

застосування пакетів прикладних програм в економетричному моделюванні фінансових часових рядів

У статті розглянуто застосування пакетів прикладних програм для економетричного моделювання фінансових часових рядів. Аналіз та моделювання часового ряду проведені на прикладі польського фондового індексу WIG (з 2003 по 2016 роки). Для моделювання волатильності фондового індексу використано GARCH (1,1) модель. В процесі побудови моделі було використано програмні продукти R, Eviews, Gretl. Проведене порівняння результатів моделювання при використанні даних програмних продуктів.

Ключові слова: *волатильність, фондові індекси, економетричне моделювання, часові ряди, GARCH моделі.*

В статье рассмотрено применение пакетов прикладных программ для эконометрического моделирования финансовых временных рядов. Анализ и моделирование временного ряда проведены на примере польского фондового индекса WIG (с 2003 по 2016 годы). Для моделирования волатильности фондового индекса использована GARCH (1,1) модель. В процессе построения модели были использованы программные продукты R, Eviews, Gretl. Проведено сравнение результатов моделирования при использовании данных программных продуктов.

Ключевые слова: *волатильность, фондовые индексы, эконометрическое моделирование, временные ряды, GARCH модели.*

The application of applied software packages for econometric modeling of financial time series is considered at the paper. The analysis and modeling of the time series are based on the Polish stock index WIG investigation (from 2003 to 2016). GARCH (1,1) model is used for the modeling of the volatility of the stock index. In the process of constructing the model, the software products R, Eviews, Gretl were used. Comparison of simulation results using these software products is performed.

Keywords: *volatility, stock indexes, econometric modeling, time series, GARCH models.*

Актуальність. Інформаційні технології полегшують процес дослідження, що робить можливим аналіз великої кількості даних. Програмні продукти роблять можливим аналіз та моделювання динаміки часових рядів, пошук взаємозалежностей у часових рядах. На сьогоднішній день інформаційні технології застосовуються як інструмент, що вдосконалює якість обчислень, зменшує час обробки великих масивів даних, допомагає керувати даними та візуалізувати їх.

Дослідження динаміки фондових індексів, цін на акції є важливою проблемою в управлінні інвестиційним портфелем. Індекси фондових ринків є індикаторами глобальної економіки, груп країн або національної економіки, інвестиційного клімату в країні, ситуаційного аналізу ринку цінних паперів та прогнозування їх тренду. Фондові індекси також є незалежним фінансовим

інструментом для хеджування на ринку цінних паперів. Абсолютні значення індексів не є такими важливими для інвесторів, як їх динаміка, яку можна використовувати для визначення напрямку руху фондового ринку.

Мета дослідження - провести порівняльний аналіз переваг та особливостей застосування програмного забезпечення статистичного аналізу даних на прикладі популярних серед економістів програмних продуктів та здійснити моделювання волатильності фінансового часового ряду за допомогою пакетів програм R, Gretl, Eviews.

Виклад основного матеріалу. Моделювання та прогнозування волатильності часових рядів на фінансових ринках є актуальною задачею інвестиційних консультантів, економістів та інших фахівців, тому цій галузі дослідження присвячено значну кількість наукових праць. Так, Субботин [1] досліджує основні підходи до моделювання волатильності акцій та обмінних курсів, а також здійснює огляд моделей каскаду волатильності на множинних горизонтах.

Leucht, Kreiss, Neumann [2] пропонують у своїй праці тест послідовної специфікації для моделі узагальненої авторегресії умовної гетероскедастичності (GARCH (1,1)), що базуються на тестовій статистиці Крамера-Мізеса.

Barunik, Krehlik, Vacha [3] пропонують вдосконалений підхід до моделювання та прогнозування волатильності з використанням високочастотних даних. Використовується модель прогнозування на основі Realized GARCH з множинною часовою частотою даних.

Harvey, Lange [4] у своєму дослідженні пропонують оновлену та розширену ARCH in Mean модель. EGARCH-M модель, що відображена у науковій праці, є теоретично та практично корисною. Таке розширення моделі дозволяє

розрізняти довгі і короткі ефекти дохідності на волатильність.

Глобальна фінансова криза 2008-2009 років підняла нові питання про взаємозв'язок між інвестиційними фондами та прибутковістю фондового ринку. Тому у роботі Babalos, Caporale та Spagnolo [5] аналізуються щомісячні дані США за період 2000:1-2015:08. Оцінюється VAR-GARCH(1,1)-in-mean model with a BEKK з перемикачем у вигляді фіктивної змінної, що необхідна для відображення глобальної фінансової кризи. Досліджується взаємозв'язок між дохідністю фондового ринку та фонду прямих інвестиційних потоків, виявлено, що в період кризи такий зв'язок послаблюється.

Невизначеність, що змінюється в часі, є однією із характеристик фінансових ринків. У зв'язку з цим спостерігається таке явище, як «кластеризація волатильності». Це означає, що волатильність змінюється періодично, тобто динаміка фондового індексу змінюється від слабо мінливої до більш хаотичної.

Варто врахувати також, що багато фінансових взаємозв'язків внутрішньо нелінійні. Це пов'язано з особливостями фінансових даних, наприклад, з тенденцією фінансових часових рядів (наприклад, доходів по активам) мати розподіл з нетиповими критичними зонами («хвостами») та зміщеннями щодо середнього (leptokurtosis). Крім того, досить часто фінансові часові ряди змінюються кластерами або пулами, коли більшим відхиленням часового ряду передують високі, а незначним – несуттєві відхилення (незалежно від знака). Можливий також ефект левереджу, тобто тенденція до збільшення волатильності не при зростанні, а при падінні певних фінансово-економічних показників (асиметричність інформації). Загалом моделювання та прогнозування

волатильності на фондовому ринку стало пріоритетним напрямом як теоретичних, так і прикладних досліджень останніх років. Волатильність, яка вимірюється стандартним відхиленням або дисперсією дохідності (наприклад, цінних паперів) часто використовується як грубе наближення до виміру загального ризику фінансових інструментів (цінних паперів).

Модель ARIMA неспроможна адекватно враховувати ті характеристики, які притаманні фінансовим часовим рядам. Тому є потреба у застосуванні іншого інструментарію. Одним із них є ARCH-процеси (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity). Вперше таке розширення регресійних моделей були представлені у роботі Роберта Енгла [6], після чого було розроблено численні модифікації базової конструкції та приклади застосування нової моделі до фінансових і макроекономічних часових рядів. Спочатку ARCH-моделі досліджували інфляційну невизначеність. Згодом вони знайшли застосування в аналізі волатильності цін і дохідностей спекулятивних активів. На основі результатів застосування ARCH-моделей встановлено, що динаміка волатильності багатьох фінансових змінних підкоряється стійким закономірностям.

ARCH/GARCH моделі належать до класу нелінійних моделей з умовною дисперсією, яка змінюється в часі. Це дає змогу, крім середнього значення досліджуваного показника, одночасно моделювати динаміку його дисперсії. Тому такі моделі можуть коректно описувати такі явища, як кластеризація волатильності, асиметричність інформації тощо.

