

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/359191069>

METaverse COIN'LERE DAYALI FİNANSAL ANALİZLER

Conference Paper · March 2022

CITATIONS

0

READS

296

1 author:



Onder Buberku

Yuzuncu Yil University

86 PUBLICATIONS 33 CITATIONS

SEE PROFILE

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



research article [View project](#)

METaverse COIN'LERE DAYALI FİNANSAL ANALİZLER**FINANCIAL ANALYSIS BASED ON METaverse COINS****Önder BÜBERKÖKÜ***Doç. Dr., Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Erciş İşletme Fakültesi, Finans Bilim Dalı, ORCID: [0000-0002-7140-557X](https://orcid.org/0000-0002-7140-557X)***ÖZET**

Bu çalışma iki bölümden oluşmaktadır. Çalışmanın ilk bölümünde standart normal dağılım, Student t dağılımı ve çarpık Student t dağılımı varsayımlarına dayalı AR(p)-GARCH(1,1), AR(p)-GJR-GARCH(1,1) ve AR(p)-EWMA modelleri ASX, MANA ve SAND'ten oluşan üç önemli metaverse coin'e uygulanarak volatilité tahmini ve Basel IV uygulamaları kapsamında piyasa riski analizlerine yer verilmiştir. Piyasa riski analizlerinde Monte Carlo simülasyon yönteminden de yararlanılmıştır. İkinci bölümde ise çoklu normal dağılım ile çoklu Student t dağılım varsayımlarına dayalı AR(p)-Scalar BEKK, AR(p)-DCC-GARCH(1,1) ve AR(1)-CCC-GARCH(1,1) modelleri dikkate alınarak en uygun model belirlenmiş, ardından bu en uygun model dayalı olarak çeşitli finansal analizlere yer verilmiştir. Bu kapsamda öncelikle beklenen getiri oranlarında bir değişikliğe yol açmadan riski minimize eden iki varlıklı optimal portföyler oluşturulmuştur. Daha sonra ise metaverse coin'lere yapılacak yatırımların yol açabileceği riskleri yönetebilmek amacıyla optimal hedge rasyoları belirlenmiştir. Son olarak da tek değişkenli modelleri ile çok değişkenli modellerinin volatilité öngörü performansları MAE kriteri dikkate alınarak karşılaştırılmıştır. Tek değişkenli GARCH modellerine dayalı sonuçlar volatilité tahmininde en iyi modelin her üçü de standart normal dağılım varsayımına dayalı olacak şekilde ASX için AR(1)-GJR-GARCH(1,1), MANA için AR(1)-EWMA SAND içinse AR(1)-GARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna işaret etmektedir. Basel IV kapsamında piyasa riski ölçümü konusunda yapılan analizler ise kullanılan modellere bağlı olarak aşağı yönlü piyasa riskinin ASX için -%18.1 ile -%24.6, MANA için -%16.5 ile -%20.1, SAND içinse -%22.1 ile -%25.7 arasında değişen değerler aldığını göstermektedir. Çok değişkenli GARCH modellerine dayalı sonuçlar ise ilgili metaverse coin'le için en uygun modelin Student t dağılım varsayımına dayalı AR(p)-Scalar BEKK modeli olduğu sonucuna işaret etmektedir. Bu model kapsamında yapılan analizler de ASX / MANA, ASX / SAND ile MANA / SAND için optimal portföy ağırlıklarının sırasıyla %28.96 / %71.04, %37.01/ %62.99 ile %66.30/ %33.70 olduğu anlaşılmaktadır. Hedging işlemlerine dayalı analizler ise AXS ve MANA'da taşınacak uzun pozisyonların en etkin şekilde hedge edilebilmesi için SAND'te kısa pozisyon taşınması gerektiği, optimal hedge rasyolarının ise AXS/SAND için yaklaşık 0.71, AXS/ MANA içinse 0.69 olması gerektiği sonucuna işaret etmektedir. SAND'te taşınan uzun pozisyonların en etkin şekilde hedge edilebilmesi içinse MANA'da kısa pozisyon taşınması gerektiği, optimal hedge rasyosunun ise SAND/MANA için yaklaşık 0.81 olması gerektiği anlaşılmaktadır. Son olarak da çalışma bulguları tek değişkenli GARCH modellerinin volatilité öngörü performansının çok değişkenli Scalar-BEKK modelinden daha iyi olduğunu göstermektedir.

Anahtar kelimeler: Metaverse coin'ler, Finansal yatırım, Finansal risk analizi

ABSTRACT

In this study, by applying univariate and multivariate GARCH models, we conduct various types of financial analyses for three important metaverse coins, namely, ASX, MANA, and SAND. By using univariate GARCH models, we carry out volatility forecasting for these three metaverse coins and market risk analyses within the scope of Basel IV regulations. Then, by using multivariate GARCH models, we first calculate the time-varying conditional correlation coefficients between the three metaverse coins and then create the optimal two-asset portfolios that minimise risk without changing the expected return. Finally, we determine the time-varying conditional optimal hedge ratios to manage risks that may arise from investing in the metaverse coins. As univariate GARCH-type models, we apply the AR(p)-GARCH (1,1), AR(p)-GJR-GARCH (1,1), and AR(p)-EWMA models based on the standard normal distribution, Student's t distribution, and skewed Student's t distribution assumptions. As multivariate GARCH models, we use the AR(p)-Scalar BEKK, AR(p)-DCC-GARCH(1,1), and AR(1)-CCC-GARCH (1,1) models based on the multivariate normal distribution and multivariate Student's t distribution assumptions. The results using the univariate GARCH models suggest that the best model for volatility forecasting is the AR(1)-GJR-GARCH (1,1) model for AXS, is the AR(1)-GARCH(1,1) model for MANA, and is the AR(1)-EWMA model for SAND, with all three models based on the standard normal distribution assumption. Additionally, the results show that the market risk calculated within the scope of Basel IV regulations varies between -18.1% and -24.6% for ASX, -16.5% and -20.1% for MANA, and -22.1% and -25.7% for SAND depending on the models used in the analysis. For the multivariate GARCH models, the findings indicate that the optimal portfolio weights for the ASX/MANA, ASX/SAND, and MANA/SAND portfolios are 28.96% / 71.04%, 37.01% / 62.99%, and 66.30% / 33.70%, respectively. Further analysis based on hedging effectiveness shows that to hedge long positions in ASX and MANA in the most effective way, it is necessary to take short positions in SAND, with optimal hedge ratios of approximately 0.71 and 0.69, respectively; by contrast, to hedge the long positions taken in SAND in the most effective way, it is necessary to take a short position in MANA with the optimal hedge ratio of 0.81. Lastly, the findings indicate that the volatility forecasting performance of the univariate GARCH models is better than that of the multivariate Scalar BEKK model.

Keywords: Metaverse coins, Financial investment, Financial risk management

1.GİRİŞ

Kripto para piyasaları son yılların en çok tartışılan alanlarından birini temsil etmektedirler. Gördükleri ilgiye bağlı olarak da oldukça hızlı bir gelişim göstermektedirler. Kripto para piyasalarına dönük olarak oluşan bu yoğun ilgi kripto para piyasalarındaki hızlı gelişim süreci ile birleştiğinde, ortaya artık oldukça farklı alanlarda merkeziyetsiz işlem ve onay süreçlerini temsil eden ve sanal gerçekliğe doğru evrilen bir ekosistemin ortaya çıkmaya başladığı ifade edilebilir. Örneğin Terra Luna (LUNA) ve Avalanche (AVAX) gibi coin'lerden oluşan Defi (Decentralized finance, Defi) coin'ler merkeziyetsiz bir finansal sistem kurmayı amaçlarken, Theta Network (Theta), Filecoin (FIL) ve The Graph (GRT) gibi coin'lerden oluşan Web 3.0 coin'ler ise üçüncü nesil internet altyapısını oluşturarak; merkeziyetsiz bir internet sistemi kurmayı hedeflemektedir.

Metaverse coinler ise fiziksel evreni taklit ederek sanal gerçekliğe dayalı bir evren üreten ve bu sanal gerçekliğe dayalı evren içerisinde fiziksel evrende yapılan işlemlerin yapılmasına imkan tanıyarak kişileri buluşturan, oyunlar geliştiren, arsa ve mülk alım satımını sağlayan ve böylece bireylerin kendi sanal evrenlerini geliştirmelerine imkan veren bir teknolojik ekosistemdir. Örneğin bir Metaverse coin olan Decentraland (MANA) bireylere kendi sanal evrenlerini kurma ve / veya bireylerin sanal evrende arazi / arsa alıp satabilmelerine imkan tanımaktadır. Axie Infinity (AXS) ile The Sandbox (SAND) gibi metaverse coin'ler ise birer oyun platformu olmakla birlikte bireylerin para kazanmasına ve kendi kurdukları evrenleri genişletmelerine imkan tanımaktadırlar.

