

Árfolyamvolatilitás modellezése és előrejelzése autoregresszív modellek segítségével

Kutatásunk célja a lej árfolyamvolatilitásának becslése az euróhoz képest az 2019-2023 időszakban. Kutatásunkban autoregressziós (AR) statisztikai modelleket alkalmaztunk: ARCH, GARCH, EGARCH, APGARCH, TGARCH. Ezek a modellek azon feltevésre épülnek, hogy egy adott változó, ebben az esetben a jelenlegi árfolyam, függ az azt megelőző időpontokban megfigyelt árfolyamoktól, és ezek a múltbeli árfolyamok önmagukkal való korrelációja van hatással a jelenlegi árfolyamra. Az aszimmetrikus modellek becslései alapján a valutaárfolyam nem reagál ugyan olyan mértékben a pozitív és negatív sokkokra, ugyanis a pozitív sokkok okoznak nagyobb volatilitást az euró lej árfolyamát illetően.

Kulcsszavak: volatilitás, ARCH modell, GARCH modell, euró-lej árfolyam

Modelling and Forecasting Exchange Rate Volatility Using Autoregressive Models

The aim of our research is the analysis of the EUR-RON exchange rate volatility in the 2019-2023 period. We apply autoregressive (AR) statistical models: ARCH, GARCH, EGARCH, APGARCH, TGARCH. These models assume that a given variable, in this case the current exchange rate, depends on the exchange rates observed at previous times, and the correlation of these past exchange rates with themselves affects the current exchange rate. Based on the estimates of the asymmetric models, the exchange rate does not respond to positive and negative shocks to the same extent, because positive shocks cause greater volatility in the EUR-RON exchange rate.

Keywords: volatility, ARCH model, GARCH model, EUR-RON exchange rate

Bevezetés

Pénzügyi értelemben a volatilitás az átlagos árfolyamtól, vagy az átlaghozamtól való eltérést jelenti, tehát leírja egy adott pénzügyi eszköz kockázatát. Hasonlóképpen a szóráshoz, árak vagy adatok változékonyságát méri, felhasználási területük azonban eltérő. Meghatározása fontos lehet kockázatkezelésben, hosszútávú befektetési döntések meghozatala esetén, illetve akár egy kereskedelmi stratégia megalkotásában, ugyanis minél magasabb a volatilitás, annál nagyobb a kockázat.

A kockázatkezelés célja, hogy felismerje, elemezze és kezelje azokat a kockázatokat, amelyek befolyásolhatják egy adott pénzügyi tevékenység, vagy befektetés eredményét. A kockázatot gyakran összetévesztük a bizonytalansággal, viszont jelentős különbség van a kettő között. A bizonytalanság szemben a kockázattal nem mérhető. (Kovács, 2011) Egy pénzügyi tevékenység során a kockázat egy potenciális veszteség lehetőségét hordozza magában, mely befolyással lehet a pénzügyi célokra.

Az autoregressziós (AR) modellek, olyan statisztikai modellek, amelyek egy változó jelenlegi vagy jövőbeli értékét jelzik elő (jelen esetben az árfolyamét) múltbeli értékek alapján. Tehát, azon feltevés köré épülnek, hogy egy adott változó, függ az azt megelőző időpontokban megfigyelt árfolyamoktól, és ezek a múltbeli árfolyamok önmagukkal való korrelációja van hatással a jelenlegi árfolyamra.

Kutatásunkban 2019.01.02. és 2023.12.29. időszak között vizsgáltuk az Európai Unió hivatalos valutája, az euró és Románia hivatalos fizetőeszköze, azaz a lej közötti árfolyam alakulást. Ehhez napi adatokat gyűjtöttünk az Európai Központi Bank oldaláról. A vizsgált időszak magába öleli a 2019 decemberében kezdetét vevő COVID-19 világjárványt, illetve a 2022-ben kirobbanó orosz-ukrán háborút, melyek széleskörű gazdasági következményekkel jártak, mint például a GDP csökkenése, munkanélküliség növekedése több országban, pénzügyi piacok instabilitása, és még sorolhatnánk.

