

E-CONOM

Online tudományos folyóirat | Online Scientific Journal

Főszerkesztő | Editor-in-Chief
SZÓKA KÁROLY

Kiadja | Publisher
Soproni Egyetem Kiadó |
University of Sopron Press

A szerkesztőség címe | Address
9400 Sopron, Erzsébet u. 9., Hungary
e-conom@uni-sopron.hu

A kiadó címe | Publisher's Address
9400 Sopron, Bajcsy-Zs. u. 4., Hungary

Szerkesztőbizottság | Editorial Board
CZEGLÉDY Tamás
HOSCHEK Mónika
KOLOSZÁR László
TÓTH Balázs István

Tanácsadó Testület | Advisory Board
BÁGER Gusztáv
BLAHÓ András
FARKAS Péter
GILÁNYI Zsolt
KOVÁCS Árpád
LIGETI Zsombor
POGÁTSA Zoltán
SZÉKELY Csaba

Technikai szerkesztő | Technical Editor
TAKÁCS Eszter

A szerkesztőség munkatársa | Editorial Assistant
IONESCU Astrid

ISSN 2063-644X



GÁL HEDVIG¹

A devizaárfolyamok és a részvénytőzsde volatilitásának előrejelzése a GARCH modellekben

A pénzügyi folyamatok alakulása több különböző pénzügyi modellel is leírható. A GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) modell típusok előnye az előrejelzési technika megléte a kiválasztott időhorizonton belül. Az empirikus elemzésben azt az optimális GARCH modellt kerestem, amely statisztikai szempontból minél pontosabb előrejelzést nyújt. Az adatok tekintetében lényeges, hogy az osztaléktól megtisztított értékek kerültek a vizsgált adatbázisba. A gazdasági ingadozások vizsgálatánál látható, hogy a nagy gazdasági világválság idején jelentősebb volatilitás figyelhető meg a részvényárfolyamok hozamaiban. Az tényleges OTP és a MOL részvényárfolyamok változásai visszatükrözték az ötnapos empirikus előrejelzést.

Kulcsszavak: előrejelzés, volatilitás, devizaárfolyam, részvénytőzsde

JEL-kódok: C22, C51, C53

Forecasting Exchange Rate and Stock Market volatility in GARCH models

The evolution of the financial processes can be described with various financial models. The advantage of GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) models consist in the forecasting technique for the selected time horizon. In theoretical and empirical analyses, I was searching for the optimal GARCH model, such that a model, which provides the most accurate prediction. Related to the data it is essential, that the values are cleaned of dividends. According to the economic fluctuations, it can be seen that during the Great Depression there was a greater oscillation in the returns of shares. Changes in the real OTP and MOL share prices reflected the empirical five-day forecast.

Keywords: forecasting, volatility, exchange rate, stock market

JEL Codes: C22, C51, C53

Bevezetés

Az idősoradatok elemzésével és a gazdasági ingadozások megfigyelésével számos közgazdász foglalkozott az 1950-es évek után. Az értékpapírok árának tőzsdei ingadozása és a kockázat mérlegelése felkeltette nemcsak a pénzügyi befektetők, de a közgazdászok érdeklődését is. (Markowitz, 1952; Tobin, 1958). A közgazdászok közül Robert Engle az adatok előrejelzésével foglalkozott, aki 1977-ben egy olyan modell után kutatott, amely igazolni tudja Milton Friedman feltevését, miszerint az előrejelzés hiánya okozza az előforduló gazdasági ciklusokat. A kutatási motiváció hátterében a jövőbeni bizonytalanság kezelése, a várható költségek megállapítása és a befektetések ösztönzése voltak azok az indokok, amelyek miatt Engle érdekelt lett egy előrejelzési modell kifejlesztésében (Engle, 2003). A modell az ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*), amely a jövőbeli variancia alakulását írta le a jelenlegi és a múltbeli adatok alapján, súlyozott átlagolással (Engle, 1982). Az említett ARCH modellt később tanítványa, Tim Bollerslev továbbfejlesztette és elnevezte GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) modellnek 1986-ban, amely esetében a tisztán autoregresszív modell kiegészül a mozgó átlag folyamattal (Bollerslev, 1986). A vizsgálatomban a súlyozott átlag

¹ A szerző a Budapesti Corvinus Egyetem Közgazdasági és Gazdaságinformatikai Doktori iskola PhD kandidátusa. (hedvig.gal@stud.uni-corvinus.hu)

előrejelzése a hosszútávú adatokra épült, beleértve a múltbéli ingadozások és a jelenlegi időszakok volatilitását, valamint a reziduumok négyzetösszegének súlyozott átlagát.