Bu çalışmada ülkemizde de son dönemlerde özellikle arsa alım satımı ile gündeme gelen ve oldukça ilgi gören metaverse coin'ler üzerinde durulmuştur. Bu kapsamda toplam piyasa değerleri açısından önde gelen metaverse coin'leri arasında yer alan AXS, SAND ve MANA'dan oluşan üç önemli metaverse coin için başta volatilitenin modellenmesi olmak üzere piyasa riski analizi, portföy yönetimi ve hedging işlemlerinden oluşan finansal analizlere yer verilmiştir. Böylece bu tür metaverse coin'lere yatırım yapacak yatırımcıların hem nasıl daha etkin yatırım kararları verebilecekleri hem de yaptıkları yatırımların yol açabileceği finansal riskleri nasıl daha iyi bir şekilde yönetebilecekleri gösterilmeye çalışılmıştır.

Çalışmanın literatüre katkısı ise şu şekilde ifade edilebilir: Öncelikle ulusal yazında henüz metaverse coin'lere dönük finansal yatırım ve risk yönetimi konusunda kısıtlı sayıda çalışmanın olduğu bilinmektedir. İkinci olarak bu çalışmada ilgili metaverse coin'ler için alternatif modeller ve dağılım varsayımları kapsamında hem tek hem de çok değişkenli GARCH modelleri kullanılarak volatilité değerlerinin tahmini, piyasa riski analizi, portföy yönetimi ve hedging işlemlerinden oluşan kapsamlı bir finansal analize yer verilmiştir.

2. VERİ VE METODOLOJİ

Bu çalışma iki bölümden oluşmaktadır. Çalışmanın ilk bölümünde standart normal dağılım, Student t dağılımı ve çarpık Student t dağılımı varsayımlarına dayalı tek değişkenli GARCH modelleri ASX, MANA ve SAND'ten oluşan üç metaverse coin'e uygulanarak volatilité tahmini ve Basel IV uygulamaları kapsamında piyasa riski analizlerine yer verilmiştir. Ayrıca çalışmada sahip olduğu avantajlara bağlı olarak piyasa riski analizlerinde Monte Carlo simülasyon yöntemine ait bulgulara da yer verilmiştir. Çalışmada kullanılan tek değişkenli GARCH modelleri Bollerslev (1986) tarafından geliştirilen AR(p)-GARCH(1,1) modeli, Zakoian(1994) ile Glosten, Jaganathan ve Runkle (1993) tarafından geliştirilen AR(p)-GJR-GARCH(1,1) modeli ve JP Morgan tarafından geliştirilen AR(p)-EWMA modelinden oluşmaktadır.

İkinci bölümde ise çoklu normal dağılım ile çoklu Student t dağılım varsayımlarına dayalı çok değişkenli GARCH modelleri tahmin edilerek; bunlar arasından en uygun model belirlenmiş, ardından bu en uygun modele dayalı olarak çeşitli finansal analizlere yer verilmiştir. Bu kapsamda öncelikle beklenen getiride bir değişikliğe yol açmadan riski minimize eden iki varlıklı optimal portföyler oluşturulmuştur. Daha sonra ise metaverse coin'lere yapılacak yatırımların yol açabileceği riskleri yönetebilmek amacıyla optimal hedge rasyoları belirlenmiş ve bu optimal hedge rasyolarının hedging etkinliği ölçülmüştür.Çalışmada çok değişkenli GARCH modelleri olarak Engle (2002) tarafından geliştirilen AR(p)-DCC-GARCH(1,1)

modeli, Bollorseev (1990) tarafından geliştirilen AR(1)-CCC-GARCH(1,1) modeli ile Engle ve Kroner (1995) tarafından geliştirilen BEKK modelinin en kısıtlı halini temsil eden AR(p)-Scalar BEKK modelinden yararlanılmıştır.

Çalışmada son olarak tek değişkenli modelleri ile çok değişkenli modellerinin volatilité öngörü performanslarının karşılaştırılmasına dayalı analizlere de yer verilmiştir. Modellerin volatilité öngörü performanslarının karşılaştırılmasında MAE (Mean Absulate Error, MAE) kriterinden yararlanılmıştır.

Çalışmada iki varlıklı portföyler için beklenen getiri oranlarında bir değişikliğe yol açmadan portföy riskini minimize eden optimal portföy ağırlıklarının belirlenmesinde ilgili literatür ile uyumlu bir şekilde Kroner ve Ng (1998) tarafından tavsiye edilen ve Denklem (1)'de gösterilen yöntemden yararlanılmıştır.

$$a_{ij,t} = \frac{var_{jj,t} - cov_{ij,t}}{var_{ii,t} - 2cov_{ij,t} + var_{jj,t}} \quad (1)$$

Burada a_{ij} ; i ve j varlıklarından oluşan bir portföyde i varlığının optimal ağırlığını; var_{ii} ve var_{jj} sırasıyla i ve j varlıklarının getiri serilerinin zamanla değişen koşullu varyanslarını; cov_{ij} ise i ile j varlıklarının getiri serileri arasındaki zamanla değişen koşullu kovaryansı göstermektedir.

Bu kapsamda i varlığının optimal ağırlığı ($a_{ij,t}$) Denklem (2)'deki gibi hesaplanmaktadır.

$$a_{ij,t} = \begin{cases} 0, & \text{eğer } a_{ij,t} < 0 \\ a_{ij,t}, & \text{eğer } 0 \leq a_{ij,t} \leq 1 \\ 1, & \text{eğer } a_{ij,t} > 1 \end{cases} \quad (2)$$

Burada j değişkeninin optimal ağırlığı ($a_{j,t}$) ise $(1 - a_{ij,t})$ ile hesaplanmaktadır. Böylece, beklenen getiri oranlarında bir değişikliğe yol açmadan portföy riskini minimize eden optimal ağırlıklar belirlenmiş olmaktadır.

Optimal portföy ağırlıklarının belirlenmesinin ardından çalışmada ilgili kripto para birimlerinden herhangi birinde taşınabilecek uzun pozisyonun yol açabileceği riskin en etkin şekilde nasıl hedge edilebileceği konusuna geçilmiştir. Bu amaçla yine bu alandaki literatürün geneli ile uyumlu olacak şekilde Kroner ve Sultan (1993) tarafından geliştirilen ve Denklem (3)'te gösterilen yöntemden yararlanılmıştır.

$$ohr_{t,i} = \frac{kovaryans(\Delta x_{t,i}, \Delta y_{t,i})}{varyans_{\Delta y_{t,i}}} \quad (3)$$

Optimal hedge rasyolarının etkinliğinin analizinde ise Ederington (1979) tarafından geliştirilen Denklem. (4)'te gösterildiği gibi hesaplanan VR (Variance reduction, VR) yönteminden yararlanılmıştır.

$$VR = \frac{varyans(hedge edilmemiş portföy_t) - varyans(hedge edilmiş portföy_t)}{varyans(hedge edilmemiş portföy_t)} \quad (4)$$

Burada “ $varyans(hedge edilmemiş portföy_t)$ ” ilgili metaverse coin’lerden herhangi birinin zamanla değişen şartlı volatilité değerini; “ $varyans(hedge edilmiş portföy_t)$ ” ise optimal hedge rasyoları dikkate alınarak hedge edilen portföyün getiri serilerinin zamanla değişen şartlı volatilité değerlerini ifade etmektedir.

Monte Carlo simülasyonuna dayalı olarak yapılan piyasa riski hesaplamalarında ise bir gün sonrası için olası değerler üretilirken Denklem (5)'ten yararlanılmıştır.

$$P_1 = P_0 * e^{\left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right)\Delta t + \sigma \sqrt{\Delta t} \varepsilon_t} \quad (5)$$

Burada, P_0 ilgili metaverse coin’in cari dönemdeki değerini, P_1 ilgili metaverse coin’in bir gün sonra alabileceği değerleri; ε_t Wiener sürecini; μ ve σ^2 sırasıyla ilgili metaverse coin’lerin ortalama getirisini ve varyansını; Δt ise zaman aralığını ifade etmektedir.