Szakirodalmi áttekintés

Magát a volatilitást az árfolyam változékonyságaként is szokták definiálni. Kifejezi például a részvényárfolyamok jövőbeli bizonytalanságának mértékét, irányát azonban nem. Úgy, mint a kockázat mérőszámára már nagyon régóta tekintenek a volatilitásra. A kockázat tulajdonképpen azt jelenti, hogy többféle végbemenetel is lehetséges. Azt a tényezőt képezi, melyet a befektetők igyekeznek a piacon elkerülni, kockáztatásuk ellenében pedig jutalomra számítanak. (Szabó, 2010)

Amennyiben egy eszköz volatilitására tekintünk a jelentősebb, nagyobb ármozgásokat általában még nagyobb ármozgások követik, amely eredménye egy

pozitív soros korreláció a négyzetes hozamokban. Ennek értelmében a jövőbeli volatilitás meghatározásához felhasználható a jelenlegi és a múltbeli volatilitás. (Lumengo & George, 2009)

A hozam mellett a volatilitás tekinthető a pénzügyi ökonometria másik alapváltozójaként, amely az áradatok szóródására utal. Kutatásunkban a volatilitást a hozamok szóródására vonatkoztattuk, melyet a hozamok szórásával, azaz varianciájával közelítettünk. (Németh, 2013)

Ahogy azt Bollerslev (1986), Engle (1982) és Nelson (1991) megjegyezte a volatilitás klasztereződése szoros összefüggésben áll azzal, hogy a hozamokat vastag farkú eloszlások jellemzik. A piaci ár képzés folyamata természetes módon jön létre a kereskedők eltérő meggyőződéseiből, és ennek eredményeként figyelhető meg a volatilitás csoportosulása. Ebben az esetben a klasztereződést nem lehet egy autokorrelált hírgeneráló folyamatnak tulajdonítani, amely nyilvános információkat vagy híreket, például a makrogazdasági fejleményeket vagy a vállalati eredményekről szóló közleményeket befolyásolja. (Rohan & Wayne, 2004)

Az árfolyamok volatilitásának vizsgálata kapcsán számos tanulmányt olvashatunk. Meese és Rogoff (1983) például az árfolyamokról szóló empirikus tanulmányukban azt a következtetést vonták le, hogy bizonyos eszközök, különösen az árfolyam, az árak és a fundamentumok nagyrészt nincsenek összekapcsolva. A tanulmány óta azonban megkérdőjeleződött, hogy a gazdasági fundamentumok valóban képesek-e, főleg rövidtávon megjósolni az árfolyamokat. (Rohan & Wayne, 2004)

Rohan és Wayne (2004) tanulmányukban Jamaica napi árfolyamának volatilitását modellezik és jelzik előre aszimmetrikus modellek segítségével, figyelembe véve a piaci mikrostruktúrát és makrogazdasági fundamentumokat. Mindemellett a tanulmány kifejezetten odafigyel a piac sokkokra adott aszimmetrikus válaszára, ehhez pedig nem-lineáris GARCH-modelleket alkalmaznak. Egy ehhez hasonló kutatás Walker (2002) munkája, aki viszont lineáris GARCH-modellek alkalmazásával kizárólag a mikroszerkezeti változók korlátozott körére összpontosított. (Rohan & Wayne, 2004)

Boudt, Danielson és Laurent (2013) a gazdasági ciklusok által eredményezett jelentős ár változásokat és ezen nagy ingadozások hatását elemezték a devizaárfolyam hozamain. A szerzők beépítették a dinamikus feltételes korrelációt a GARCH előrejelzési modelljükbe, a pontosabb előrejelzési adatok érdekében.

Mandelbrot (1963), Fama (1965) és Black (1976) tanulmányai a közelmúlt számos tanulmányai mellett, mint például McMillan et al. (2000) és Emenike (2010) bizonyítékot találtak arra vonatkozóan, hogy a pénzügyi idősorok volatilitási klasztereződést és leptokurtózist mutatnak. A volatilitási klasztereződés előfordulásának tekintetében, akkor fordul elő, ha az árfolyamok nagyobb változásait mindkét előjelű szintén nagy árváltozások követik, illetve a kis ár változásokat pedig kis árváltozású időszakok követik. (Najar, 2016)

Módszertan

Engle (1982) által bemutatott ARCH modell a változó varianciáját modellel-
zi, és a következőképp írhatóak le:

$$\begin{aligned} y_t &= x_t\beta + \varepsilon_t \\ \sigma^2 &= \gamma_0 + \gamma_1\varepsilon_{t-1}^2 + \delta_2\varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \gamma_q\varepsilon_{t-q}^2 \end{aligned} \quad (1)$$

ahol ε_t hibatag, és γ_q az ARCH tag együtthatója.