A felmerült hipotézisek a vizsgálat előtt a következők voltak:

H1: a recesszió során nagyobbak a részvényhozam-ingadozások a gazdasági helyzetre való tekintettel;

H2: az EGARCH modell statisztikailag pontosabb becslést nyújt az általános GARCH és a GJR-GARCH modelltől;

H3: a deviza árfolyamingadozások és a részvényárfolyam ingadozások rövidtávú előrejelzése precízebb adatokat nyújt, mint a hosszútávú előrejelzés.

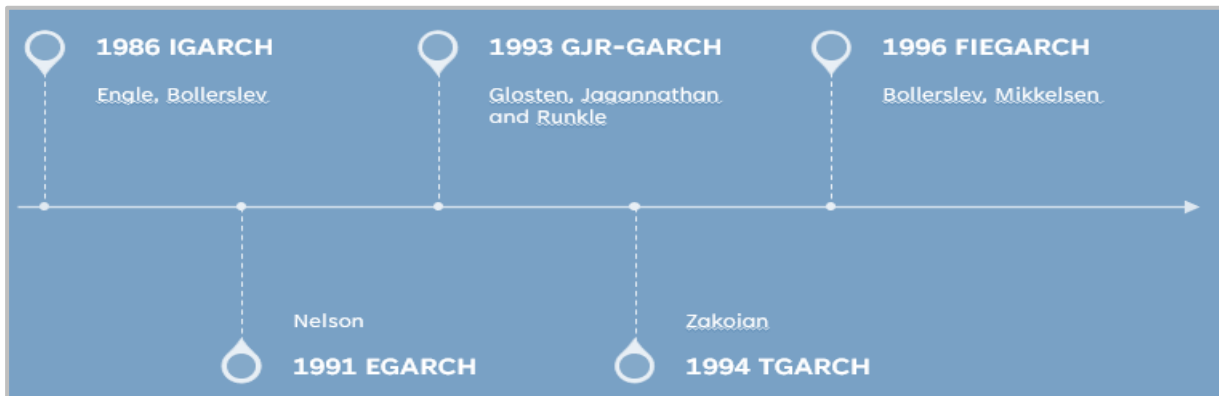
A tanulmány szerkezeti felépítését illetően, a bevezetőben a modellezés kiinduló motivációiról és a hipotézisfeltevékről van szó. Az első részben, a főbb szakirodalmi felsorolások kerülnek áttekintésre. A második rész az elemzéshez felhasznált adatok bemutatását tartalmazza. A harmadik részben az olvasó betekintést nyer az optimális modellszelekcióba, majd az eredmények értelmezése után, a tanulmány az összefoglaló résszel zárul.