Monte Carlo Simülasyonuna dayalı analizlerde ilgili her bir metaverse coin için bir gün sonrasına ilişkin 20.000 adet olası değer üretilmiş ve bu olası 20.000 değer ile cari dönemdeki değerler arasındaki farklar alınarak kar/zarar değerleri elde edilmiştir.

Alternatif modellerin volatilité öngörü performanslarının analizinde ise Denklem (6)'da gösterildiği gibi hesaplanan MAE kriterinden yararlanılmıştır.

$$MAE = 1/T \sum_{k=1}^T |varyans_{t,tahmi\ edilen} - varyans_{t,gerçekleşen}| \quad (6)$$

Burada $varyans_{t,tahmin\ edilen}$, alternatif modeller tarafından üretilen volatilité değerlerini; $varyans_{t,gerçekleşen}$ gerçekleşen volatilité değerlerini; T ise toplam gözlem sayısını ifade etmektedir.

Çalışmada gerçekleşen volatilité değerlerini temsilen her bir metaverse coin'in günlük logaritmik getiri serilerinin kareleri alınarak elde edilen seriler kullanılmıştır.

Çalışmanın ilk bölümünde her bir metaverse coin için ulaşılabilen en uzun veri seti dikkate alınarak analizler yapılmıştır. Bu kapsamda AXS için 4 Kasım 2020, MANA için 9 Kasım 2017, SAND içinse 14 Ağustos 2020 tarihleri başlangıç tarihleri olarak belirlenmiştir. Tüm metaverse coin'ler için bitiş tarihi ise 20 Ocak 2022'dir.

Çalışmanın ikinci bölümünde ise çok değişkenli GARCH modellerine dayalı analizlere yer verilmiştir. Bilindiği gibi çok değişkenli GARCH modellerinde tüm metaverse coin'ler birlikte modellendiğinden bu metaverse coin'lerin başlangıç tarihlerinin ortak olması gerekmektedir. Bu nedenle ikinci aşamadaki analizler 4 Kasım 2020 ile 20 Ocak 2022 dönemini kapsamaktadır. Tüm veriler finance yahoo web sitesinden temin edilmiştir. Analizlerin tamamında ilgili metaverse coin'lerin Denklem (7)'de gösterildiği gibi hesaplanan günlük logaritmik getiri serileri kullanılmıştır.

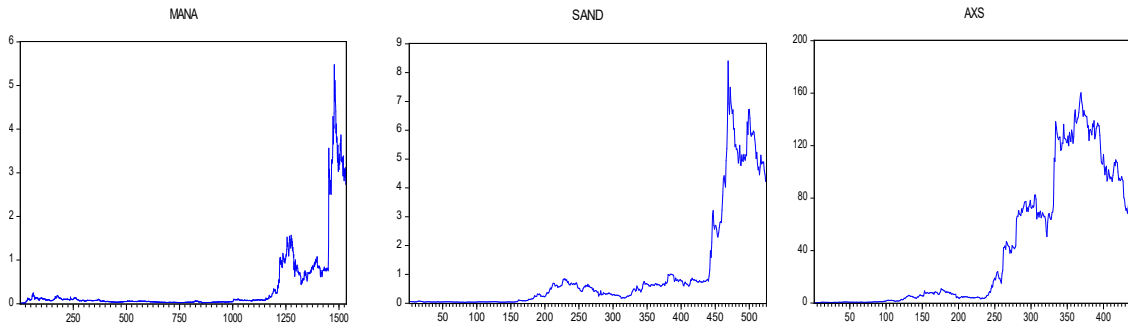
$$r_t = 100 * [\ln P_t - \ln P_{t-1}] \quad (7)$$

Burada P_t ilgili metaverse coin'in cari dönemdeki kapanış fiyatını; P_{t-1} , bir gün önceki kapanış fiyatını, r_t ise logaritmik getiri serilerini ifade etmektedir.

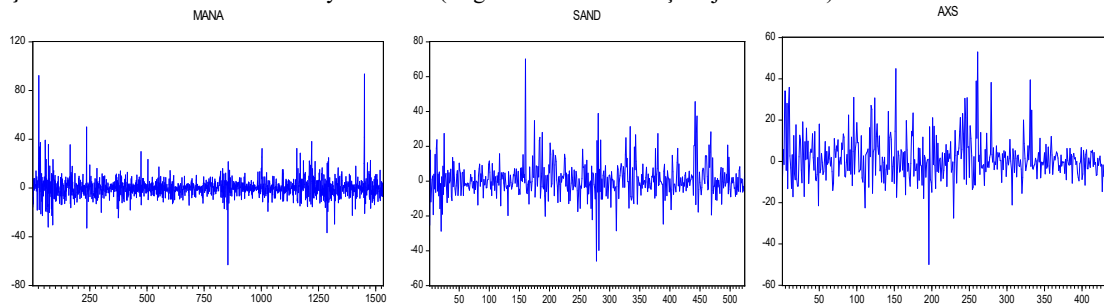
3.BULGULAR

3.1. Temel Önsel Analizler

Analizlerde kullanılan ilgili üç metaverse coin'e ait fiyat ve logaritmik getiri serileri Şekil 1 ve 2'de sunulmuştur. Logaritmik getiri serilerine ait betimleyici istatistikler ile birim kök ve değişen varyans testi sonuçları ise Tablo 1'de yer almaktadır.



Şekil 1. Metaverse Coin'lerin Fiyat Serileri (Logaritması Alınmamış Orijinal Seriler)



Şekil 2. Metaverse Coin'lerin Logaritmik Getiri Serileri

Tablo 1 incelendiğinde ilgili tüm metaverse coin'lerin pozitif bir ortalama getiri oranına sahip oldukları, standart sapma parametrelerine göre ise en yüksek risk düzeyine AXS'nin, en düşük risk düzeyine ise

SAND'in sahip olduğu anlaşılmaktadır. Maksimum ve minimum getiri oranlarına bakıldığında ise ilgili metaverse coin'lere yatırım yapmanın ne kadar riskli olabileceği daha net bir şekilde anlaşılmaktadır. Çünkü örneğin MANA'nın bir günde yatırımcısına yaklaşık % 93.51 oranında getiri sunabileceği gibi, yatırımcının yine bir günde yaklaşık % 62.98 oranında kayba uğramasına da yol açabileceği anlaşılmaktadır. Bu bulguların da metaverse coin'lere yapılacak yatırımların risk düzeylerinin ölçülüp yönetilmesinin ne kadar önemli olabileceği konusunda önemli bilgiler sunduğu ifade edilebilir.

Tablo 1. Betimleyici İstatistikler, Birim Kök ve Değişen Varyans Testi Sonuçları

	AXS	MANA	SAND
Ortalama	%1.4132	%0.3422	%0.8036
Maksimum	%52.983	%93.506	%70.1235
Minimum	-%49.926	-%62.984	-%45.9299
Standart sapma	%10.687	%8.47946	%10.1481
Jarque-Bera	317.82*[0.0000]	34669.5*[0.0000]	1028.897*[0.0000]
ADF / C&T	-21.6198*[0.0000]	-13.1891*[0.0000]	-9.7102*[0.0000]
PP / C & T	-21.6370*[0.0000]	-38.976*[0.0000]	-24.2706*[0.0000]
ADF / C	-21.4781*[0.0000]	-13.1796*[0.0000]	-9.7090*[0.0000]
PP / C	-21.5374*[0.0000]	-38.9805*[0.0000]	-24.2771*[0.0000]
Q ² (5) istatistiği	16.075*[0.007]	50.637*[0.0000]	20.209*[0.0000]

*,** sırasıyla %5 ve %10 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir. Köşeli parantez içerisindeki değerler olasılık değerleridir. ADF, Augmented-Dickey Fuller birim kök testini; PP; Phillips-Perron birim kök testini ifade etmektedir. Birim kök testleri logaritmik getiri serilerine uygulanmıştır.

Logaritmik getiri serilerine uygulanan birim kök testi sonuçlarına bakıldığında ilgili tüm metaverse coin'lerin getiri serilerinin durağan olduğu anlaşılmaktadır. Ljung-Box (Q²) testi sonuçları da ilgili tüm metaverse coin'lerin getiri serilerinin değişen varyans sorunu içerdiği sonucuna işaret etmektedir. Jarque-Bera testi sonuçları ise ilgili tüm metaverse coin'lerin getiri serilerinin standart normal dağılım varsayımına uymadığı sonucuna işaret etmektedir. Bu nedenle çalışmada kullanılan modeller tahmin edilirken birer alternatif getiri dağılım varsayımı olan Student t dağılım varsayımı ile çarpık (skewed) Student t dağılım varsayımlarına da yer verilmiştir. Modeller standart normal dağılım varsayımı altında tahmin edilirken ise standart normal dağılımına durumuna karşı dirençli standart hatalar elde edebilmek amacıyla model parametrelerinin tahmininde Bollerslev-Wooldridge (1992) tarafından geliştirilen sanki en çok olabilirlik (quasi-maximum likelihood, QMLE) yönteminden yararlanılmıştır.

