financial markets. *Borsa Istanbul Review*, 18(2), 114–121. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2017.11.001>
- Çevik, E. İ., & Buğan, M. F. (2019). Borsa İstanbul ile Risk Primi Arasındaki Nedensellik İlişkisi. *International Congress of Management, Economy and Policy 2019 Autumn*, 2-3 November, 77.
- Chan-Lau, J. A., & Kim, Y. S. (2004). Equity Prices, Credit Default Swaps, and Bond Spreads in Emerging Markets. In *IMF Working Papers* (Vol. 04, Issue 27). <https://doi.org/10.5089/9781451844559.001>
- Çökelek, O. (2015). Döviz Opsiyonları Üzerine Volatilitenin Modellenmesine Yönelik Bir Araştırma. İstanbul Üniversitesi.
- Değirmenci, N., & Pabuçcu, H. (2016). Borsa İstanbul ve Risk Primi Arasındaki Etkileşim: VAR ve NARX Model. *The Journal of Academic Social Sciences*, 4(35), 248–248. <https://doi.org/10.16992/asos.7594>
- Enders, W. (2014). *Applied Econometric Time Series*. In *Angewandte Chemie International Edition*, 6(11), 951–952. (4th ed.). Wiley.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50(4), 987–1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- Engle, R. F., Lilien, D. M., & Robins, R. P. (1987). Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The Arch-M Model. *Econometrica*, 55(2), 391. <https://doi.org/10.2307/1913242>
- Erdoğan, H., & Baykut, E. (2016). BIST Banka Endeksi'nin (XBANK) VIX ve MOVE Endeksleri ile İlişkisinin Analizi. *Bankacılar Dergisi*, 98, 57–72.
- Evcı, S. (2020). Kredi Temerrüt Swapları ile Borsa İstanbul Arasındaki Eşbütünleşme İlişkisinin Analizi. *Gaziantep Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2(1), 100–117.
- Figlewski, S. (1997). Forecasting Volatility. *Financial Markets, Institutions and Instruments*, 6(1), 1–88. <https://doi.org/10.1111/1468-0416.00009>
- Flannery, M. J., Houston, J. F., & Partnoy, F. (2010). Credit Default Swap Spreads As Viable Substitutes For Credit Ratings. *University of Pennsylvania Law Review*, 158, 2085–2123. <https://doi.org/10.2307/25682374>
- Füss, R., Mager, F., Wohlenberg, H., & Zhao, L. (2011). The impact of macroeconomic announcements on implied volatility. *Applied Financial Economics*, 21(21), 1571–1580. <https://doi.org/10.1080/09603107.2011.583216>
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks. *The Journal of Finance*, 48(5), 1779–1801. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>
- Hancı, G. (2014). Kredi Temerrüt Takasları ve BİST-100 Arasındaki İlişkinin İncelenmesi. *Maliye Finans Yazıları*, 102, 9–22. <https://doi.org/10.33203/mfy.170744>
- Hassan, M. K., Ngow, T. S., Yu, J. S., & Hassan, A. (2013). Determinants of credit default swaps spreads in European and Asian markets. *Journal of Derivatives and Hedge Funds*, 19(4), 295–310. <https://doi.org/10.1057/jdhf.2014.1>
- I. Thalassinou, E., Ugurlu, E., & Muratoglu, Y. (2014). Comparison of Forecasting Volatility in the Czech Republic Stock Market. *Applied Economics and Finance*, 2(1), 10–18. <https://doi.org/10.11114/aef.v2i1.608>

- Işığık, E. (1994). Zaman Serilerinde Nedensellik Çözümlemesi. Uludağ Üniversitesi Basımevi.
- Işığık, E. (1999). Türkiye’de Enflasyonun Varyansının ARCH ve GARCH Modelleri ile Tahmini. Uludağ Üniversitesi İİBF Dergisi, 17(2), 1–17.
- Kaya, E. (2015). Borsa İstanbul (BİST) 100 Endeksi İle Zimni Volatilite (VIX) Endeksi Arasındaki Eş-Bütünleşme Ve Granger Nedensellik. Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi Sosyal Ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi, 2015(1), 1. <https://doi.org/10.18493/kmusekad.24268>
- Kocsis, Z., & Monostori, Z. (2016). The role of country-specific fundamentals in sovereign CDS spreads: Eastern European experiences. *Emerging Markets Review*, 27, 140–168. <https://doi.org/10.1016/j.ememar.2016.05.003>
- Korkmaz, T., & Çevik, E. İ. (2009). Zimni Volatilite Endeksinden Geliflmekte Olan Piyasalara Yönelik Volatilite Yayılma Etkisi. BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar, 3(2), 87–106.
- Kozhan, R. (2014). Financial Econometrics. In *Financial Econometrics*. Ventus Publishing ApS. <https://doi.org/10.4324/9780203990735>
- Mapa, D. S. (2004). A Forecast Comparison of Financial Volatility Models : The Philippine Statistician, 53(Volume II), 1–10.
- Mazibas, M. (2005). İMKB Piyasalarındaki Volatilitenin Modellenmesi ve Öngörülmesi: Asimetrik GARCH Modelleri ile bir Uygulama. VII. Ulusal Ekonometri Ve İstatistik Sempozyumu, 191, 1–29. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3008342>
- Mills, T. C., & Markellos, R. N. (2008). *The Econometric Modelling of Financial Time Series* (3rd ed.). CAMBRIDGE UNIVERSITY PRESS.
- Mohammadi, T., Taghavi, M., & Bandidarian, A. (2011). The Effect of Exchange Rate Uncertainty on Import: TARARCH Approach. *Int. J. Manag. Bus. Res.*, 1(4), 211–220. [http://www2.sid.ir/en/VEWSSID/J\\_pdf/1022220110404.pdf](http://www2.sid.ir/en/VEWSSID/J_pdf/1022220110404.pdf)
- Münyas, T. (2018). CDS Primi ve Piyasa Göstergeleri Arasındaki İlişkinin Değerlendirilmesi Üzerine Ekonometrik Bir Analiz: Türkiye Örneği. *Atlas International Refereed Journal on Social Sciences*, 4(15), 1689–1696.
- Nargeleçekenler, M. (2004). Euro Kuru Satış Değerindeki Volatilitenin ARCH ve GARCH Modelleri ile Tahmini. İstanbul Üniversitesi İktisat Fakültesi Mecmuası, 54(2), 153–179.
- Nart, E. C. (2021). Covid-19 Salgınının Türkiye’nin CDS Primleri ve Borsa Endeksleri Üzerindeki Etkilerinin Değerlendirilmesi. In Ş. Karabalut (Ed.), *Teoride İktisadi, Mali ve Finansal Uygulama Anlayışları* (Issue April, pp. 451–469). Gazi Kitabevi.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Journal Econometrica Society*, 59(2), 347–370.
- Sarwar, G. (2012). Is VIX an investor fear gauge in BRIC equity markets? *Journal of Multinational Financial Management*, 22(3), 55–65. <https://doi.org/10.1016/j.mulfin.2012.01.003>
- Zakoian, J. M. (1994). Threshold heteroskedastic models. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18(5), 931–955. [https://doi.org/10.1016/0165-1889\(94\)90039-6](https://doi.org/10.1016/0165-1889(94)90039-6)