Прикладами фінансових часових рядів з високою частотністю можуть слугувати ціни та індекси фондових товарних бірж. У практичних дослідженнях їх часто

аналізують у формі геометричних доходів, тобто логарифму темпу зростання ціни активу (або темпу зростання біржового індексу) y_t :

$$r_t = \log\left(\frac{y_t}{y_{t-1}}\right) = \log(y_t) - \log(y_{t-1}), \quad (1)$$

де r_t – геометричний дохід від активу.

Розширенням ARCH-моделі є GARCH-модель волатильності, де на поточну волатильність впливають як попередні зміни цін, так і попередні оцінки волатильності (так звані "старі новини"). Пам'ять ARCH(q)-процесу є обмеженою q -періодами. При використанні моделі потрібен довгий лаг q і велике число параметрів. Узагальнений ARCH-процес (Generalized ARCH, або GARCH), який запропонований Т. Боллерслевом [7], має нескінченну пам'ять і допускає більш економічну параметризацію.

Загалом, ARCH/GARCH методологію можна охарактеризувати як методологію моделювання дисперсії досліджуваного показника. Оскільки дисперсія – момент другого порядку, модель дисперсії нелінійна. Отже, її не можна оцінювати методами, розробленими для лінійних моделей, зокрема за допомогою ARIMA моделей. Авторегресійна умовна гетероскедастичність, тобто зміна в часі дисперсії випадкових величин (збурень), формалізовано представляється таким чином:

$$a_{t+1} = y_{t+1} - \mu_y(y_1, y_2, y_3, \dots, y_t), \quad (2)$$

де a_{t+1} – збурення (випадкова величина) в момент часу $t+1$,

y_{t+1} – значення показника в момент часу $t+1$,

$\mu_y (y_1, y_2, y_3, \dots, y_t)$ – середнє значення показника оцінене на основі даних, які передують моменту часу $t + 1$.

У GARCH моделях на відміну від ARCH моделей у рівнянні дисперсії враховано, крім лагових змінних випадкових величин, ще й лагові змінні умовної дисперсії. Власне загальну ARCH/GARCH модель ми можемо представити як послідовність фільтрів.

Зауважимо, що процедури згладжування або десезонування часового ряду необов'язкові та виконуються за необхідності. Загалом, ARCH/GARCH модель можна вважати «доповненням» як до багатофакторної лінійної регресії, так і до ARIMA моделей тощо. Оцінювання ARCH/GARCH моделей неможливо здійснити методом найменших квадратів (МНК). Для їх оцінювання розроблено спеціальні процедури, зокрема метод максимальної правдоподібності.

Згідно з Bloomberg Businessweek, 97% компаній з Fortune 500 використовують бізнес-аналітику та деякі форми аналітики Big Data у веденні свого бізнесу. Аналітика Big Data, що перетворює дані в інформацію та знання, виникла як сучасний бізнес-тренд у промисловості та наукових дослідженнях [10]. Багато консультантів, науковців та дослідників приділяють увагу Big Data, оскільки вони містять суттєву інформацію. Різноманітні застосування, такі як охорона здоров'я, безпека, медицина, політика, та ін. можуть використовувати інформацію для вирішення проблем, пов'язаних з даними у суспільстві.

Одним з найбільш потужним аналітичним засобом в аналітиці Big Data є R Project або R. R є загальною платформою статистичного аналізу, що запускається з командного рядка. Це найбільш широко використовувана, статистична мова програмування з відкритим джерелом, створена для дружнього використання.

Найбільш популярним серед економістів є програмний продукт R, другу позицію займає Eviews. Пакет Gretl є не таким поширеним та потужним. Проте в Gretl є можливість застосовувати скрипти R, Octave, Python etc. Пакети функцій дописуються користувачами Gretl і він поступово набирає популярності.

Наведемо порівняльну характеристику цих програмних пакетів (табл.1).

Особливості Gretl [13]

1. Простий інтуїтивний інтерфейс.
2. Широке розмаїття оцінювачів: метод найменших квадратів, максимальної правдоподібності, узагальнений метод моментів; методи для одного рівняння та систем.
3. Методи часових рядів: ARIMA, широке розмаїття одновимірних моделей типу GARCH, VAR та VECM (включаючи структурні VAR), тести на одиничний корінь та коінтеграції, фільтр Калмана та ін.
4. Обмежені залежні змінні: логіт, пробіт, тобіт, відбір вибірки, інтервальна регресія, моделі для розрахунку та тривалості даних, та ін..
5. Оцінювачі з панельними даними, включаючи інструментальні змінні, пробіт та динамічні панельні моделі, що базуються на узагальненому методі моментів.
6. Вихід моделі як LaTeX файли, в табличному форматі або у вигляді рівняння.
7. Потужна вбудована мова сценаріїв (відома як Hansl), з широким набором інструментів програмування і матричних операцій.
8. Контролер GUI для тонкої настройки графіків GNUPLOT.
9. Розширений діапазон пакетів функцій, написаних в Hansl.

Порівняльна характеристика програмних пакетів аналізу даних

Особливості	Eviews	Gretl	R
Розширення даних	*.wfl	*.gdt, *.gdtb	*.R
Інтерфейс користувача	В основному point-and-click	Скриптовий/point-and-click	Програмний
Маніпулювання даними	Сильне	Сильне	Дуже сильне
Аналіз даних	Потужний	Потужний	Потужний/універсальний
Графіка	Гарна	Гарна	Чудова
Вартість	Дорогий, але є безкоштовна версія для студентів.	Відкрите джерело	Відкрите джерело
Розширення виводів	*.wfl	CSV, gdt, gdtb, GNU R, Octave, Stata, JMulTi, PcGive	*R, *.txt(log файлі, можуть бути прочитані будь-яким текстовим процесором)

10. Можливість легкого обміну даних і результатів з GNU R, GNU Octave, Python, Ox і Stata.

Особливості Eviews [14]

1. Інтегрована підтримка обробки дат і часових рядів даних

2. Підтримка високочастотних даних, що допускає частоти для годин, хвилин і секунд. Крім того, існує цілий ряд менш часто використовуваних частот, в тому числі багаторічних, двомісячних, двотижневих, декадних та щоденних з довільним діапазоном днів тижня.

3. Розрахунок дисперсії і коваріації у довгостроковій перспективі: симетричні чи односторонні довгострокові коваріації з використанням методів непараметричного ядра, параметричного VARHAC. Крім того, EViews підтримує методи автоматичного вибору оцінок ядра та інформаційних критеріїв на основі методів вибору довжини лагу для VARHAC оцінок.

4. Лінійний квантиль регресії і метод найменших абсолютних відхилень (LAD), включаючи самонастроювання коваріаційних розрахунків.

5. Покрокова регресія з сімома різними процедурами відбору.

6. Поріг регресії включаючи TAR і SETAR.

7. Моделі вибору Хекмана.

8. Об'єктно-орієнтована мова команд забезпечує доступ до пунктів меню.