3.2. Piyasa Riski Analiz Sonuçları

Çalışmanın bu aşamasında standart normal dağılım, Student t dağılımı ve çarpık Student t dağılımı varsayımlarına dayalı AR(1)-GARCH (1,1), AR(1)-GJR-GARCH (1,1) ve AR(1)-EWMA modelleri² ile Monte Carlo simülasyon yöntemine dayalı olarak ilgili üç metaverse coin için Basel IV uygulamaları kapsamında hesaplanan piyasa riski ölçüm sonuçlarına yer verilmiştir.

Basel IV kapsamındaki uygulamalar Basel III kapsamındaki uygulamalarından farklı olarak piyasa riski ölçümünde %97.5 güven düzeyinde ES (Expected Shortfall,ES) yönteminin kullanılmaması esas alan bir yaklaşımdır. Bu yaklaşım kapsamında ilgili metaverse coin'lerde taşınabilecek kısa ve uzun pozisyonların yol açabileceği yukarı ve aşağı yönlü piyasa riski değerleri Tablo 2'de sunulmuştur.

² İlgili modellerin parametre tahmin sonuçlarına hem yer kısıtı nedeniyle hem de sadelik sağlamak amacıyla burada yer verilmemiştir. Fakat bu sonuçlar yazardan talep edilmesi durumunda temin edilebilir.

Tablo 2. Basel IV Kapsamında Hesaplanan ES Değerleri (%97.5)

Model	ES değerleri (Aşağı yönlü piyasa riski/ uzun pozisyon)		
	AXS	MANA	SAND
AR(1)-GARCH(1,1)-N	-% 23.005	-%20.141	-%25.713
AR(1)-GARCH(1,1)-t	-% 23.327	-%19.567	-%24.767
AR(1)-GARCH(1,1)-skwt	-%22.736	-%18.721	-%22.854
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-N	-% 22.393	-%19.591	-%24.308
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-t	-%24.648	-%19.337	-%23.524
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-skwt	-%22.736	-%18.721	-%22.854
AR(1)-EWMA(1,1)-N	-%20.406	-%16.538	-%22.989
AR(1)-EWMA(1,1)-t	-%20.406	-%16.675	-%22.989
AR(1)-EWMA(1,1)-skwt	-%18.062	-%16.510	-%22.113
MC simülasyonu (20, 000 adet)	-%21.025	-%18.114	-%21.051
Model	ES değerleri (Yukarı yönlü piyasa riski/ kısa pozisyon)		
	AXS	MANA	SAND
AR(1)-GARCH(1,1)-N	% 30.960	%24.967	%28.706
AR(1)-GARCH(1,1)-t	%31.442	%25.309	%26.912
AR(1)-GARCH(1,1)-skwt	%33.852	%25.951	%29.726
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-N	%30.990	%25.707	%28.698
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-t	%31.413	%25.534	%28.698...
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-skwt	%33.852	%25.951	%31.253
AR(1)-EWMA(1,1)-N	%31.098	%21.641	%27.471
AR(1)-EWMA(1,1)-t	%31.098	%20.563	%26.599
AR(1)-EWMA(1,1)-skwt	%31.833	%21.368	%27.408
MC simülasyonu (20,000 adet)	%29.944	%21.974	%27.159

Buradaki sonuçlar AXS için 4 Kasım 2020 ile 20 Ocak 2022 dönemini, MANA için 14 Ağustos 2020 ile 20 Ocak 2022 dönemini, SAND içinse 9 Kasım 2017 ile 20 Ocak 2022 dönemini kapsayan sonuçlardır. Burada “-N”, standart normal dağılımı; “-t”, Student t dağılımını; “-skwt” ise Çarpık Student t dağılım varsayımını ifade etmektedir.

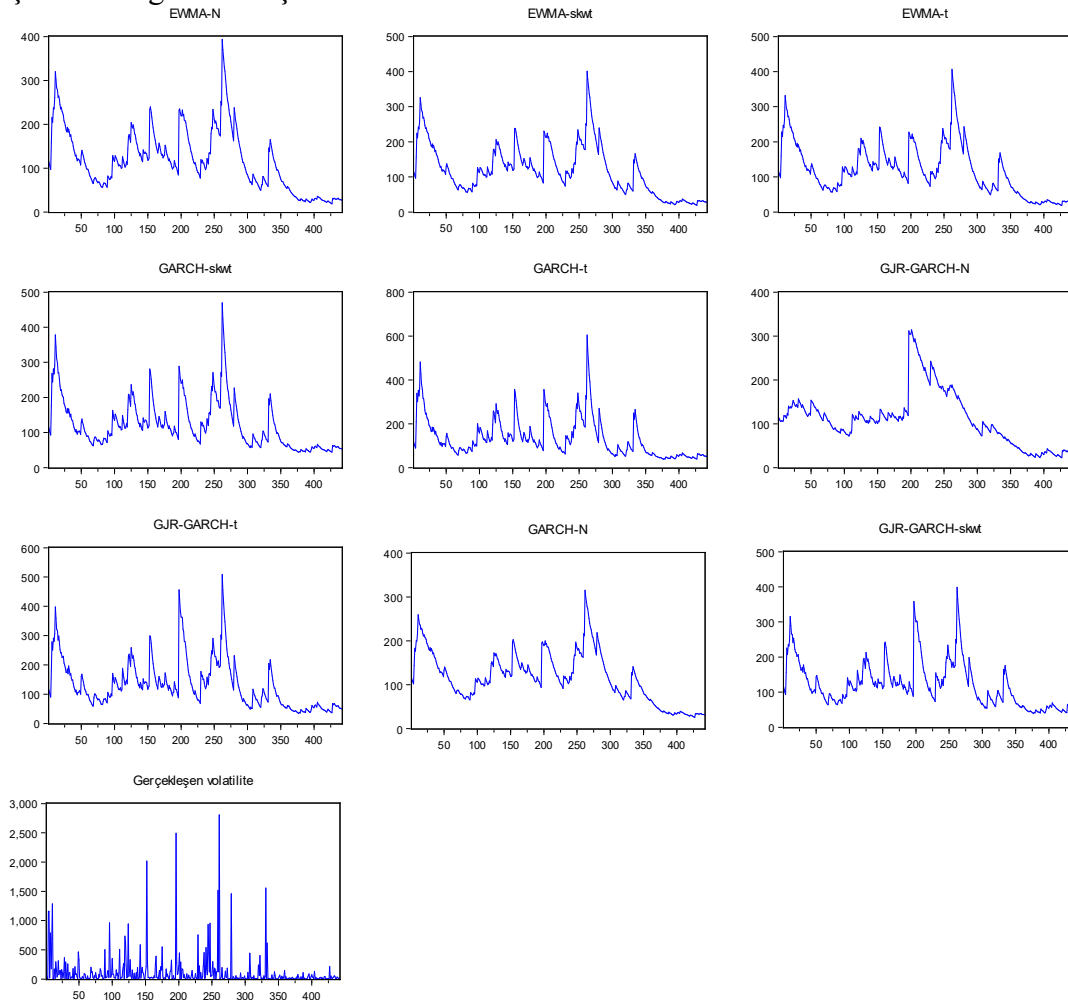
Bulgular incelendiğinde kullanılan modele bağlı olarak aşağı yönlü piyasa riskinin AXS için -%18.062 ile -%24.648 arasında; MANA için -%16.510 ile -%20.141 arasında, SAND içinse -%21.051 ile -%25.713 arasında değişen değerler aldıkları görülmektedir. Yukarı yönlü piyasa riski sonuçlarına bakıldığında ise yine kullanılan modele bağlı olarak yukarı yönlü piyasa riskinin AXS için %29.944 ile %33.852 arasında, MANA için %20.563 ile %25.951, SAND içinse %26.599 ile %31.253 arasında değişen değerler aldıkları görülmektedir. Ayrıca bulgular genel olarak incelendiğinde GJR-GARCH ile GARCH modellerinin göreceli olarak hem aşağı hem de yukarı yönlü piyasa risklerini EWMA yöntemi ile MC simülasyon yöntemine göre daha yüksek ölçtüğü anlaşılmaktadır.