A kutatás során (1,1) késleltetést választottuk mindegyik ARCH és GARCH modell esetében. Ez az jelenti, hogy a variancia a legutóbbi négyzetes hibán és a feltételes variancián alapszik. A szakirodalom szerint egy (1,1) késleltetésű modell elegendő az adatok volatilitási klaszterezettségének megragadásához (Epaphra, 2017). Ennélfogva a kutatás során használt öt autoregresszív modell esetében a továbbiakban nem az általános egyenleteket írjuk fel, hanem az (1,1) késleltetésűek általános alakját a Stata 17 programcsomag kiadványai alapján (StataCorp, 2023).

Az ARCH(1) modell tehát a következőképpen írható fel:

$$\begin{aligned} y_t &= \beta_0 + \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 &= \gamma_0 + \gamma_1\varepsilon_{t-1}^2 \end{aligned} \quad (2)$$

Engle (1982) ARCH modelljét az évek során számos új irányba fejlesztették tovább. Ezek közül az egyik legátfogóbb Bollerslev (1986) bemutatott általánosított autoregresszív heteroszkedaszticitású azaz GARCH modellje. Az ARCH modell szerint a variancia az elmúlt időszak innovációitól függ, a GARCH modell viszont hozzáteszi, hogy a variancia függ az utóbbi feltételes varianciáktól is (Kóbor, 2000).

A GARCH (1,1) modell felállításakor a hozamokat két részre bonthatjuk, amit a következőképp írhatjuk fel:

$$\begin{aligned} y_t &= \beta_0 + \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 &= \gamma_0 + \gamma_1\varepsilon_{t-1}^2 + \delta_1\sigma_{t-1}^2 \end{aligned} \quad (3)$$

ahol az első egyenlet a feltételes várható értékre, a második egyenlet pedig a feltételen négyzetes varianciára vonatkozik, a γ_1 az ARCH tag, a δ_1 pedig a GARCH tag. (StataCorp, 2023)

Az aszimmetrikus GARCH modellek közül hármat alkalmaztunk. Elsőként az Exponenciális GARCH (EGARCH) modellt, majd a Asymmetric Power GARCH (APGARCH) modellt, és végül a Treshold GARCH (TGARCH) modellt.

Az EGARCH modellt Nelson (1991) mutatta be, a volatilitásra ható pozitív és negatív hírek aszimmetrikus hatásainak kezelésére. Az EGARCH (1,1) modell alapján a varianciát a következőképpen lehet becsülni:

$$\ln \sigma_t^2 = \gamma_0 + \alpha z_{t-1} + \gamma(z_{t-1} - \sqrt{2/\pi}) + \delta \ln \sigma_{t-1}^2 \quad (4)$$

ahol σ_t^2 a feltételes variancia, $z_t = \varepsilon_t / \sigma_t$. A α , γ és δ a becsülendő paraméterek.

A második aszimmetrikus modell, mellyel a pozitív és negatív sokkok eltérő hatásait mérni tudjuk az az APGARCH modell, melyet Ding, Granger és Engle fogalmazott meg (1993). Az APGARCH(1,1) modell szerint a varianciát a következőképpen lehet felírni:

$$\sigma_t^q = \gamma_0 + \alpha(|\varepsilon_{t-1}| + \gamma \varepsilon_{t-1})^q + \delta \sigma_{t-1}^q \quad (5)$$

A harmadik aszimmetrikus modell a Threshold GARCH (TGARCH), melyet Zakoian (1994) fogalmazott meg:

$$\sigma_t^2 = \gamma_0 + \alpha(\varepsilon_{t-1}^2 + \gamma|\varepsilon_{t-1}|) + \delta \sigma_{t-1}^2 \quad (6)$$

Eredmények

A Dickey Fuller teszt eredménye szerint az eredeti adatsor nem stacionárius, ezért a modellekben $y_t = \ln \text{eurron}_t - \ln \text{eurron}_{t-1}$ használtunk, ami már stacionárius. Az ARCH-LM (Lagrange multiplier) teszt segítségével ellenőrizhető, hogy jelen vannak-e ARCH hatások az adatsorban, és ha igen, akkor lehet a bemutatott modelleket alkalmazni. Az ARCH-LM teszt értelmében a napi árfolyamok loghozamait lehet vizsgálni autoregresszív modellekkel.