## Summary

Credit default risk, also known as credit risk premium, is a key indication used to show the risk of loan non-repayment and to protect the loan by insuring against such risk. CDS (Credit Default Swap) is one type of this indicator. With a CDS contract, the CDS risk premium provides the buyer with a reassurance that the debt covered by the contract will be paid in the event of default (nonpayment of the debt) or bankruptcy risk.

Although there are other variables or factors that have an impact on Turkey's CDS risk premium, this study has focused on the symmetrical and asymmetrical effects of the BIST100 index and VIX (fear) index. The study uses

246 daily data points for three variables between January 1, 2020, and December 29, 2020, two of which are used as independent variables and one as a dependent variable.

The ARCH-GARCH models on which the study is based. BIST100 and VIX variables are added to the variance equation one at a time and together, and their roles in symmetrical and asymmetrical effects or shocks are determined. While the CDS risk premium is primarily analyzed with its own historical values and the past values of the error term (ARMA), BIST100 and VIX variables are added one at a time and together. This is the most important distinction between this study and other studies been investigated. Second, using the CDS risk premium, BIST100, and VIX variables as independent variables, the mean model has been estimated using the multiple regression approach. With this model, ARCH-GARCH models have been built, which have the ARCH effect.

Considering the various symmetrical and asymmetric conditional variance variations created, approximately 150 models with different combinations of ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M, TARCH, TGARCH, EGARCH, TARCH-M, TGARCH-M and EGARCH-M models, as well as autoregressive models it was applied for both the mean model and the multiple regression model with independent variables. In the conditional varying variance models created with both different mean equations, it finds that the effect of the shock occurred in both models (parameters of the lnBIST variable) show similar values by adding the BIST100 variable to the variance equation. In the model created by ARMA and GARCH models created by multiple regression, the parameters of the BIST100 variable were obtained as -0.001550 and -0.001546, respectively. As a result, in both models, the volatility of the CDS risk premium shows that BIST100 has a negative shock effect in the Covid-19 period.

The ARMA (1,1) model has the smallest value according to the AIC information criterion. In this model, the presence of heteroscedasticity determines. With various ARCH-GARCH family models, EGARCH (1,2)-M is found to be the most suitable model for which the ARCH effect has been removed. The existence of an asymmetric effect in the volatility of the CDS risk premium variable and the leverage effect due to the negative value of the  $\delta_2$  coefficient is demonstrated by this result. Another notable finding in this model is that the BIST100 variable in the variance equation has a negative impact on the CDS risk premium variable. In this model, the predicted parameter of the BIST100 variable finds to be statistically significant, while the sign of the parameter finds to be negative (-2.682122). This finding implies that the BIST100 variable contributes to negative news having a greater effect on CDS risk premiums than positive news.

By creating multiple regression models, three models are chosen from 150 estimate models in which CDS risk premium is the dependent variable and BIST100 and VIX are independent variables, providing the most appropriate information criteria, and the ARCH effect is revealed in these models. The TGARCH (1,1) model, which gave the smallest value according to the information criteria, is the model in which BIST100 is included in both the mean and variance models. The statistical significance of the  $\gamma$  parameter in the variance equation of this model shows the asymmetric effect. At the same time, the presence of leverage effect is indicated by the positive sign of this parameter. The fact that the BIST100 variable is statistically significant and has a negative sign when added to the variance equation indicates that bad news is more effective than good news.

Furthermore, the performance of both ARMA and multiple regression models is investigated. As a result, the Box-Jenkins method outperformed the multiple regression method in estimating the volatility of the CDS risk premium variable.