9. Виконання Пакетних команд в програмних файлах.

10. Рядкові і векторні об'єкти. Велика бібліотека рядкових і спискових функцій.

Особливості R [15].

1. R є вільним програмним забезпеченням з відкритим вихідним кодом, яке розповсюджується і підтримується R-проектом, Вихідний код R доступний під ліцензією GNU General Public License Фонду Вільного програмного забезпечення.

2. R підтримує більшість методів аналізу даних, такі як віртуальне маніпулювання даними, статистичні моделі та діаграми.

3. R підтримує красиву і унікальну візуалізацію даних для подання багатовимірних даних в мультипанельній діаграмі, 3-D графіках.

4. Глобальна спільнота користувачів R налічує 2 млн. користувачів, розробників та учасників, що підтримують мову R. Revolution Analytics співтовариство було придбано компанією Microsoft.

5. Забезпечує кращі результати швидше, ніж інше статистичне програмне забезпечення.

6. R має структури даних (вектори, матриці, масиви, кадри даних), з якими користувачі можуть працювати за допомогою функцій, для виконання статистичного аналізу і створення графіки.

7. Об'єктно-орієнтоване програмування: C, Java, Perl, Python, паралельне програмування і т.д.

8. Застосування: хемометрика, клінічне випробування, економетрика, медичні зображення, і т.д.

9. Інтелектуальний аналіз даних і машинне навчання: Arules, Cubist, knnTree, randomFores і т.д.

10. Статистична методологія: байесовський висновок, просторові дані, часові ряди і т.д.

Для моделювання фінансового часового ряду був обраний польський фондовий індекс WIG. Дані отримані з сайту Google Finance [12]. Порівняємо результати моделювання волатильності для фондового індексу WIG у програмних пакетах R, EViews, Gretl.

На отриманих результатах ми порівнюємо програмні пакети.

Перш за все проаналізуємо часові ряди на нормальність розподілу даних, визначимо асиметрію та ексцес.

Відповідно для R маємо наступні числові характеристики:

```
> skewness(wr)
```

```
[1] -0.4892253
```

```
> kurtosis(wr)
```

```
[1] 3.844628
```

```
> mean(wr)
```

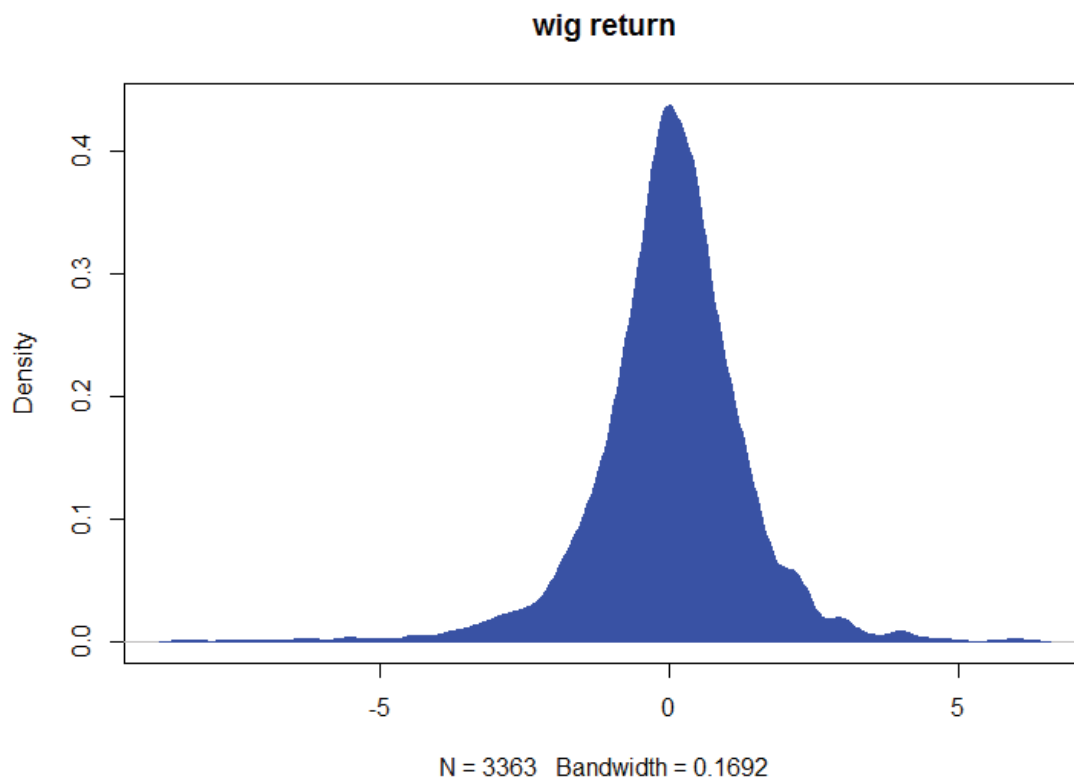
```
[1] 0.03569432
```

Асиметрія складає -0.4892253 , що означає, що розподіл даних є дещо перекошеним вліво. Для ексцесу маємо значення 3.844628 , що більше трьох, а отже, розподіл є leptokurtic. На рис. 1 представлено щільність розподілу доходності індексу WIG (2004-2016 рр. щоденно), який є асиметричним та leptokurtic.

У програмному пакеті Eviews значно простіше проводити попередній аналіз часових рядів, бо натиснувши послідовність кнопок View-Descriptive Statistics... - Histogram and Stats отримуємо комплексне відображення розподілу та таблицю числових характеристик (рис.2).

В програмному пакеті Gretl необхідно здійснити кілька кліків для того, щоб вивести на екран графік та числові характеристики ряду або ж написати скрипт. Результати таких дій представлено на рис. 3. При цьому Асиметрія = -0.48944 , Ексцес = 3.8487 .

Асиметрія для нормального розподілу дорівнює 0, і будь-які симетричні дані мають асиметрію близьку до нуля. Від'ємне значення асиметрії мають дані, чий розподіл скошений вліво, додатне значення асиметрії вказує, що розподіл даних скошений вправо.