A pénzügyi idősorok esetében gyakran mondható a volatilitás klasztereződése, vagyis a kiugró értékek sűrűsödése. Ez arra utal, hogy a mai kockázatoság függ a tegnaptól, vagyis a hozamok szóródása alapján intenzívebb periódusok és nyugodt időszakok váltják egymást. Ez az empirikus megfigyelés olyan modellspecifikáció szükségességét vetette fel, amelyben a volatilitás mértéke függ a korábbi változékonyságtól. (Németh, 2013)

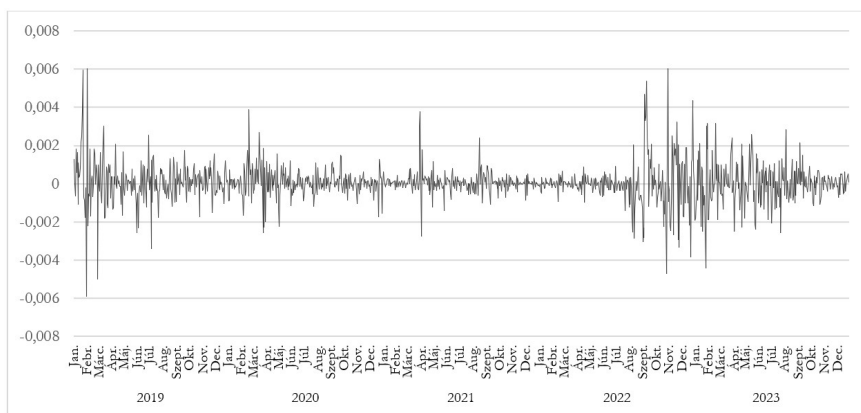
A legmagasabb változékonyság, hogyan azt az 1. ábrán láthatjuk 2019 első felében figyelhető meg. Mindez annak köszönhető, hogy az ezt megelőző évek lendületes fejlődése után 2019 Romániában a hanyatlás évének számított. A költségvetési hiány rohamos emelkedésbe kezdett, ezzel szemben viszont az állami beruházások és az infrastruktúra fejlesztése kapcsán nem mutatkozott haladás. Ezen gyengeségek kiküszöbölésében újabb nehézséget okozott a 2020 végén rendezett kormányváltás, és államfőválasztás, illetve az ezt követő helyhatósági és parlamenti megmérettetés. (Magyar Kereskedelmi és Iparkamara, 2020)

A világjárvány gazdasági hatása 2020 márciusában mutatkozott meg Romániában, ennek okán több intézkedést vezettek be a járvány megfékezése érdekében, és ezzel együtt ezen negatív gazdasági hatások csökkentésére. A járvány a világ minden területét érintette ebben az időszakban sok külföldön dolgo-

zó romániai vendégmunkás döntött a hazatérés mellett erre az időszakra, a gazdaság újabb fellendüléséig. Ennek eredményeként rengeteg valuta érkezett be az országba, amelyet román lejre váltottak vissza, mindez pedig növeli az euró kínálatát Romániában, illetve a munkaerő ismételt visszatérésével inflációs nyomást és munkaerőhiányt eredményezett.

2022 és 2023 között ismét jelentős változékonyság figyelhető meg (1. ábra). Ebben az időszakban az Országos Statisztikai Intézet becslése szerint a GDP Romániában 4,1%-kal nőtt az előző évhez képest. Ez az érték bár nem éri el a korábban becsült 4,7%-os értéket, mégis jelentős emelkedésnek mondható.

1. ábra: Euró-lej napi árfolyamainak klasztereződése



Forrás: Európai Központi Bank adatai alapján saját szerkesztés

Az ARCH(1) modell eredményeit az 1. táblázat láthatjuk. A táblázat első sora a feltételes várható értékre vonatkozik, míg a második és harmadik a feltételes variancia egyenlet együtthatóit írja le.

1. táblázat: ARCH (1) modell eredményei

	Együttható	Standard hiba	p	95%-os konfidencia intervallum	
β_0	0.00003	0.00002	0.13400	0.00000	0.00007
γ_1	0.53908	0.04005	0.00000	0.46057	0.61758
γ_0	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000

Forrás: Saját számítás Stata 17 program használatával

Behelyettesítve a kapott eredményeket a (2)-es egyenletbe a következőket kapjuk:

$$\begin{aligned} y_t &= 0.00 + \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 &= 0.00 + 0.54\varepsilon_{t-1}^2 \end{aligned} \tag{7}$$