Irodalmi áttekintés

A gazdasági ciklusok nagy árváltozást eredményeztek, ezen nagy ingadozások hatását elemezték Boudt és Danielsson (2013) a devizaárfolyam hozamain. A szerzők a GARCH előrejelzési modellbe beépítették a dinamikus feltételezett korrelációt, azzal a szándékkal, hogy pontosabb előrejelzési adatokat nyerjenek. Hasonlóképpen, egy és többlépcsős GARCH előrejelzéseket végeztek Ardia és munkatársai (2019) a Markov-váltó folyamat hangsúlyos elemével, annak érdekében, hogy az előforduló rezsimváltozásokat figyelemmel kísérjék. Brownlees, Engle és Kelly (2011) szintén a gazdasági fellendülés és a hanyatlás időszakának váltakozását figyelték, majd arra a gyakorlatias következtetésre jutottak, a hosszútávú adatokra vonatkozóan, (1990-től 2008-ig), hogy az általuk elvégzett gazdasági válság kvantitatív előrejelzése hiteles képet nyújtott és megfelelt a valóságnak. Engle (2002) a vizsgálatokat két részre osztotta fel, amely a szakirodalomban a dinamikus feltételes korrelációként (*Dynamic Conditional Correlation – DCC*) ismert, a GARCH kutatásokon belül. Az első rész kiindulópontja az egyváltozós GARCH becslés, a második rész pedig a korrelációs elemzésből áll. Ez a kétlépcsős folyamat később a többváltozós modellekhez hasznos információt nyújtott. Laurent és munkatársai (2012) összehasonlították a saját modelljüket az Engle által alkalmazott dinamikus feltételes korrelációs GARCH modellel és arra a következtetésre jutottak, hogy az időszaktól függetlenül a legjobb modelljük sem nyújt szignifikánsan jobb eredményeket az Engle-féle DCC modelltől.

A GARCH modellcsaládon belül, többek között a következő gazdasági modellek jöttek létre: IGARCH (*Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*), ahol a modellben szereplő integrált paraméterek összege jellemzően egyet tesz ki, valamint a modell szükséges és elégséges feltétele, a folyamat stacionaritása. Az EGARCH (*Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) modell feltételezi a várható hozamot és a fehér zaj folyamatot, azzal, hogy az előző periódusban ($t-1$) során bekövetkező negatív sokknak erősebb hatást tulajdonít az aktuális (t) periódusra. Az EGARCH folyamatra épül a FIGARCH (*Fractionally Integrated Exponential GARCH*), amelynek az a jellegzetessége, hogy a hosszútávú múltbéli adatok együttes hatását teljes egészében rávetíti az aktuális állapotra, míg Christensen és munkatársai (2009) szerint a FIGARCH-m (mean) modellben az átlag kap kiegészítő szerepet és szerintük a jövőbeli rövidtávú hozamokra inkább az átlag van kihatással. A TGARCH (*Threshold GARCH*) esetében egyes paraméterek átértékelődnek és nullával lesznek egyenlők azért, hogy az aktuális elemzés elkülönüljön bizonyos negatív múltbéli hatásoktól. A GJR-GARCH (*Glosten-Jagannathan-Runkle GARCH*) modell esetében kifejezetten az aszimmetrikus folyamatokat vizsgálták, azaz a pozitív és a negatív sokkhatásokat. Közös jellegzetessége az EGARCH és a GJR-GARCH modelleknek, hogy mindkettő az aszimmetrikus