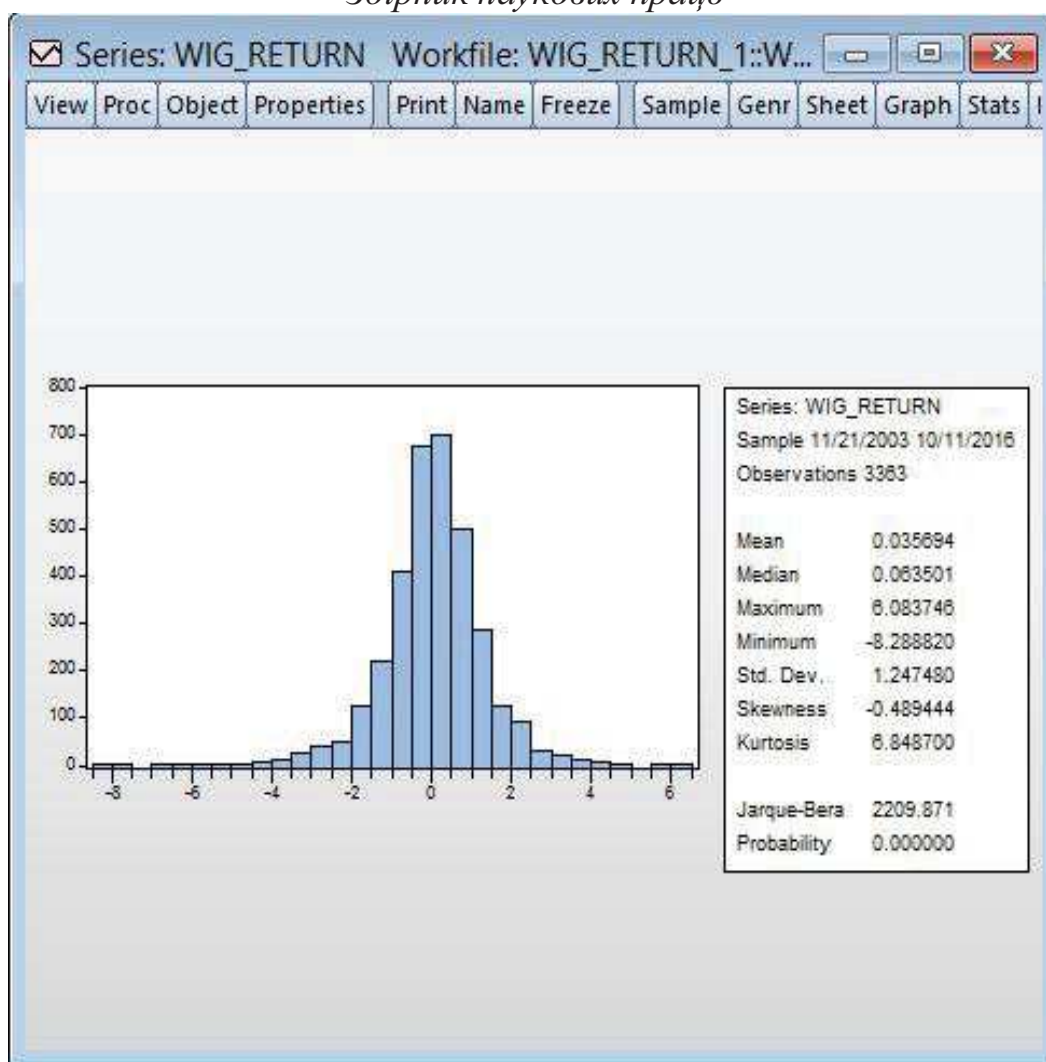
Джерело: Побудовано на основі розрахунків авторів
Рис. 1. Графік щільності розподілу дохідності індексу WIG.

Під скошеним вліво ми розуміємо, що лівий хвіст довгий порівняно з правим хвостом розподілу. Аналогічно, скошений вправо означає, що правий хвіст довгий порівняно з лівим хвостом. Якщо розподіл даних є мультимодальним, то це може вплинути на знак асиметрії.

Деякі виміри мають нижню границю та скошені вправо. Наприклад, у дослідженнях надійності час відмови не може бути від'ємним.

В кожному програмному пакеті ексцес та асиметрія відрізняються не суттєво, а середні значення є рівними.

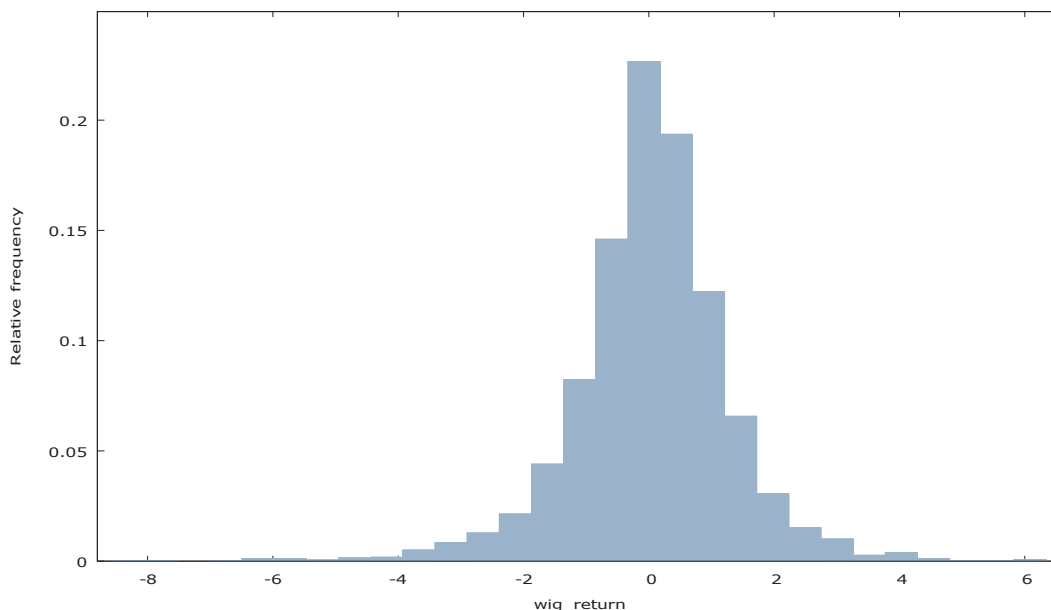
Інший важливий крок в аналізі даних є аналіз автокореляційної діаграми. Вона допомагає зрозуміти, чи ми маємо кореляцію ряду з самим собою з лагом x часових моментів.



Джерело: Побудовано на основі розрахунків авторів

Рис. 2. Графік щільності розподілу дохідності фондового індексу WIG в програмному пакеті Eviews

Графік автокореляції є загально використовуваним засобом для визначення випадковості в наборі даних. Ця випадковість встановлюється шляхом обчислення автокореляцій для значень даних при мінливих часових лагах. Якщо ряд випадковий, то автокореляції мають бути близькі до нуля для будь-яких часових лагів. Якщо ряд не випадковий, одна чи більше автокореляцій будуть значно відмінними від нуля.