A GARCH(1,1) eredményeit a 2. táblázat foglalja össze. Az eredmények arra engednek következtetni, hogy a volatilitás kis mértékű, és nem tartós (a GARCH együttható alacsony értékű). Mivel az ARCH együttható értéke alacsonyabb a GARCH együtthatóénál a volatilitási értékek egy kevésbe tüskés módon alakulnak, kissé lapultak. (Bánhelyi & Csendes, 2014)

2. táblázat: GARCH(1,1) modell eredményei:

	Együttható	Standard hiba	p	95%-os konfidencia intervallum	
γ_0	0.00000	0.00000	0.00200	0.00000	0.00000
γ_1	0.49333	0.05014	0.00000	0.39505	0.59160
δ_1	0.50756	0.04188	0.00000	0.42548	0.58964

Forrás: Saját számítás Stata 17 program használatával

A (3)-as egyenlet alapján a varianciára vonatkozó becsléseinket felírhatjuk a következőképpen:

$$\sigma_t^2 = 0.00 + 0.49\varepsilon_{t-1}^2 + 0.51\sigma_{t-1}^2 \tag{8}$$

Az aszimmetrikus modellek közül elsőnek kiválasztott EGARCH(1,1) modell eredményét a 3. táblázatban olvashatjuk. A modell figyelembe veszi a spekulatív árakból származó aszimmetrikus hatásokat a hozamok tekintetében. A $\gamma=0,73$, tehát pozitív, így arra következtethetünk, hogy a volatilitásra nagyobb hatással vannak a pozitív sokkok a negatív sokkoknál. Mivel a $\delta=0.98$, vagyis 1-hez közeli érték, a volatilitás tartós, jelentősebb ideig fennmaradó, tehát hosszabb távon befolyásolja a volatilitást. Az $\alpha=-0.08$, ami arra utal, hogy csökkentik a jelenlegi volatilitást az előző időszak abszolút hibái.

3. táblázat: EGARCH(1,1) modell eredményei

	Együttható	Standard hiba	p	95%-os konfidencia intervallum	
γ_0	-0.36001	0.51951	0.48800	-1.37824	0.65821
α	-0.07718	0.02708	0.00400	-0.13026	-0.02410
γ	0.73017	0.04798	0.00000	0.63613	0.82421
δ	0.97645	0.03744	0.00000	0.90306	1.04983

Forrás: Saját számítás Stata 17 program használatával

A varianciára vonatkozó becsléseket tehát az EGARCH(1,1) modell szerint a következőképpen lehet felírni:

$$\ln \sigma_t^2 = -0.36 - 0.08z_{t-1} + 0.73 \left(z_{t-1} - \sqrt{2/\pi} \right) + 0.98 \ln \sigma_{t-1}^2 \quad (9)$$

Az APGARCH (1,1) eredményeit a 4. táblázatban mutatjuk be.

4. táblázat: APGARCH(1,1) modell eredményei

	Együttható	Standard hiba	p	95%-os konfidencia intervallum	
γ	0.00000	0.00000	0.52400	0.00000	0.00000
α	0.50506	0.05158	0.00000	0.40396	0.60616
γ	-0.18001	0.04014	0.00000	-0.25867	-0.10134
δ	0.61774	0.04573	0.00000	0.52811	0.70737
φ	1.51365	0.15235	0.00000	1.21506	1.81225

Forrás: Saját számítás Stata 17 program használatával

Egyenletként felírva a varianciát:

$$\sigma_t^\varphi = 0.00 + 0.51(|\varepsilon_{t-1}| - 0.18\varepsilon_{t-1})^{1.51} + 0.62\sigma_{t-1}^{1.51} \quad (10)$$

Az utolsó modell eredményei az 5 táblázat foglalja össze. Az $\alpha = 0,76$, ami azt jelzi, hogy erős ARCH hatás van jelen, vagyis a múltbeli események jelentős hatást gyakorolnak a jelenbeli volatilitásra. Ebben az esetben is $p < 0,05$, tehát a paraméter szintén szignifikáns. A $\gamma = -0,41$, vagyis nincs jelentős tőkeáttételi hatás, az aszimmetria pedig gyengének mondható. A pozitív sokkok nagyobb hatást gyakorolnak a volatilitásra a negatív sokkoknál.