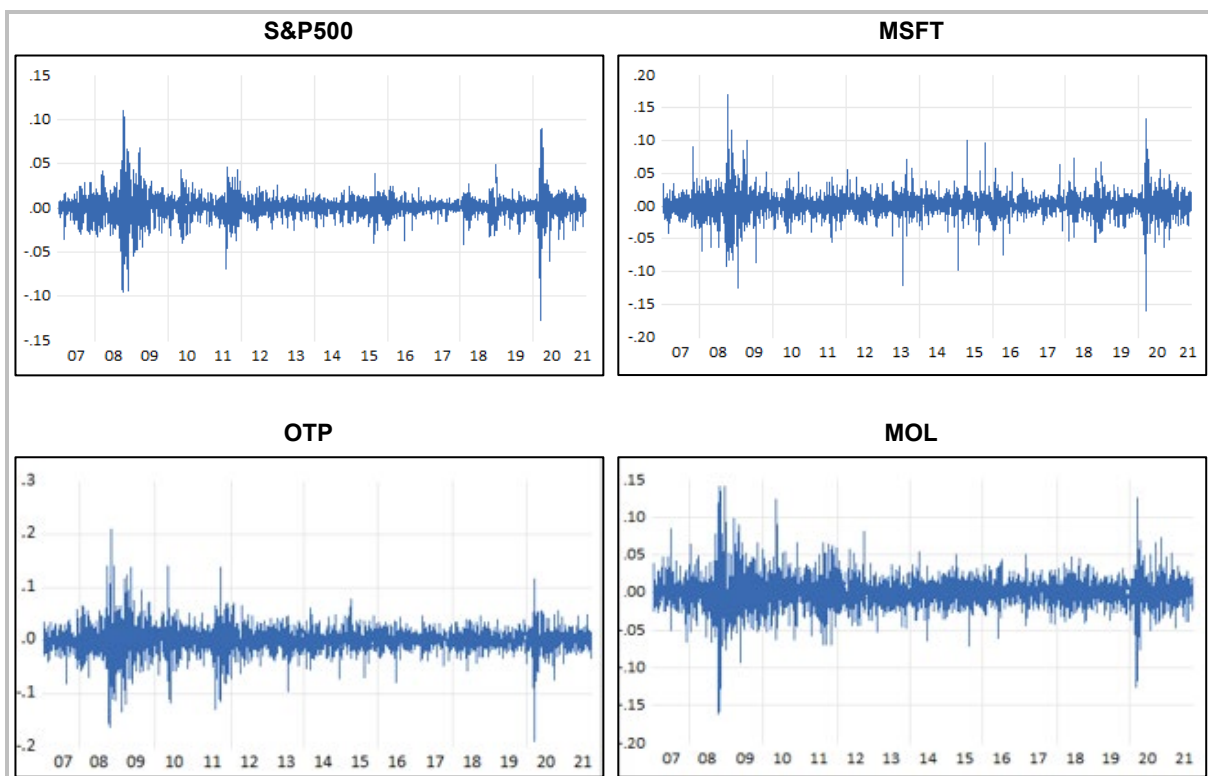
volatilitási folyamatokat vizsgálja. Az 1. ábrán látható az egyes GARCH modell típusok időrendi sorrendisége.



1. ábra: A GARCH modellek fejlődése
 Forrás: Saját szerkesztés (2021)

Adatok

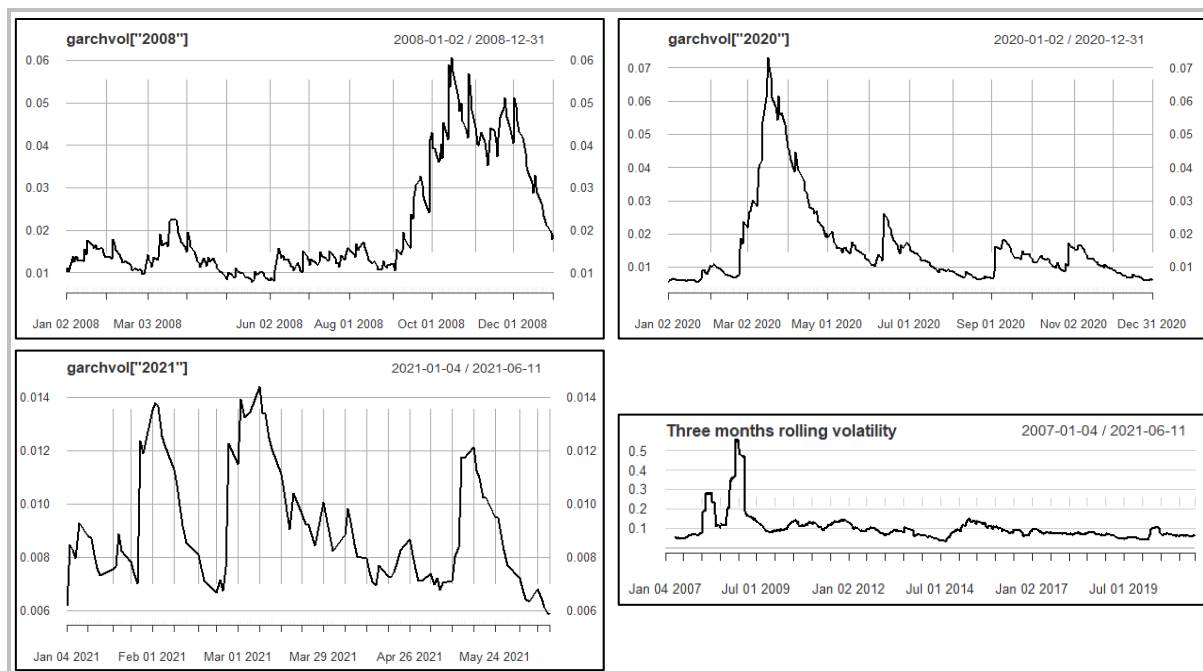
Az adatok mintavételi időszaka 2007–2021 közötti időperiódusra vonatkozik és az ún. *mintán kívüli* adatokra, amely kifejezetten a mintán kívüli becslésre és az előrejelzésre vonatkozik.