Bu durumun yanı sıra bulgular ilgili metaverse coin’lerde taşınabilecek kısa pozisyonlar ile uzun pozisyonların piyasa riskinin birbirinden farklı olduğu sonucuna da işaret etmektedir. Bir diğer ifadeyle

ilgili metaverse coin'lerin fiyatlarında meydana gelen yukarı yönlü hareketler ile aşağı yönlü hareketlerin yol açabileceği finansal risklerin boyutunun birbirinden farklı olduğu anlaşılmaktadır. Örneğin MC simülasyon yöntemine göre AXS'de uzun pozisyon taşınması durumunda bir gün sonrası için %97.5 güven düzeyindeki maksimum kayıp oranı %21.025 iken; AXS'de kısa pozisyon taşınması durumunda bir gün sonrası için %97.5 güven düzeyindeki maksimum kayıp oranı %29.944 seviyelerine çıkabilmektedir.

3.3. Alternatif Modellerin Volatilite Öngörü Performanslarının Analizi

Volatilite öngörü performanslarına gelince, öncelikle standart normal dağılım, Student t dağılımı ve çarpık Student t dağılımı varsayımlarına dayalı AR(1)-GARCH (1,1), AR(1)-GJR-GARCH (1,1) ve AR(1)-EWMA modelleri tarafından üretilen örneklem içi (in-sample-forecasting) volatilite değerlerinin incelenen dönemin tamamını kapsayacak şekilde genel seyri örnek teşkil etmesi amacıyla sadece AXS için Şekil 3'te gösterilmiştir.



Şekil 3. AXS için Alternatif Modellerin Volatilite Tahminleri

Not : Burada “-N”, standart normal dağılımı; “-t”, Student t dağılımını; “-skwt” ise Çarpık Student t dağılım varsayımını ifade etmektedir.

İlgili modellerin örneklem içi (in-sample-forecasting) volatilite öngörü performanslarına ait bulgular ise Tablo 3'te yer almaktadır. Bulgular incelendiğinde MAE kriterine göre en iyi modelin her üçü de standart normal dağılım varsayımına dayalı olacak şekilde ASX için AR(1)-GJR-GARCH(1,1), MANA için AR(1)-EWMA SAND içinse AR(1)-GARCH(1,1) modeli olduğu anlaşılmaktadır.

Tablo 3. Alternatif Modellerin Örneklem İçi Volatilite Öngörü Performanslarının Analizi

	MAE	Sıralama
AXS (4 Kasım 2020 ile 20 Ocak 2022 dönemi için)		
AR(1)-GARCH(1,1)-N	135.108	2
AR(1)-GARCH(1,1)-t	145.315	9
AR(1)-GARCH(1,1)-skwt	137.871	7
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-N	132.439	1
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-t	143.562	8
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-skwt	136.419	5
AR(1)-EWMA(1,1)-N	136.386	4
AR(1)-EWMA(1,1)-t	136.926	6
AR(1)-EWMA(1,1)-skwt	136.351	3
MANA(14 Ağustos 2020 ile 20 Ocak 2022 dönemi için)		
AR(1)-GARCH(1,1)-N	92.2015	4
AR(1)-GARCH(1,1)-t	93.0174	7
AR(1)-GARCH(1,1)-skwt	92.7344	5
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-N	94.068	9
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-t	93.2191	8
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-skwt	93.0074	6
AR(1)-EWMA(1,1)-N	88.5275	1
AR(1)-EWMA(1,1)-t	88.7950	3
AR(1)-EWMA(1,1)-skwt	88.7823	2
SAND (9 Kasım 2017 ile 20 Ocak 2022 dönemi için)		
AR(1)-GARCH(1,1)-N	125.23	1
AR(1)-GARCH(1,1)-t	139.72	8
AR(1)-GARCH(1,1)-skwt	134.21	6
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-N	126.827	2
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-t	143.989	9
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-skwt	137.072	7
AR(1)-EWMA(1,1)-N	127.214	4
AR(1)-EWMA(1,1)-t	127.275	5
AR(1)-EWMA(1,1)-skwt	126.979	3

MAE kriterinin değeri ne kadar düşük çıkarsa bu durum ilgili modelin tahmin ettiği volatilite değerlerinin gerçekleşen volatilite değerlerine o kadar yakın olduğu anlamına gelmektedir. Analizlerde her bir metaverse coin için gerçekleşen volatilitayı temsilen günlük logaritmik getiri serilerinin kareleri alınarak elde edilen değerler kullanılmıştır. Burada “-N”, standart normal dağılımı; “-t”, Student t dağılımını; “-skwt” ise Çarpık Student t dağılım varsayımını ifade etmektedir.

3.3. Çok Değişkenli GARCH Modellerine Dayalı Analizler

Çalışmanın bu aşamasında çok değişkenli GARCH modellerine dayalı analizlere yer verilmiştir. Bu kapsamda çoklu normal dağılım ile çoklu Student t dağılım varsayımlarına dayalı üç değişkenli AR(p)-Scalar BEKK, AR(p)-DCC-GARCH(1,1) ve AR(1)-CCC-GARCH(1,1) modelleri dikkate alınmıştır. Çok değişkenli GARCH modellerine dayalı finansal analizlere geçmeden önce ise öncelikle ilgili modeller arasından en uygun çok değişkenli model belirlenmiş, ardından bu en uygun model dayalı olarak çeşitli finansal analizlere yer verilmiştir.

Bu kapsamda bu çalışmada ilgili modeller arasından en uygun model belirlerken AIC kriterinden yararlanılmış ve elde edilen bulgular Tablo 4'te sunulmuştur. Bulgular incelendiğinde her durumda çoklu Student t dağılım varsayımının çoklu standart normal dağılımdan daha iyi bir performans sergilediği ve bu kapsamda en küçük AIC değerine sahip olması nedeniyle en uygun modelin üç değişkenli çoklu Student t dağılım varsayımına dayalı AR(1)-Scalar BEKK modeli olduğu anlaşılmaktadır. Bu nedenle bu aşamadan sonraki tüm analizlerde Student t dağılım varsayımına dayalı AR(1)-Scalar BEKK modelinden yararlanılmıştır.

Tablo 4. AIC Kriterine Dayalı Model Seçimi

Model	AIC
AR(1)-SBEKK(1,1)-N	21.028832
AR(1)-SBEKK(1,1)-t	19.984448
AR(1)-CCC-GARCH(1,1)-N	20.941037
AR(1)-CCC-GARCH(1,1)-t	20.103750
AR(1)-DCC-GARCH(1,1)-N	20.781822
AR(1)-DCC-GARCH(1,1)-t	20.071043

Burada “-N”, standart normal dağılım; “-t”, Student t dağılım varsayımını ifade etmektedir.

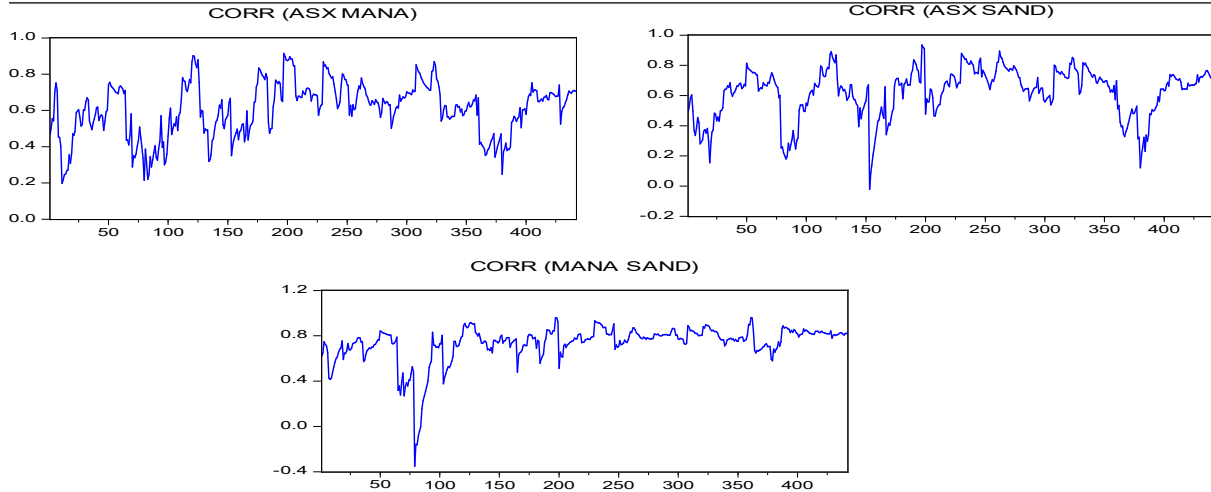
Bu kapsamda öncelikle Student t dağılım varsayımına dayalı AR(1)-Scalar BEKK modelinin tahmin sonuçları Tablo 5'te sunulmuştur. Bulgular incelendiğinde ARCH ve GARCH parametrelerinin teorik beklentilerle uyumlu bir şekilde pozitif ve istatistiki olarak anlamlı değerler aldıkları anlaşılmaktadır. Modelin hata terimlerinin de otokorelasyon ve değişen varyans sorunlarını içermediği görülmektedir.