5. táblázat: TGARCH (1,1) modell eredményei

	Együttható	Standard hiba	p	95%-os konfidencia intervallum	
γ_0	0.00000	0.00000	0.02000	0.00000	0.00000
α	0.76337	0.09508	0.00000	0.57702	0.94972
γ	-0.40741	0.08444	0.00000	-0.57292	-0.24191
δ	0.53250	0.04411	0.00000	0.44604	0.61895

Forrás: Saját számítás Stata 17 program használatával

Egyenletként is felírhatjuk az 5. táblázatban bemutatott TGARCH(1,1) becsléseit:

$$\sigma_t^2 = 0.00 + 0.76(\varepsilon_{t-1}^2 - 0.41|\varepsilon_{t-1}|) + 0.53\sigma_{t-1}^2 \quad (11)$$

Az általunk használt öt modell közül APGARCH(1,1) teljesített a legjobban az Akaike és a Bayes-féle információs kritérium alapján (6. táblázat). Az Akaike-információs kritérium egyike azon matematikai módszereknek, amelyek a modellválasztáshoz és a modellszerkezet parszimóniájának (egyszerűségének) értékeléséhez használhatók (Bonakdari & Zeynoddin, 2022). A Bayes-féle információs kritérium egy másik módszer, amivel a becslések „jóságát” becsülni lehet. A BIC egy modell eltérését vizsgálja adott eloszláshoz képest (Kiss, 2020). Mindkét információs kritérium jól használható a legjobban illeszkedő modell kiválasztásához az idősorok esetében. Minél kisebb az AIC vagy BIC értéke, a modell annál jobban illeszkedik az adatokhoz, annál kisebb az eltérés a becslés és a „valós modell” között (Kiss, 2020).

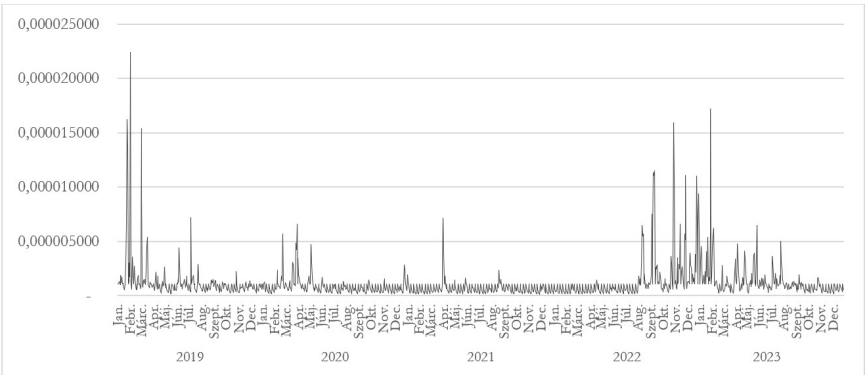
6. táblázat: Akaike és a Bayes-féle információs kritérium

	N	df	AIC	BIC
ARCH(1,1)	1281	3	-14467.12	-14451.66
GARCH(1,1)	1281	4	-14599.32	-14578.69
EGARCH(1,1)	1281	5	-14615.19	-14589.41
TGARCH(1,1)	1281	4	-14467.49	-14446.87
APGARCH(1,1)	1281	5	-14626.16	-14595.23

Forrás: Saját számítás Stata 17 program használatával

Az információs kritériumok alapján meghatároztuk, hogy az APGARCH(1,1) modell írja le legjobban az EUR-RON napi árfolyamok varianciáját, így azt ábrázoltuk a 2. ábrán.

2. ábra: APGARCH(1,1) becslései alapján a feltételes variancia értéke



Forrás: Saját számítás

Következtetés

A volatilitás rendkívül fontos szerepet játszik a pénzügyi tevékenységek kapcsán, mivel a piacok ingadozásai jelentős hatással lehetnek a befektetések eredményességére. A kockázatkezelés célja, hogy felmérje, elemezze, illetve kezelje azokat a kockázati tényezőket, amelyek hatással lehetnek egy adott pénzügyi tevékenység vagy befektetés eredményére. Egy pénzügyi tevékenység során a volatilitás magába hordozza a potenciális veszteség lehetőségét, ami jelentősen befolyásolja a pénzügyi célok elérését. A piacok volatilitásának mértéke gyakran tükrözi a bizonytalanságot, így meghatározó szerepet tölt be a kockázatkezelési stratégiák kidolgozásakor. A hatékony kockázatkezelés nemcsak a lehetséges veszélyek észlelésére és elemzésére fektet hangsúlyt, hanem azok kezelésére is, hogy lecsökkentsen a volatilitásból eredő veszteségeket a pénzügyi célok elérése érdekében.