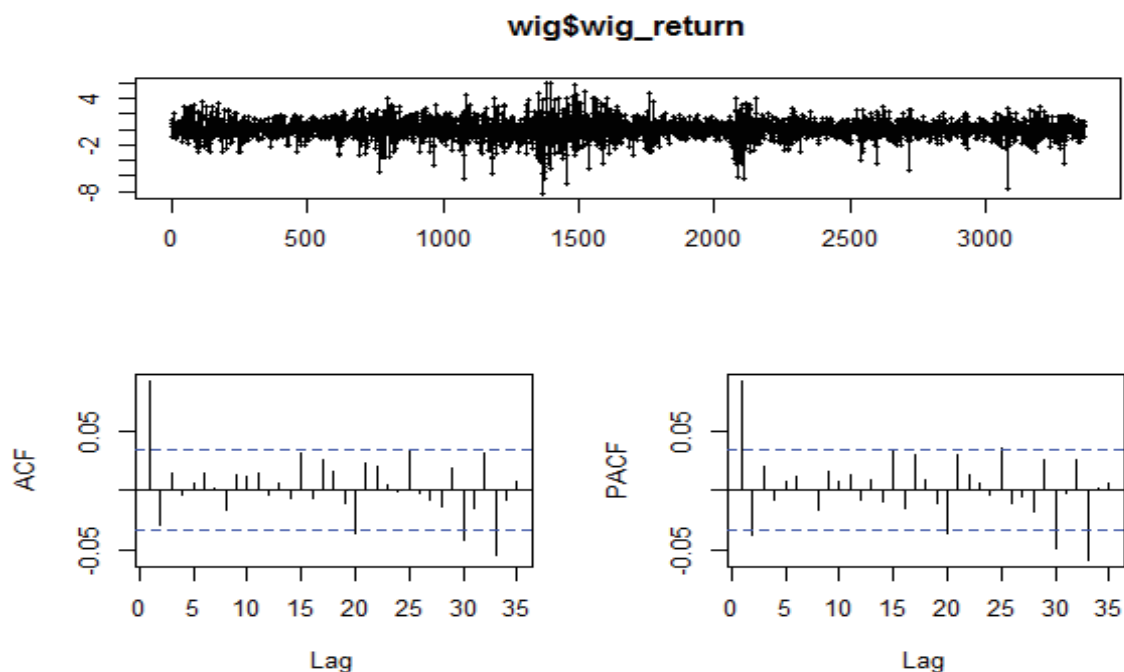
Джерело: Побудовано на основі розрахунків авторів

Рис. 3. Графік щільності розподілу для дохідності фондового індексу WIG в програмному пакеті Gretl.

Крім того, графіки автокореляцій використовуються на етапі ідентифікації моделі для авторегресії Бокса-Дженкінса для моделей рухомого середнього часових рядів.

У пакеті R для відображення графіку та корелограм дохідності часового ряду необхідно застосувати команду: `tsdisplay(wig$wig_return)`.

На рис. 4 представлено результати виконання цієї команди. Графік дохідностей має ознаки кластеризації. Також присутня автокореляція залишків. На графіках автокореляційної функції (ACF) та часткової автокореляції залишків (PACF) помітні сильні викиди для першого порядку лагових значень, що вказує на доцільність використання GARCH(1,1).



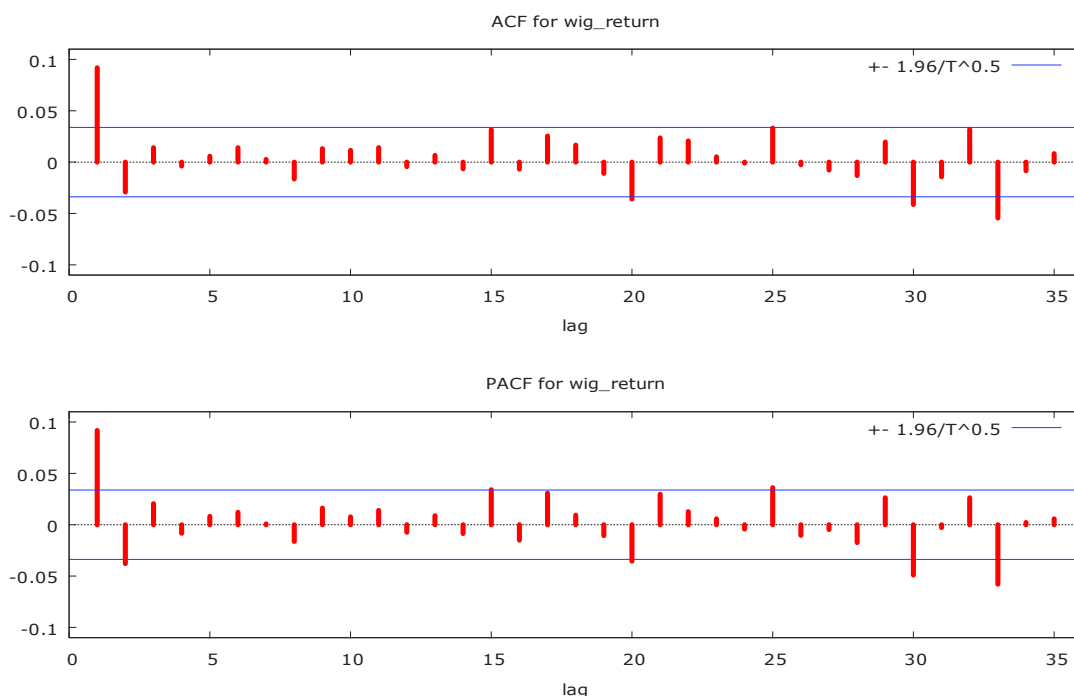
Джерело: Побудовано на основі розрахунків авторів

Рис. 4. Графіки дохідності WIG, автокореляційної функції та часткової автокореляції залишків в пакеті R

Відповідно в програмних пакетах Gretl та Eviews це можна зробити в декілька кліків. Помітно, що отримані графічні відображення є однаковими (рис. 5 та 6).

Як ми можемо побачити на діаграмі автокореляції та часткової автокореляції (рис. 5), дохідності індексу WIG має основний сплеск у першому лагу. Таким чином, модель має включати перший лаг, ряд не є випадковим блуканням, ми можемо помітити кореляцію між рядами.

Проте з рис. 6 важко зрозуміти, у які періоди присутня автокореляція залишків, а зважаючи на ймовірнісне значення (Prob.) можна стверджувати, що автокореляція залишків присутня до 36 порядку (лагу). Тому для аналізу автокореляції залишків та кластеризації часового ряду кращим програмним пакетом можна вважати R та Gretl.



Джерело: Побудовано на основі розрахунків авторів

Рис. 5. Графіки автокореляційної функції та часткової автокореляції залишків дохідності WIG в пакеті Gretl.

Багато іноземних вчених та дослідників відзначають, що найбільш відповідною моделлю для прогнозування волатильності фондових індексів є GARCH(1,1). Перше число відповідає довжині лагу, а друге означає найбільш відповідну AR-модель для середнього.

GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) або моделі узагальненої авторегресійної умовної гетероскедастичності належать до класу нелінійних моделей умовної варіації, які змінюються з часом. Це дозволяє додатково до середнього значення параметрів, що вивчаються, одночасно моделювати динаміку варіації. Внаслідок цього така модель може коректно описувати явище кластеризації волатильності, асиметрії інформації і т.ін.