Bu kapsamda AR(1)-Scalar BEKK modeline dayalı analiz sonuçlarına gelince, öncelikle portföy çeşitlendirmesi açısından önemli olması nedeniyle zamanla değişen şartlı korelasyon değerlerinin ortalamasına bakıldığında bu değerlerin AXS ve MANA için yaklaşık 0.60; AXS ve SAND için yaklaşık 0.62; MANA ve SAND içinse yaklaşık 0.74 olduğu görülmektedir. Bu bulgular diğer unsurlar sabit kalmak şartıyla göreceli olarak SAND ile MANA'dan oluşan portföylerin diğer alternatiflere göre daha düşük bir portföy çeşitlendirme etkisi ortaya koyabileceği anlamına gelmektedir. İlgili metaverse coin'ler için incelenen dönemin tamamını kapsayacak şekilde zamanla değişen şartlı korelasyon değerleri Şekil 4'te sunulmuştur. Şekil 4 incelendiğinde SAND ile MANA arasındaki korelasyon değerlerinin ilk dönemler hariç diğer alternatiflere göre göreceli olarak daha istikrarlı bir seyir izlediği görülmektedir. Bulgular ayrıca incelenen dönem içinde AXS ile MANA arasındaki korelasyon değerlerinin sürekli pozitif değerler aldıkları; AXS ile SAND ve MANA ile SAND arasındaki korelasyon değerlerinin ise belli dönemlerde kısa bir süre için bile olsa negatif değerler aldıkları sonucuna işaret etmektedir.

Tablo 5. Üç Değişkenli Scalar BEKK(1,1) Modeline ait Tahmin Sonuçları

Parametreler	Çoklu Student t dağılımı	
	Katsayılar	Olasılık değeri
Getiri denklemi		
Sabit terim_AXS	0.166961	0.6005
AR(1) parametresi_AXS	-0.071881**	0.0724
Sabit terim_MANA	0.029111	0.9139
AR(1) parametresi_MANA	-0.052783	0.1694
Sabit terim_SAND	-0.238346	0.4231
AR(1) parametresi_SAND	-0.044438	0.1785
Varyans denklemi		
Sabit terim_AXS	4.425129*	0.0182
Sabit terim_MANA	2.765464*	0.0196
Sabit terim_SAND	2.245596*	0.0237
Kovaryans denklemi		
Sabit terim_AXS, MANA	2.491712*	0.0100
Sabit terim_AXS, SAND	2.745640*	0.0134
Sabit terim_MANA, SAND	1.788329*	0.0232
Varyans denklemlerine ait ARCH ve GARCH parametreleri		
ARCH	0.461106*	0.0000
GARCH	0.887339*	0.0000
Student t (serbestlik derecesi)	2.623208*	0.0000
Log likelihood	-4401.563	
Çoklu otokorelasyon testleri		
Hosking(10)	102.520	0.15492
Li-McLeod(10)	102.594	0.15372
Çoklu değişen varyans testleri		
Hosking(10)	67.4395	0.94939
Li-McLeod(10)	68.1982	0.94188
Metaverse coinler		
Ortalama Şartlı korelasyon değerleri		
Çoklu Student t dağılımı		
Korelasyon_AXS_MANA	0.604769	
Korelasyon_AXS_SAND	0.619643	
Korelasyon_MANA_SAND	0.733915	

*, ** sırasıyla %5 ve %10 anlamlılık düzeyini göstermektedir.

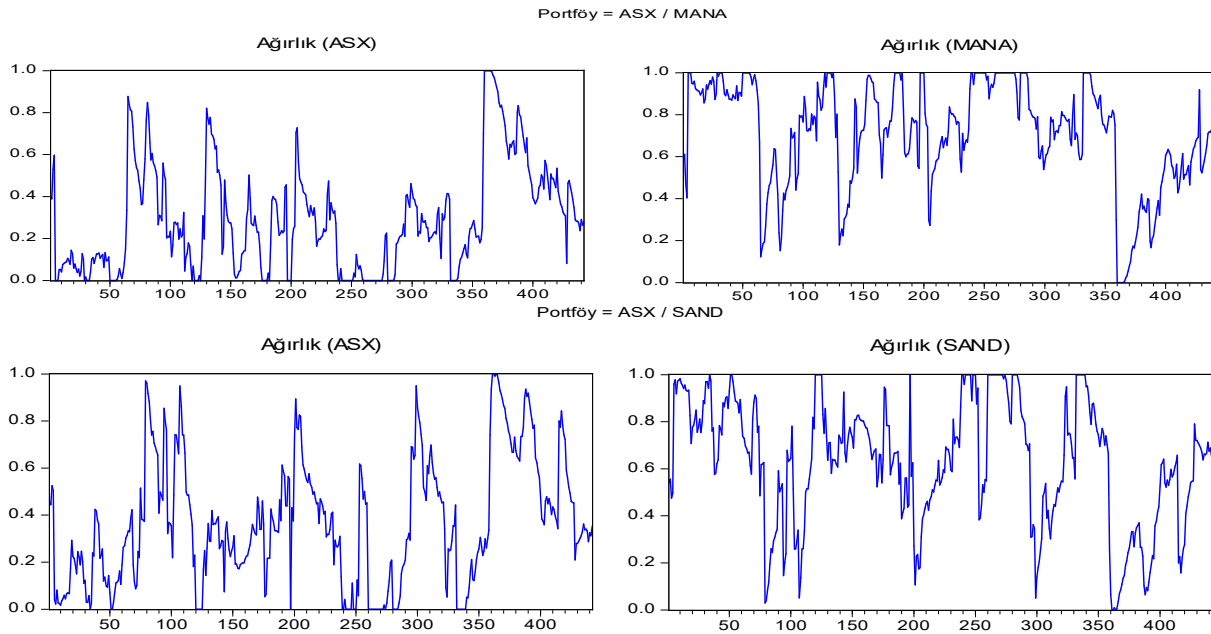


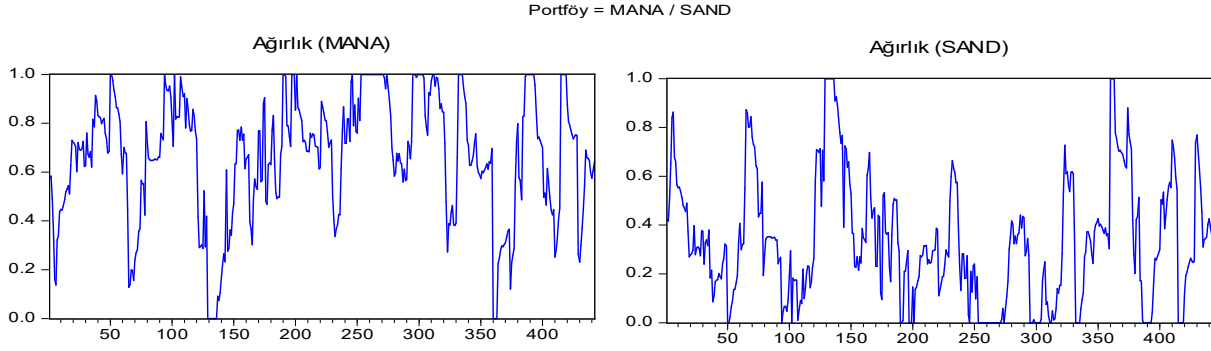
Şekil 4. Zamanla Değişen Şartlı Korelasyon Değerleri

Optimal portföy analizine gelince AR(1)-Scalar BEKK-t modeli kapsamında beklenen getiri oranlarında bir değişikliğe yol açmadan oluşturulabilecek iki varlıklı optimal portföylere ilişkin bulgular Tablo 6'da sunulmuştur. Bulgular incelendiğinde AXS ile MANA'dan oluşturulacak bir portföyde ilgili metaverse coin'lerin ortalama optimal ağırlıklarının sırasıyla %28.96 ile %71.04 olduğu; AXS ile SAND'ten oluşan bir portföyde ilgili metaverse coin'lerin ortalama optimal ağırlıklarının sırasıyla %37.01 ile %62.99 olduğu; SAND ile MANA'dan oluşan bir portföyde ise ortalama optimal ağırlıkların sırasıyla %33.70 ile %66.30 olduğu anlaşılmaktadır. İlgili portföyler için incelenen dönemin tamamını kapsayacak şekilde zamanla değişen günlük optimal ağırlıklar ise Şekil 5'te sunulmuştur.