2. ábra: Részvényindexek-és árfolyamok volatilitása
 Forrás: Saját szerkesztés az adatok alapján (2021)

A megfigyelésben a kereskedelmi napok száma található. A volatilitási és az előrejelzési vizsgálat előtt azt a hipotézist állítottam fel, hogy a recessziós időszakban nagyobb volatilitás figyelhető meg a részvény és az árfolyamhozamok alakulásában, mint a többi időszakban, amit jól szemléltet az 1. ábra. A feltevést az említett grafikus elemzések és a kapott számok is visszaigazolták, ténylegesen az átlagtól eltérő jelentősebb kilengés figyelhető meg.

Módszertani szempontból a napi adatokból, a volatilitásra vonatkozó elemzés felbontható különböző időszakokra: egy évre, negyedévre és havi szinten. A havi szintű felbontásban az látható, hogy 2008 szeptember hónaptól növekedett meg az volatilitás, 2020-ban pedig március hónaptól. A szórás nagysága tekintetében numerikusan megállapítható, hogy 2008-ban nagyobb mértékű volt a variancia a 2020-as évhez képest: OTP (2008: **0.6930**; 2020: 0.4553), MOL (2008: **0.5947**; 2020: 0.4312), RICHTER (2008: **0.3821**, 2020: 0.3152), MTELEKOM (2008: **0.3738**, 2020: 0.2308). A devizaárfolyamok esetében ugyanez volt megfigyelhető: EUR/HUF (2008: **0.1634**, 2020: 0.0784), GBP/HUF (2008: **0.1979**, 2020: 0.1118), USD/HUF (2008: **0.1979**, 2020: 0.1118), EUR/USD (2008: **0.3738**, 2020: 0.2308).



3. ábra: A volatilitás felbontása negyedéves és havi szintre

Forrás: Saját szerkesztés a napi kereskedelmi adatok alapján (2021)

Brownlees, Engle és Kelly (2011) a kvantitatív vizsgálatukban egy napra ($t+1$), illetve egy hónapra végezték az előrejelzésüket. 2008-ra mindkét elemzés azonos eredményt nyújtott, igazolta a gazdasági válság meglétét. Eredetileg Engle az első kiinduló modellt, az infláció előrejelzésére szánta, később a szakirodalomban a részvényhozamok és az árfolyamhozamok tekintetében is megjelent ez a modell.

A GARCH modellekre vonatkozóan, több kutató programcsomagot épített az R statisztikai szoftverben, amelynek az az előnye, hogy gyorsabban elvégezhető a kvantitatív előrejelzési elemzések. A GARCH programcsomagok listáját az 1. táblázat mutatja:

1. táblázat: GARCH programcsomagok

R programcsomag	Szerzők
bayesGARCH	Ardia and Hoogerheide (2010)
GEVStableGarch	Sousa, Otiniano, Lopes, and Diethelm (2015)
lgarch	Sucarrat (2015)
fGarch	Wuertz, Chalabi, Miklovic, Boudt, and Chausse (2016)
rugarch	Ghalanos (2017)
MSGARCH	Ardia, Bluteau, Boudt, Catania, Ghalanos, Peterson and Trottier (2019a)

Forrás: Ardia, Bluteau, Boudt, Catania, Trottier (2019) alapján saját szerkesztés

Modellszelekciós eredmények

A vizsgálat során három modell került összehasonlításra: a hagyományos GARCH(1,1), a GJR-GARCH és az EGARCH, azzal a céllal, hogy kiválasztásra kerüljön statisztikai szempontból a legjobb modell, azaz, amely a legpontosabb előrejelzést szolgáltatja az ötnapos előrejelzési (t+5) periódusra. A modellszelekció a következő szempontok szerint történt:

- ahol, a legalacsonyabb Akaike információs kritérium (AIC);
- ahol, a legkisebb hibatagok négyzetösszege;
- ahol, feltételezett a modell szűkössége (*parsimonious*);
- ahol, az adatok jól illeszkednek a modellre.