Date: 12/26/16 Time: 17:49
 Sample: 11/21/2003 10/11/2016
 Included observations: 3363

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.092	0.092	28.377	0.000
		2	-0.029	-0.038	31.234	0.000
		3	0.014	0.021	31.899	0.000
		4	-0.004	-0.008	31.949	0.000
		5	0.006	0.008	32.059	0.000
		6	0.014	0.012	32.717	0.000
		7	0.003	0.001	32.739	0.000
		8	-0.016	-0.016	33.646	0.000
		9	0.013	0.016	34.228	0.000
		10	0.011	0.008	34.669	0.000
		11	0.014	0.014	35.342	0.000
		12	-0.004	-0.007	35.405	0.000
		13	0.006	0.009	35.547	0.001
		14	-0.006	-0.009	35.689	0.001
		15	0.032	0.034	39.083	0.001
		16	-0.007	-0.015	39.241	0.001
		17	0.025	0.031	41.422	0.001
		18	0.017	0.009	42.349	0.001
		19	-0.011	-0.011	42.757	0.001
		20	-0.036	-0.035	47.116	0.001
		21	0.024	0.030	48.997	0.001
		22	0.021	0.013	50.432	0.001
		23	0.005	0.006	50.521	0.001
		24	-0.001	-0.004	50.525	0.001
		25	0.033	0.036	54.242	0.001
		26	-0.003	-0.010	54.264	0.001
		27	-0.008	-0.005	54.465	0.001
		28	-0.013	-0.017	55.041	0.002
		29	0.020	0.026	56.334	0.002
		30	-0.041	-0.049	62.116	0.001
		31	-0.014	-0.003	62.809	0.001
		32	0.032	0.026	66.251	0.000
		33	-0.054	-0.058	76.313	0.000
		34	-0.008	0.002	76.553	0.000
		35	0.008	0.006	76.785	0.000
		36	-0.034	-0.036	80.656	0.000

Джерело: Побудовано на основі розрахунків авторів

Рис. 6. Автокореляційна функція та часткової автокореляції дохідності WIG у Eviews.

Для вибору найкращої моделі в R, її тестування та прогнозування потрібно прописати наступний код:


```
spec <- ugarchspec()
fit = ugarchfit(data = wr, spec = spec, out.sample = 3000)
show(fit)
forc = ugarchforecast(fit, n.ahead=100, n.roll = 100)
forc
plot(forc, which = "all")
```

В результаті виконання програмного коду, отримано найкращу модель GARCH(1,1) та модель для середнього ARMA(1,1). Оптимальні параметри моделі GARCH(1,1) представлено у табл. 2., інформаційні критерії цієї моделі подано у табл. 3.

Таблиця 2

Параметри моделі GARCH(1,1)

Optimal Parameters

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
Mu	0.154131	0.052193	2.953101	0.003146
ar1	-0.683459	0.153773	-4.444588	0.000009
ma1	0.780920	0.129864	6.013347	0.000000
omega	0.000085	0.007050	0.012009	0.990418
alpha1	0.049252	0.015846	3.108058	0.001883
beta1	0.949748	0.017353	54.729664	0.000000

Джерело: Побудовано на основі розрахунків авторів

Відповідно до t-статистики, ймовірнісне значення якої вказує на значущість параметра моделі, маємо, що незначимим є лише коефіцієнт omega. При цьому інформаційні критерії не є високими, що свідчить про добре підібрану модель.

Відповідно до тесту Стюдента більшість параметрів є статистично значимими, оскільки p-value t-статистики менше 5% рівня значущості. критерію, тим кращою є модель. Ці обчислення були зроблені в пакеті R+R-studio.

Інформаційні критерії моделі

Akaike	2.9394
Bayes	3.0038
Shibata	2.9389
Hannan-Quinn	2.9650

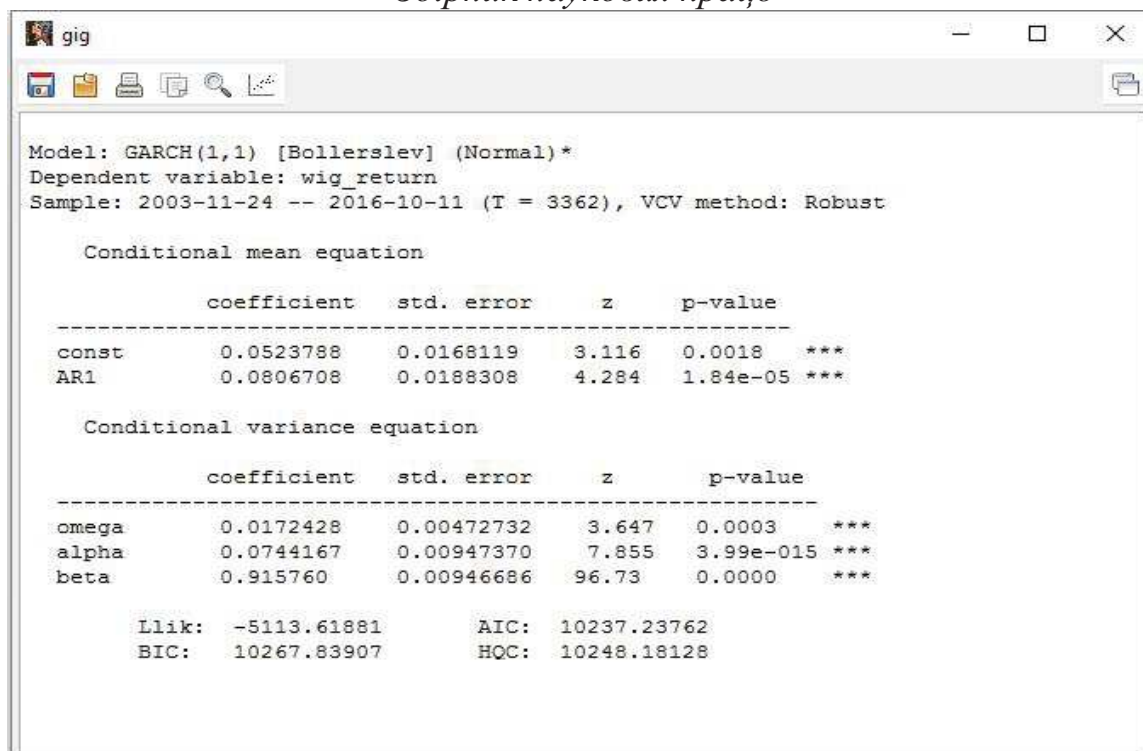
Джерело: Побудовано на основі розрахунків авторів

Також ми маємо інформаційні критерії Акайке, Байєса, Шібата та Ханнана-Квіна. Чим менше значення критерію, тим кращою є модель. Ці обчислення були зроблені в пакеті R+R-studio.

Gretl є набагато простішим програмним забезпеченням, оскільки не потрібно писати коди для отримання результатів або імпортувати дані, так само як і проводити специфікацію моделі або візуалізувати дані, потрібно просто натискати на кнопки. Але також можна використовувати деякі скрипти для того, щоб це зробити. Всі параметри моделі є значущими, але значення інформаційного критерію є високим порівняно з обчисленим у R (рис. 6).

Через пакет `gig.gfn` є можливість оцінити різні варіанти моделей сімейства GARCH та додати ARMA модель для середнього. В процесі побудови моделі, було встановлено, що додаючи лаг для AR, автоматично додається і лаг для MA, у зв'язку з тим, що якщо додавати лише AR(1) модель стане неідентифікованою. Отримані результати відображені на рис. 7.