Tablo 6. Ortalama Optimal Portföy Ağırlıkları

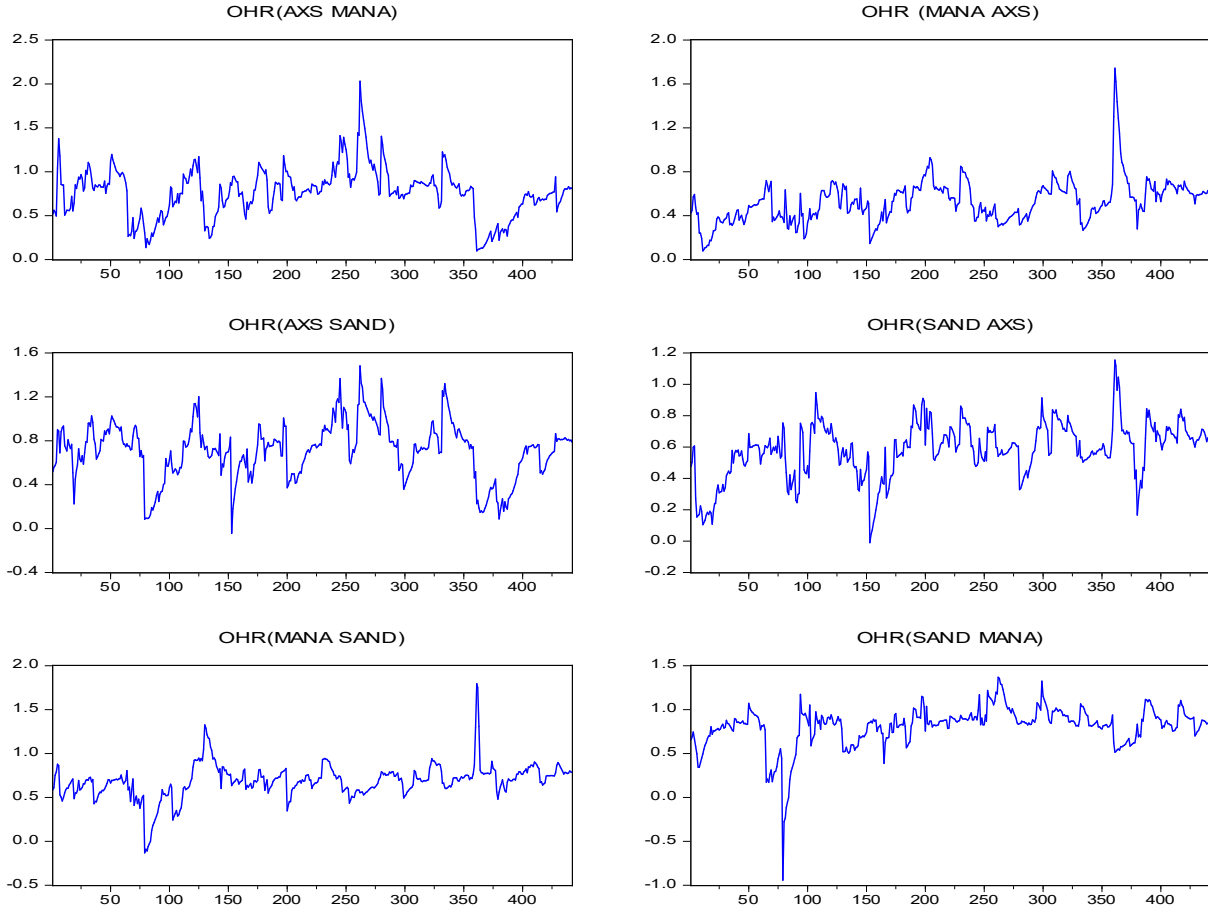
Portföy	Portföy Ağırlıkları	
Scalar BEKK-t		
AXS / MANA	AXS = %28.96	MANA = %71.04
AXS / SAND	AXS = %37.01	SAND = %62.99
MANA / SAND	MANA = %66.30	SAND = %33.70





Şekil 5. Zamanla Değişen Optimal Portföy Ağırlıkları

İlgili metaverse coin'lerde taşınacak pozisyonların yol açabileceği riskleri yönetebilmek amacıyla yapılması gereken hedging işlemlerine gelince öncelikle, AR(1)-Scalar BEKK-t modeli kapsamında her bir metaverse coin için incelenen dönemin tamamını kapsayacak şekilde belirlenen zamanla değişen OHR değerleri Şekil 6'da sunulmuştur. Zamanla değişen OHR değerlerinin ortalama değerleri ise Tablo 7'de yer almaktadır. Tablo 7 incelendiğinde örneğin AXS'de taşınabilecek 1 dolarlık uzun pozisyonun MANA'da taşınabilecek 0.7602 dolarlık bir kısa pozisyon ile veya SAND'te taşınabilecek 0.7055 dolarlık kısa bir pozisyon ile hedge edilebileceği anlaşılmaktadır. Benzer şekilde örneğin MANA'da taşınabilecek 1 dolarlık uzun pozisyonun SAND'te taşınabilecek 0.6855 dolarlık bir kısa pozisyon ile veya AXS'de taşınabilecek 0.5256 dolarlık kısa bir pozisyon ile hedge edilebileceği anlaşılmaktadır. Tablo..da ki bulgular kapsamında benzer bir analiz SAND için de yapılabilmektedir. Dolayısıyla bu bulgular kapsamında ifade edilebilecek temel unsur AXS'de taşınabilecek bir uzun pozisyonun SAND ile daha ucuza, MANA'da taşınabilecek bir pozisyonun AXS ile daha ucuza ve SAND'te taşınabilecek bir uzun pozisyonun da AXS ile daha ucuza hedge edilebileceğidir.



Şekil 6. Zamanla Değişen Optimal Hedge Rasyoları

Tablo 7. Ortalama Optimal Hedge Rasyoları

Portföy	Hedging amacıyla taşınması gereken kısa (short) ve uzun (long) pozisyonların parasal dağılımı	
Scalar BEKK-t		
AXS/ MANA	AXS=1 dolar uzun pozisyon	MANA = 0.7602 dolar kısa pozisyon
AXS/ SAND	AXS=1 dolar uzun pozisyon	SAND = 0.7055 dolar kısa pozisyon
MANA / SAND	MANA = 1 dolar uzun pozisyon	SAND = 0.6855 dolar kısa pozisyon
MANA/ AXS	MANA = 1 dolar uzun pozisyon	AXS = 0.5256 dolar kısa pozisyon
SAND / AXS	SAND = 1 dolar uzun pozisyon	AXS = 0.5804 dolar kısa pozisyon
SAND / MANA	SAND = 1 dolar uzun pozisyon	MANA = 0.8086 dolar kısa pozisyon

İlgili alternatif yaklaşımlardan hangisinin en etkin hedging işlemini sağladığının belirlenmesine gelince, bu kapsamda elde edilen bulgular Tablo 8’de sunulmuştur. Bulgular incelendiğinde AXS ve MANA’da

taşınabilecek bir pozisyonun bir önceki aşamada belirtilen OHR değerleri dikkate alınarak en etkin şekilde SAND ile hedge edilebileceği; SAND’te taşınabilecek bir uzun pozisyonun ise en etkin şekilde MANA ile hedge edilebileceği anlaşılmaktadır.