A modellszelekció alapján az EGARCH modell bizonyult a legalkalmasabbnak az előrejelzés kivitelezésére. A szakirodalom alapján az előrejelzésre időben a legközelebbi értékek vannak a legnagyobb befolyással, azaz a tegnapi, tegnapelőtti (t-1, t-2...) ingadozások. Az előrejelzés elvégezhető 5, 10 napra vagy egy hónapra. Az elemzésben az ötnapos előrejelzést választottam, amelyet a 2. táblázat szemléltet:

2. táblázat: Előrejelzés a részvénypiaci értékek várható hozamváltozására (2021)

Előrejelzés	A részvénypiaci értékek várható hozamváltozása			
	OTP	MOL	RICHTER	MTELEKOM
t+1	0,01638666	0,01341176	0,01486764	0,009198395
t+2	0,01652587	0,01359098	0,01491902	0,009244012
t+3	0,01666138	0,01376375	0,01496873	0,009289135
t+4	0,01679332	0,01393041	0,01501683	0,009333772
t+5	0,01692183	0,01409128	0,01506339	0,009377932
Irány	növekvő	növekvő	növekvő	növekvő

Forrás: Saját számítás az adatok alapján (2021)

Az OTP-részvény tekintetében 1,6% növekedés, a Mol-részvény esetében 1,3%, a Richter-részvényre vonatkozóan 1,5%, a Magyar Telekom esetében 0,9%-os pozitív változás figyelhető meg az első napi előrejelzésre. A táblázatban látható ötnapos előrejelzésre a fokozatos növekedés volt a jellemző. A 3. táblázat a devizaárfolyam változásának ötnapos növekvő előrejelzése szerepel:

3. táblázat: Előrejelzés a devizaárfolyam várható volatilitásáról (2021)

Előrejelzés	A piaci devizaárfolyam várható volatilitása			
	EUR/HUF	GBP/HUF	EUR/USD	GBP/USD
t+1	0,003614972	0,004588141	0,003740237	0,004238066
t+2	0,003624604	0,00462217	0,0037564	0,004266462
t+3	0,0036342	0,004655681	0,003772477	0,004294374
t+4	0,00364376	0,004688687	0,00378847	0,004321814
t+5	0,003653284	0,004721203	0,003804378	0,004348794
Irány	növekvő	növekvő	növekvő	növekvő

Forrás: Saját számítás az adatok alapján (2021)

Az összehasonlító elemzésben a részvénypapírok befektetései nagyobb hozamot eredményeztek, a legnagyobb hozamot az OTP-részvény képezi, míg a devizapiaci tranzakció kisebb hozammal járt. A devizáért kisebb mértékben, fokozatosan több forintot kellett fizetni a szemlélt előrejelzési időszakban. Az ötnapos előrejelzés, a 2021.09.28-tól 2021.10.04-ig tartó időszakra és kizárólag a tőzsdei kereskedelmi napokra vonatkozik. Az OTP és a MOL esetében összehasonlítva az előrejelzési adatokat a tényleges adatokkal, elmondható, hogy az előrejelzés

hiteles képet nyújtott és valóban részvényárfolyam-növekedés figyelhető meg a kiválasztott ötnapos periódusban.

Következtetések

A bemutatott előrejelzési módszertan hasznos lehet nemcsak a pénzügyi szakemberek számára, hanem azoknak is, akik rendszeres statisztikai elemzéseket végeznek R-ben vagy más statisztikai programban. Az alapirodalmon túl, a módszertan kiterjedt szakirodalommal rendelkezik, ahol az előrejelzések leginkább néhány napra vagy egy hónapra vonatkoznak a pontosabb becslés megvalósítása érdekében.