Всі параметри моделі є значущими, проте значення інформаційних критеріїв є вкрай великими, порівняно із тими, що обчислені у R та Eviews. Також можна сказати, що досить невелика похибка для параметрів.



Джерело: Побудовано на основі розрахунків авторів

Рис. 7. Модель GARCH(1,1) AR(1).

Пакет Gretl не дає можливості перевірити модель на ARCH-ефекти, автокореляцію чи стабільність параметрів. В цьому пакеті можна побудувати прогноз та графіки.

Якщо ж використовувати стандартний функціонал (базовий) який одразу доступний після встановлення програмного пакету Gretl, то він дає можливість оцінити звичайну GARCH модель, результати якої відображено на рис. 8.

Ті ж самі операції ми провели у безкоштовній версії EViews 9.5 (students lite). Основна проблема цього пакету: неможливо зберегти результати і кожного разу необхідно обчислювати їх заново. Показано побудову моделі GARCH(1,1) з ARMA-процесом (рис. 9).

```

gretl: model 3
File Edit Tests Save Graphs Analysis LaTeX
Function evaluations: 84
Evaluations of gradient: 17
Model 3: GARCH, using observations 2003-11-21:2016-10-11 (T = 3363)
Dependent variable: wig_return
Standard errors based on Hessian
-----
                coefficient    std. error      z      p-value
-----
const           0.0573130      0.0173063      3.312  0.0009  ***
alpha(0)        0.0175491      0.00426620     4.114  3.90e-05 ***
alpha(1)        0.0741906      0.00779652     9.516  1.80e-021 ***
beta(1)         0.915843       0.00839349    109.1  0.0000  ***

Mean dependent var    0.035694    S.D. dependent var    1.247480
Log-likelihood        -5125.038    Akaike criterion      10260.08
Schwarz criterion     10290.68    Hannan-Quinn          10271.02

Unconditional error variance = 1.76091
Likelihood ratio test for (G)ARCH terms:
Chi-square(2) = 779.996 [4.22647e-170]
    
```

Рис. 8. GARCH(1,1) в програмному середовищі Gretl
Джерело: Побудовано на основі розрахунків авторів

Як ми можемо побачити, параметри ARMA-процесу не є статистично значущими, краще виключити процес або змінити GARCH на інший тип моделі.

Інформаційні критерії для цієї моделі гарні, як і в програмі R.

Побудова GARCH(1,1)-моделі в програмних пакетах EViews та Gretl є складним процесом через включення ARMA(1,1)-моделі для середнього. Однак результати отриманої моделі в EViews та їх статистики є більш наочними. Перевагою програмного пакету R є те, що написавши декілька рядків коду, ви отримаєте статистики моделей, опції та всі необхідні тести для визначення коректних специфікацій. Ключові тести для GARCH-моделей у програмних пакетах EViews та Gretl є

обмеженими порівняно з R. Для того, щоб визначити, наприклад, присутність ефекту левериджу, вам необхідно в подальшому оцінити інше сімейство GARCH-моделей та проаналізувати результуючі статистики та знову провести тестування.

У порівнянні з R основні тести для GARCH моделі у програмних пакетах Eviews та Gretl є обмеженими і, щоб виявити, наприклад, наявність ефекту левериджу, а саме впливу негативних чи позитивних новин, варто додатково оцінювати інші моделі сімейства GARCH та аналізувати отриману статистику та заново проводити тести.

Тепер побудуємо GARCH (1,1) із ARMA (1,1) модель у програмному пакеті Eviews 9.5 Student's version Lite.

Сума коефіцієнтів регресії ($a + b$) виражає вплив дисперсії змінних попередніх періодів на поточне значення дисперсії. Це значення (0,934), як правило, близьке до 1, що є ознакою зростаючої інертності ефекту шоків на дисперсію дохідності фінансових активів.

Із рис. 9 бачимо, що за статистикою Дарбіна-Уотсона автокореляції залишків немає так як значення близьке до 2. Коефіцієнти моделі є значущими окрім, коефіцієнтів при AR(1) та MA(1). За Inverted ARMA Roots маємо, що параметри ARMA(1,1) є стабільними, оскільки корені менше 1.

Ще один тест який можна провести для моделі в Eviews це тест на ARCH-ефекти.

Збірник наукових праць

Equation: UNTITLED Workfile: WIG_RETURN_1:...

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Dependent Variable: WIG_RETURN
 Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
 Date: 01/02/17 Time: 17:57
 Sample (adjusted): 11/24/2003 10/11/2016
 Included observations: 3362 after adjustments
 Convergence achieved after 40 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 MA Backcast: 11/21/2003
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(4) + C(5)*RESID(-1)^2 + C(6)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.057660	0.019130	3.014156	0.0026
AR(1)	-0.121435	0.202922	-0.598433	0.5496
MA(1)	0.202920	0.200340	1.012880	0.3111

Variance Equation

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.017104	0.003734	4.580791	0.0000
RESID(-1)^2	0.073058	0.006437	11.34974	0.0000
GARCH(-1)	0.917170	0.007319	125.3182	0.0000

R-squared	0.009062	Mean dependent var	0.035321
Adjusted R-squared	0.008472	S.D. dependent var	1.247478
S.E. of regression	1.242183	Akaike info criterion	3.044760
Sum squared resid	5182.996	Schwarz criterion	3.055683
Log likelihood	-5112.242	Hannan-Quinn criter.	3.048667
Durbin-Watson stat	1.971367		

Inverted AR Roots	-12
Inverted MA Roots	-20

Джерело: Побудовано на основі розрахунків авторів

Рис. 9. Статистика моделі GARCH(1,1) ARMA(1,1)

Equation: UNTITLED Workfile: WIG_RETURN_1:...

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	0.071198	Prob. F(1,3359)	0.7896
Obs*R-squared	0.071239	Prob. Chi-Square(1)	0.7895

Джерело: Побудовано на основі розрахунків авторів

Рис. 10. Тест на присутність ARCH-ефектів.

Збірник наукових праць

Date: 01/02/17 Time: 18:03

Sample: 11/21/2003 10/11/2016

Included observations: 3362

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	0.010	0.010	0.3164	
		2	-0.006	-0.006	0.4312	
		3	0.011	0.011	0.8242	0.364
		4	-0.006	-0.007	0.9595	0.619
		5	0.014	0.014	1.6395	0.650
		6	0.026	0.025	3.8977	0.420
		7	0.013	0.013	4.4648	0.485
		8	-0.002	-0.002	4.4744	0.613
		9	0.014	0.014	5.1728	0.639
		10	0.016	0.015	5.9921	0.648
		11	0.025	0.025	8.1772	0.516
		12	-0.002	-0.003	8.1864	0.611
		13	-0.004	-0.004	8.2415	0.692
		14	-0.019	-0.020	9.4441	0.665
		15	0.038	0.038	14.442	0.343
		16	-0.015	-0.018	15.209	0.364
		17	0.020	0.019	16.524	0.348
		18	0.003	0.001	16.554	0.415
		19	-0.011	-0.009	16.960	0.457
		20	-0.015	-0.017	17.763	0.471
		21	0.030	0.029	20.785	0.349
		22	0.015	0.013	21.517	0.367
		23	-0.011	-0.011	21.952	0.402
		24	0.010	0.008	22.266	0.444
		25	0.013	0.014	22.851	0.469
		26	-0.008	-0.010	23.062	0.516
		27	-0.017	-0.019	24.072	0.515
		28	-0.032	-0.034	27.481	0.384
		29	0.018	0.022	28.640	0.379
		30	-0.019	-0.022	29.812	0.372
		31	-0.018	-0.016	30.870	0.372
		32	0.026	0.022	33.156	0.316
		33	-0.044	-0.042	39.679	0.136
		34	0.009	0.012	39.936	0.158
		35	0.003	0.004	39.974	0.188
		36	-0.013	-0.013	40.546	0.204