A koronavírus világjárvány miatt bevezetett korlátozó intézkedések, illetve az ebből adódó gazdasági leállások a termelés visszaesését eredményezték, ami az árak jelentős növekedését eredményezte bizonyos gazdasági ágazatokban. A kereslet visszaesett, a munkanélküliség pedig nagy ütemben növekedésnek kezdett, ami nyomást gyakorolt az inflációra. Az orosz-ukrán háború régiós bizonytalansághoz vezetett, ami jelentősen befolyásolta az energiaárakat és a globális kereskedelmet, ezzel tovább fokozva az inflációs nyomást.

A kormányok, illetve a központi bankok többféle intézkedést vezettek be az inflációs hatások kezelése érdekében, mint például a monetáris szigorítást vagy a gazdaságélénkítő intézkedéseket.

A GARCH (1,1) modell különösen hatékony a jövőbeli volatilitás előrejelzésének tekintetében, ez képes figyelembe venni a hosszú távú hatásokat is. A kapott eredmények arra utalnak, hogy a volatilitás kis mértékű, és nem tartós, amit a GARCH együtthatóértéke alátámaszt. Az ARCH együttható alacsony értékéből az következik, hogy a volatilitási értékek nem túl kiugróak, viszonylag lapultan alakulnak.

Az EGARCH modell szerint mind az aszimmetria, mind a feltételes volatilitás meghatározó tényezői a hozamnak. A kapott eredmények alapján elmondható, hogy a pozitív és negatív hatások ugyanakkora nagyságúak, viszont eltérő mértékben befolyásolják a volatilitást. A γ pozitív értékéből megállapítható, hogy a pozitív sokkok gyakorolnak jelentősebb hatást a volatilitásra. A δ egyhez közeli értéke a volatilitás hosszú távú hatását jelzi a hozamokra. Az előző időszak abszolút hibái csökkentik a jelenlegi volatilitást, amire az α negatív értéke utal. A kapott eredmények tehát azt jelzik, hogy a pozitív és negatív hatások egyforma fontossággal bírnak az aszimmetria és a feltételes volatilitás szempontjából.

Az aszimmetrikus modellek, hogy mindegyik esetében szignifikáns α paramétert kaptunk, amely igazolja a tőkeáttételi, vagy aszimmetrikus hatások jelen-

létét. Ez azt jelenti, hogy valutaárfolyam nem reagál ugyanolyan mértékben a pozitív és negatív sokkokra. Az együttható pozitív előjellel rendelkezik két esetben a hátról, vagyis a pozitív sokkok (hírek) okoznak nagyobb volatilitást.

Vizsgálatunk célja az volt, hogy tanulmányozzuk az euró-lej devizaárfolyam volatilitását. Kutatásunk elején azt a hipotézist fogalmaztuk meg, hogy az euró-lej árfolyamra nem gyakorolt jelentős hatást sem a világválság sem a háború és az ezekből adódó inflációs hatások, hanem ezen gazdasági körülmények ellenére stabil maradt. A modellek által kapott eredmények alapján ezen hipotézis valószínűnek bizonyult. A volatilitás klasztereződéséről észrevehetjük, hogy időben azokban az időszakokban figyelhető meg leginkább változékonyság, amikor a korábban kiemelt események zajlottak (1. ábra). Ez az ingadozás mégis rendkívül alacsony mértékűnek tekinthető a modellek által kapott eredmények alapján, így összességében egyfajta stabilitás jellemző a vizsgált időszakokra. Ez a stabilitás feltehetően annak köszönhető, hogy Európai Központi Bank és a Román Nemzeti Bank igyekeznek az inflációt alacsonyan és stabilan tartani, az irányadó kamatlábak, illetve pénzmennyiség-szabályozás révén.

Irodalomjegyzék

- Bánhelyi, B., & Csédes, T. (2014). *Bevezetés a számítógépes statisztikába*. Pannon Egyetem és a Szegedi Tudományegyetem . Szeged: Széchenyi Terv .
- Black, F. (1976). Studies of stock price volatility changes. Proceedings of the 1976 Business Meeting of the Business and Economics Statistics Section. American Statistical Association, Washington, DC., 177–181.
- Bollerslev, T. (1986). *Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity*. Journal of Econometrics 31: 307–327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1).
- Bonakdari, H., & Zeynoddin, M. (2022). *Stochastic Modeling*. Elsevier, ISBN 9780323917483
- Boudt, K., Danielsson, J. & Laurent, S. (2013): *Robust Forecasting of Dynamic Conditional Correlation GARCH Models*, International Journal of Forecasting 29(2): 244-257. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2012.06.003>
- Ding, Z., Granger, C. W. J., Engle, R. F. (1993). *A long memory property of stock market returns and a new model*. Journal of Empirical Finance 1: 83–106. [https://doi.org/10.1016/0927-5398\(93\)90006-D](https://doi.org/10.1016/0927-5398(93)90006-D).
- Emenike, K. O. (2010). *Modelling Stock Returns Volatility in Nigeria Using GARCH Models*. African Journal of Management and Administration, 3(1): 8-15.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. Econometrica, 50(4), 987. doi:10.2307/1912773