Tablo 8. Hedging Etkinliği

Scalar BEKK-t	Volatilite	Hedging etkinliği, VR
AXS	207.895	-
AXS/ MANA	123.941	%40.38
AXS/ SAND	120.065	%42.25
MANA	159.408	-
MANA / SAND	67.739	%57.50
MANA/ AXS	101.841	%36.11
SAND	181.198	-
SAND / AXS	111.248	%38.60
SAND / MANA	82.725	%54.35

3.4. Çok Değişkenli GARCH Modelleri İle Tek Değişkenli GARCH Modellerinin Volatilite Öngörü Performanslarının Analizi

Çalışmada son olarak standart normal dağılım, Student t dağılımı ve çarpık Student t dağılımı varsayımlarına dayalı AR(1)-GARCH (1,1), AR(1)-GJR-GARCH (1,1) ve AR(1)-EWMA modelleri ile Student t dağılım varsayımına dayalı AR(1)-Scalar BEKK modelinin 4 Kasım 2020 ile 20 Ocak 2022 dönemi için volatilite öngörü performansları analiz edilmiştir³. Böylece ilgili metaverse coin’lerin volatilite değerlerinin öngörülmesinde daha basit modeller olan tek değişkenli GARCH modellerinin mi yoksa daha karmaşık modeller olan çok değişkenli GARCH modellerinin mi daha iyi bir performans sergilediği belirlenmeye çalışılmıştır.

Bu kapsamda elde edilen bulgular Tablo 9’da sunulmuştur. Bulgular incelendiğinde MAE kriterine göre AXS için en iyi modelin AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-N, MANA için AR(1)-GARCH(1,1)-skwt, SAND içinse AR(1)-EWMA-skwt modeli olduğu anlaşılmaktadır. Dolayısıyla bulguların tek değişkenli GARCH modellerinin çok değişkenli GARCH modelinden daha iyi bir performans gösterdiği sonucuna işaret ettiği ifade edilebilir. Bu nedenle ilgili üç metaverse coin için volatilite tahmininde çok değişkenli GARCH modelleri gibi daha karmaşık modeller yerine tek değişkenli GARCH modelleri gibi daha sade modellerin kullanılmasının daha doğru bir yaklaşım olabileceği anlaşılmaktadır.

Tablo 9. Volatilite Tahmin Sonuçları

	AXS	MANA	SAND
AR(1)-SBEKK(1,1)-t	195.074	158.824	179.679
AR(1)-GARCH(1,1)-N	135.108	155.661	172.374
AR(1)-GARCH(1,1)-t	145.315	144.604	167.342
AR(1)-GARCH(1,1)-skwt	137.871	115.719	149.333
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-N	132.439	150.594	174.344
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-t	143.562	137.024	168.005
AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-skwt	136.419	120.523	149.379
AR(1)-EWMA-N	136.386	116.988	133.734

³ İlgili tek değişkenli GARCH modellerine ait parametre tahmin sonuçlarına hem yer kısıtı nedeniyle hem de sadelik sağlamak amacıyla burada yer verilmemiştir. Fakat bu sonuçlar yazardan talep edilmesi durumunda temin edilebilir.

AR(1)-EWMA-t	136.927	117.926	133.504
AR(1)-EWMA-skwt	136.351	117.968	133.164

Burada “-N”, standart normal dağılımı; “-t”, Student t dağılımını; “-skwt” ise Çarpık Student t dağılım varsayımını ifade etmektedir.

DEĞERLENDİRME VE SONUÇ

Bu çalışmada öncelikle standart normal dağılım, Student t dağılımı ve çarpık Student t dağılımı varsayımlarına dayalı AR(p)-GARCH(1,1), AR(p)-GJR-GARCH(1,1) ve AR(p)-EWMA modelleri ASX, MANA ve SAND’ten oluşan üç önemli metaverse coin’e uygulanarak volatilité tahmini ve Basel IV uygulamaları kapsamında piyasa riski analizlerine yer verilmiştir. Piyasa riski analizlerinde Monte Carlo simülasyon yönteminden de yararlanılmıştır. Çalışmada ikinci olarak çoklu normal dağılım ile çoklu Student t dağılım varsayımlarına dayalı AR(p)-Scalar BEKK, AR(p)-DCC-GARCH(1,1) ve AR(1)-CCC-GARCH (1,1) modelleri dikkate alınarak en uygun çok değişkenli GARCH modeli belirlenmiş, ardından bu en uygun modele dayalı olarak çeşitli finansal analizlere yer verilmiştir.

Çok değişkenli GARCH modellerine dayalı bu finansal analizlerde de iki ayrı konuya odaklanmışlardır. Bu kapsamda ilk aşamada beklenen getiri oranlarında bir değişikliğe yol açmadan riski minimize eden iki varlıklı optimal portföyler oluşturulmuştur. İkinci aşamada ise metaverse coin’lere yapılacak yatırımların yol açabileceği riskleri yönetebilmek amacıyla optimal hedge rasyoları belirlenmiştir. Çalışmada son olarak da tek değişkenli modelleri ile çok değişkenli modellerinin volatilité öngörü performansları MAE kriteri dikkate alınarak karşılaştırılmıştır.

Bu kapsamda tek değişkenli GARCH modellerine dayalı sonuçlar volatilité tahmininde en iyi modelin her üçü de standart normal dağılım varsayımına dayalı olacak şekilde ASX için AR(1)-GJR-GARCH(1,1), MANA için AR(1)-EWMA, SAND içinse AR(1)-GARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna işaret etmektedir. Ayrıca Basel IV kapsamında piyasa riski ölçümü konusunda yapılan analizler ise kullanılan modellere bağlı olarak aşağı yönlü piyasa riskinin ASX için -%18.1 ile -% 24.6, MANA için -%16.5 ile - %20.1, SAND içinse -%22.1 ile -%25.7 arasında değişen değerler aldığını göstermektedir.

Çok değişkenli GARCH modellerine dayalı sonuçlar ise ilgili metaverse coin’le için en uygun modelin Student t dağılım varsayımına dayalı AR(p)-Scalar BEKK modeli olduğu sonucuna işaret etmektedir. Bu model kapsamında yapılan analizler de ASX / MANA, ASX / SAND ile MANA / SAND için optimal portföy ağırlıklarının sırasıyla %28.96 / %71.04, %37.01/ %62.99 ile %66.30/ %33.70 olduğu sonucuna işaret etmektedir.

Hedging işlemlerine dayalı analizler ise AXS taşınacak 1 dolarlık bir uzun pozisyonun en etkin şekilde hedge edilebilmesi için SAND’te yaklaşık 0.71 dolarlık kısa bir pozisyon taşınması gerektiği; MANA’da taşınacak 1 dolarlık bir uzun pozisyonun en etkin şekilde hedge edilebilmesi için SAND’te yaklaşık 0.69 dolarlık kısa bir pozisyon taşınması gerektiği, SAND’te taşınacak 1 dolarlık uzun bir pozisyonun en etkin şekilde hedge edilebilmesi içinse MANA’da 0.81 dolarlık kısa bir pozisyon taşınması gerektiği sonucuna işaret etmektedir.

Bulgular son olarak tek değişkenli GARCH modellerinin volatilité öngörü performansının çok değişkenli Scalar-BEKK –t modelinden daha iyi olduğunu göstermektedir

Mevcut bulguların ilgili metaverse coin’lere yatırım yapacak bireysel ve kurumsal yatırımcılar ile risk yöneticileri için daha etkin yatırım stratejilerinin uygulanabilmesi ve daha etkin risk yönetim kararlarının verilebilmesi açısından önemli bilgiler içerdiği düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

- Bollerslev, T. (1986). "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- Bollerslev, T., & Wooldridge, J.M. (1992) "Quasi-maximum likelihood estimation and inference in dynamic models with time-varying covariances", *Econometrics Review*, 11(2), 143-172.
- Bollerslev, T. (1990), "Modelling the Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rate: A Multivariate Generalized ARCH approach", *Review of Economics and Statistics*, 72, 498-505.
- Ederington, L.H. (1979). "The Hedging Performance of The New Futures Markets", *The Journal of Finance*, 34(1), 157-170.
- Engle, R. & Kroner, K. (1995). "Multivariate Simultaneous Generalized ARCH", *Econometric Theory*, 11, 122-150.
- Engle, R. (2002), "Dynamic Conditional Correlation. A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models", *Journal of Business and Economic Statistics*, 20, 339-350.
- 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", *Journal of Finance* 48, 1779-1801.
- Kroner, K.F. & Sultan, J. (1993), "Time-Varying Distributions and Dynamic Hedging with Foreign Currency Futures", *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 28(4), 535-551.
- Kroner, K.F. & Ng, V.K. (1998). "Modeling Asymmetric Comovements of Asset Returns", *The Review of Financial Studies*, 11(4), 817-844.
- Yahoo Finance. Cryptocurrency Data, <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies/>, (Erişim Tarihi: 12.01.2022).
- Zakoian, J.M. (1994). "Threshold heteroskedastic models", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18, 931-955.