Összefoglaló

Az első hipotézis (H1), miszerint a recessziós időszakban nagyobbak a részvényhozam ingadozások a gazdasági helyzetre való tekintettel, igazolásra került grafikusán és számszerűen. Valóban az átlagostól eltérően, nagyobb mértékben növekszik a volatilitás nagysága.

A második hipotézis (H2) értelmében az EGARCH modell pontosabb előrejelzési becslést nyújt az általános GARCH(1,1) és a GJR-GARCH modelltől. A feltevés statisztikailag igazolásra került a modellszelekciós részben.

A harmadik hipotézis (H3) szerint, a devizaárfolyam- és a részvényárfolyam-ingadozások rövidtávú előrejelzése precízebb képet nyújt, mint a hosszútávú. A megfigyelésre a legnagyobb befolyással a tegnapi (t-1) és a tegnapelőtti (t-2) adatok vannak, ezért érdemesebb rendszeres rövidtávú elemzéseket elvégezni. Azonban, feltehető a kérdés, hogy egy féléves előrejelzés esetén, melyik modellt tekinthetjük erre a célra a legalkalmasabbnak? A GARCH modellek kimondottan a rövidtávú előrejelzést szolgálják és maximum a negyven napos elemzést támogatják. Összehasonlítva az előrejelzési adatokat a tényleges adatokkal, elmondható, hogy például az OTP és a MOL részvények esetében az előrejelzés hiteles képet nyújtott a 2021.09.28-tól 2021.10.04-ig tartó időszakra.

Irodalomjegyzék

- Ardia, D. – Bluteau, K. – Boudt, K. – Leopoldo, C. – Trottier, D. (2019): Markov-Switching GARCH Models in R: The MSGARCH Package, *Journal of Statistical Software*, 91(4).
DOI: <https://doi.org/10.18637/jss.v091.i04>
- Bollerslev, T. (1986): Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, Elsevier, 31(3), 307–327. DOI: [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Boudt, K. – Croux, C. (2010): Robust M-Estimation of Multivariate GARCH Models, *Computational Statistics and Data Analysis*, 54, 2459–2469. DOI: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1086019>
- Boudt, K. – Danielsson, J. – Laurent, S. (2013): Robust Forecasting of Dynamic Conditional Correlation GARCH Models, *International Journal of Forecasting*, Vol. 29.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2012.06.003>
- Brownlees, C. T. – Engle, R. F. – Kelly, B. T. (2011): A practical guide to volatility forecasting through calm and storm, *Journal of Risk*, Vol. 14.
DOI: <https://doi.org/10.21314/JOR.2012.237>
- Christensen, B. J. – Nielsen, M. Ø. – Zhu, J. (2009): Long Memory in Stock Market Volatility and The Volatility-in-mean Effect: The Fiegarch-m Model, *Working Paper 1207*, Economics Department, Queen's University. <http://hdl.handle.net/10419/67753>
- Engle, R. (1982): Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation, *Econometrica*, 50(4), 987–1007.
DOI: <https://doi.org/10.2307/1912773>
- Engle, R. (2003): Risk and Volatility: Econometric Models and Financial Practice, *Nobel Lecture*, New York University, Department of Finance (Salomon Centre), 44 West Fourth Street, New York. DOI: <https://doi.org/10.1257/0002828041464597>

- Engle, R. (2002): Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Models, *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(3) (Jul., 2002), 339–350. DOI: <https://doi.org/10.1198/073500102288618487>
- Laurent, S. – Rombouts, J. V. – Violante, F. (2012): On the forecasting accuracy of multivariate GARCH models. *Journal of Applied Econometrics*, 27(6), 934–955.
DOI: <https://doi.org/10.1002/jae.1248>
- Markowitz, H. (1952): Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7, 77–91.
DOI: <https://doi.org/10.2307/2975974>
- Tobin, J. (1958): Liquidity Preference as Behavior towards Risk. *Review of Economic Studies*, 25, 65–86. DOI: <https://doi.org/10.2307/2296205>