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

Джерело: Побудовано на основі розрахунків авторів

Рис. 11. Перевірка моделі на автокореляцію квадратів залишків за допомогою тесту Q-statistics.

З рис. 10, на якому відображені результати перевірки наявності ARCH-ефектів, можемо сказати, що ARCH-ефекти відсутні, що є позитивним для побудованої моделі.

Отже, із рис. 11 можна зробити висновок, що автокореляції залишків немає до 36-го лагу, а тому до

GARCH(1,1) варто включати регресію для середнього у вигляді ARMA(1,1).

Основною перевагою R та Gretl є те, що вони є відкритими ресурсами та безкоштовними проектами, а також ви можете додати свої власні інструменти для економетристів. Основною перевагою Gretl та EViews є те, що вони мають зручний інтерфейс. Але якщо ви достатньо досвідчені у програмуванні, вам буде легко користуватись R та отримувати насолоду від потужного аналізу даних та керування даними (табл. 2).

Висновок. Gretl, EViews та R можуть моделювати та прогнозувати волатильність фінансових часових рядів, таких як фондові індекси. Однак, використовуючи додатковий пакет `gig.gfn` варто специфікувати деякі моделі, наприклад, EGARCH або TGARCH моделі. R слід використовувати для більш просунутої роботи, наприклад, для побудови економічних моделей. Gretl та R мають значну перевагу, оскільки вони є загальнодоступними. Основний пакет Gretl є повним та охоплює більшість застосувань часових рядів та панельних даних. Додатково, що розширює функціонал, включене сезонне згладжування. Gretl є простим для використання економетричним пакетом. Він ідеальний для початкового та середнього рівня економетрики. R є дуже комплексним статистичним пакетом. На нашу думку, R разом з R-studio є найкращим програмним пакетом для моделювання волатильності фінансових часових рядів. З освітньою метою можуть використовуватись EViews або Gretl. Gretl є більш гнучким та безкоштовним, надзвичайно простим у використанні, на відміну від інших пакетів, тому його краще використовувати в освітніх установах.

Також популярними та широко використовуваними статистичними пакетами, що підтримують різноманітні

методи аналізу фінансових часових рядів, є Mathematica, RATS, SageMath, SAS, Stata. Разом з EViews та R вони підтримують ARIMA + GARCH + Тест на одиничний корінь + Тест на коінтеграцію + VAR + Багатовимірний GARCH. Вони мають також підтримку для різних статистичних графіків та діаграм: Гістограма + Корелограма + Лінійний графік + Діаграма розкиду.

Stata та R є найбільш поширеними проблемно-залежними мовами для прикладних економетристів. Загалом можна сказати, що Stata трохи більш дружня до користувача, ніж R. Одним з недоліків є те, що оцінювання багатьох моделей часових рядів в Stata є досить бідним. Тому в аналізі часових рядів краще використовувати такі пакети, як EViews або Oxmetrics. R, MATLAB та Python є фаворитами серед економетристів, в основному завдяки тому, що вони мають гарну підтримку перетворення матриць.

Література

1. Субботин А.В. Моделирование волатильности: от условной гетероскедастичности к каскадам на множественных горизонтах [Текст] // Прикладная эконометрика. – 2009. - №3(15). – С. 94-138.
2. Leucht A., Kreiss J.-P., Neumann M. H. A Model Specification Test for GARCH (1,1) Processes [Текст] / A. Leucht, J.-P. Kreiss, M.H. Neumann // Scandinavian Journal of Statistics. – 2015. – Vol.42, Is.4. – P. 1167-1193.
3. Barunik J., Krehlik T., Vacha L. Modelling and forecasting exchange rate volatility in time-frequency domain [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://arxiv.org/pdf/1204.1452.pdf>
4. Harvey A., Lange R.-J. Modeling the Interactions between Volatility and Returns [Текст] / A. Harvey, R.-J. Lange // Cambridge Working Papers in Economics. – 2015. - CWPE 1518. – 35 p.
5. Babalos V., Caporale G.M., Spagnolo N. Equity Fund Flows and Stock Market Returns in the US before and after the Global Financial Crisis: A VAR-GARCH-in-mean Analysis [Текст] / V. Babalos, G.M. Caporale, N. Spagnolo // Discussion Papers of DIW Berlin. – 2016. – 16 p.

60 *Економіко-математичне моделювання соціально-економічних систем*

Збірник наукових праць

6. Engle R. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation [Текст] / R. Engle // *Econometrica*. – 1982. - Vol. 50, Is. 4. – P. 987-1008.
7. Bollerslev T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity [Текст] / T. Bollerslev // *Journal of Econometrics*. – 1986. – № 31. – P. 307–327.
8. Gnu Regression Econometrics and Time-series Library [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://gretl.sourceforge.net/>
9. Eviews 9.5 Feature List [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://www.eviews.com/EViews9/ev9features.html>
10. Minelli M., Chambers M., Dhiraj A. Big Data Technology, in Big Data, Big Analytics: Emerging Business Intelligence and Analytic Trends for Today's Businesses [Текст] / M. Minelli, M. Chabers, A. Dhiraj. - John Wiley & Sons, 2013.
11. ThienSi Le. Statistical&Programming Features of R [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www.linkedin.com/pulse/statistical-programming-features-r-thiensi-le>
12. Google Finance [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www.google.com/finance/historical?q=WSE:WIG&ei=98ZNU6CMMMPJsQfdOQ>
13. Ghalanos A. Introduction to the Rugarch Package [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://cran.r-project.org/web/packages/rugarch/vignettes/Introduction_to_the_rugarch_package.pdf
14. Vasudevan R. D., Vetrivel S. C. Forecasting Stock Market Volatility using GARCH Models: Evidence from the Indian Stock Market [Текст] / R/D/ Vasudevan, S/C/ Vetrivel // *Asian Journal of Research in Social Sciences and Humanities*. – 2016. – Vol. 6, No. 8. – P. 1565-1574.
15. Liboschik T., Fokianos K., Fried R.: tscount: An R Package for Analysis of Count Time Series Following Generalized Linear Models / Vignette of R package tscount version 1.3.0 [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://hdl.handle.net/2003/33904>