- Engle, R. F. (1982). *Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation*. *Econometrica* 50: 987–1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>.
- Epaphra, M. (2017). *Modeling Exchange Rate Volatility: Application of the GARCH and EGARCH Models*. *Journal of Mathematical Finance* 7(1), 121–143 <https://doi.org/10.4236/jmf.2017.71007>
- Fama, E. F. (1965). *The behavior of stock market prices*. *Journal of Business*, 38, 34–105. <http://dx.doi.org/10.1086/29474>
- Kiss, G. D. (2020). *Feltételek szűrés: GARCH; Feltételes varianciakovariancia mátrix: DCC GARCH*. https://eta.bibl.u-szeged.hu/5087/1/EFOP343_PISE_4_Felt%C3%A9teles%20sz%C3%B3r%C3%A1s_olvas%C3%B3lecke.pdf
Letöltés dátuma: 2024.03.31
- Kóbor, Á. (2000). *A feltétel nélküli normalitás egyszerű alternatívái a kockázatosított érték számításában*. *Közgazdasági Szemle*, 47, 878–898.
- Kovács, E. (2011). *A kockázat mint látens fogalom*. *Hitelintézeti szemle*, 349.
- Lumengo, B. B., & George, M. (2009). *Volatility forecasting and value-at-risk estimation in emerging markets: the case of the stock market index*. University of Johannesburg. SAJEMS. Letöltés dátuma: 2024.03.31.
- Magyar Kereskedelmi és Iparkamara. (2020). *Piaci útmutató Romániáról*. Letöltés dátuma: 2024.04.04.
- Mandelbrot, B. (1963). *The variation of certain speculative prices*. *Journal of Business*, 36, 394–414. <http://dx.doi.org/10.1086/294632>
- McMillan, D., Speight, A., & Apgwilym, O. (2000). *Forecasting UK stock market volatility*. *Applied Financial Economics*, 10, 435–448. <http://dx.doi.org/10.1080/09603100050031561>
- Meese, R. and K. Rogoff. (1983). *Empirical Exchange Rate Models of the Seventies: Do They Fit the Out of Sample?*. *Journal of International Economics*. 14(1/2). 3–24.
- Najar, D. A. (2016). *Modelling and Estimation of Volatility Using ARCH/GARCH Models in Jordan's Stock Market*. *Asian Journal of Finance & Accounting* 8(1): 152–163.
- Nelson, D. B. (1991). *Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach*. *Econometrica* 59: 347–370. <https://doi.org/10.2307/2938260>.
- Nelson, D. B. (1991). *Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach*. *Econometrica* 59: 347–370. <https://doi.org/10.2307/2938260>.
- Németh, K. (2013). *GARCH modellek a pénzügyi kockázatok észlelésében*. (J. Lajos, Szerk.) *E-CONOM*, 13. Letöltés dátuma: 2024.04.02.
- Rohan, L., & Wayne, R. (2004). *Modelling and Forecasting Exchange Rate Dynamics: An Application of Asymmetric Volatility Models*. Jamaica: Bank of Jamaica . Letöltés dátuma: 2024.04.13.
- StataCorp. (2023). *Stata 18 Base Reference Manual*.- Autoregressive conditional heteroskedasticity (ARCH) family of estimators. College Station, TX: Stata Press.

- Szabó, N. (2010). *Opciózás és becslési kérdések*. Szakdolgozat, Debreceni Egyetem, Informatikai kar, Debrecen. Letöltés dátuma: 2024.03.31.
- Zakoian, J. M. (1994). *Threshold heteroskedastic models*. Journal of Economic Dynamics and Control 18: 931–955. [https://doi.org/10.1016/0165-1889\(94\)90039-6](https://doi.org/10.1016/0165-1889(94)90039-6).
- Walker, A. (2002). *The Microstructure of the Jamaican Foreign Exchange Market: Volumes, Volatility and Spreads*. Working Paper, Bank of Jamaica

