

УДК 336.763.2

**Р. Н. Кветний, д. т. н, проф.; В. Ю. Коцюбинський, к. т. н., доц.; Л. М. Кислиця**

**НАСТРОЮВАННЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ  
ПРИЙНЯТТЯ ЕКСПЕРТНИХ РІШЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ GARCH-  
МОДЕЛЕЙ**

*У цій статті представлено методику настроювання на різних часових проміжках автоматизованої системи для прийняття рішень на фінансових ринках, оснований на результатах прогнозування за допомогою нелінійних GARCH-методів.*

**Ключові слова:** система, оптимізація, моделювання, GARCH-методи, рішення, фінансовий ринок, прибуток, ризик.

### **Актуальність**

Ключові концепції традиційних моделей управління капіталом і класичні аналітичні методи аналізу фінансових ринків усе частіше й частіше наштовхуються на проблеми, що не мають ефективного рішення в рамках сталих парадигм. За своєю суттю ці методи й підходи не були призначені для опису й моделювання швидких змін, непередбачуваних стрибків і складних взаємодій окремих складових сучасного світового ринкового процесу.

Поступово стало ясно, що зміни у фінансовому світі відбуваються настільки інтенсивно, а їхні якісні прояви бувають настільки несподіваними, що для аналізу й прогнозування фінансових ринків синтез нових аналітичних і обчислювальних підходів, що беруть свій початок у різних галузях людських знань, став головною практичною необхідністю [1].

В останні роки посилюється інтерес до пошуку нелінійних моделей, які могли б адекватно відтворювати складні картини фінансових динамічних процесів, оскільки вже стало ясно, що лінійний підхід до аналізу таких ринків не дозволяє змоделювати досить нерегулярну поведінку, характерну для більшості активів. Це пояснюється тим, що нелінійні моделі можуть вловити і описати дуже складні процеси у фінансових даних. Водночас лінійний підхід не дозволяє врахувати й проаналізувати досить нерегулярну поведінку, яку демонструють численні фінансові активи.

Останнім часом все більшої популярності набувають так звані нелінійні GARCH-методи, які використовуються для розв'язання різноманітних оптимізаційних задач. Область їх застосування різноманітна: ризик-менеджмент, фінансові ринки, технологічні об'єкти тощо. На сьогодні було виявлено, що традиційні моделі для аналізу високочастотних даних, які постійно змінюються в часі, не дуже точно й ефективно описують їх поведінку. На відміну від них, GARCH-моделі здатні коректно й з достатньо високою точністю описувати поведінку часових рядів і швидко реагувати на будь-які зміни, що виникають під час спостереження (наявність скачків, коливань в історичному ряду даних тощо) [2, 3].

При аналізі й прогнозуванні складних фінансових процесів у наш час не можна обійтися без такого універсального активу як нелінійні методи оптимізації складних систем. Використання GARCH-алгоритмів поступово стає конкурентноздатним підходом до вирішення задач прогнозу, класифікації, моделювання фінансових часових рядів, а також для розв'язання задач оптимізації в області фінансового аналізу й управління ризиком. Саме тому актуальним є використання таких математичних моделей для створення автоматизованої експертної системи прогнозування поведінки даних на значних часових проміжках.

### Мета дослідження

Мета дослідження полягає в налаштуванні автоматизованої експертної системи для прийняття рішень на основі результатів прогнозування за допомогою GARCH-методів і виявлення оптимального часового відрізка, на якому система демонструє найкращі результати та найбільшу ефективність роботи.

### Основна частина

Для досягнення поставленої мети необхідно:

- розробити математичну модель прогнозування поведінки фінансових активів для прийняття рішення (попередня обробка даних, вибір виду рівняння, обчислення GARCH-коефіцієнтів);

- розробити алгоритм роботи експертної системи, методу прогнозування й вироблення рішення користувачеві;

- проаналізувати ефективність прогнозування поведінки фінансових активів і вироблення рішення системою на трьох різних часових проміжках: 15-хвилинному, 30-хвилинному та 45-хвилинному. Показником ефективності роботи системи обрано значення прибутку, який буде отримано в результаті виконання рішень, прийнятих системою.

На основі аналізу останніх досліджень та літературних джерел, було вирішено зупинити свій вибір на GARCH-методах для побудови математичної моделі прогнозування поведінки активів [1, 2].

У попередніх роботах [4, 5] було детально наведено етапи розробки математичної моделі для прогнозування поведінки фінансових активів. І загальний вид рівняння математичної моделі, яка надалі використовуватиметься системою для прогнозування, можна представити так [3]:

$$y_t = \alpha_1 X1_t + \alpha_2 X2_t + \gamma \varepsilon_{t-1} + \delta \cdot \sum_{i=1, p} \sigma_{t-i}^2, \quad (1)$$

де  $y_t$  – залежна змінна,  $X1_t, X2_t$  – незалежні змінні,  $\varepsilon_{t-1}$  – помилка,  $\alpha_1, \alpha_2$  – коефіцієнти регресії,  $\gamma$  – коефіцієнт ARCH-процесу,  $v_t$  – коефіцієнт GARCH-процесу [4, 5].

Відповідно до поставленої в статті задачі щодо побудови системи прийняття рішень на основі результатів прогнозування за допомогою GARCH-моделі, доцільно розробити алгоритм роботи з представленою системою. Він складається з наступних етапів:

#### 1. Етап прогнозування

Для того, щоб здійснити прогнозування поведінки фінансових активів портфеля, система потребує таких даних:

- масив значень цін відкриття  $A$ , розмір якого  $[M, N]$ , де  $M$  – кількість активів ( $i := 1..M$ ),  $N$  – кількість часових моментів ( $j := 1..N$ ).

Слід зазначити, що вміст масиву динамічний і міняється з настанням наступного моменту часу  $j := j + 1$ . Тобто перше значення віддаляється, а в кінець рядка масиву записується нове значення ціни відкриття на  $j$ -тий момент часу. Результати прогнозування представляються у вигляді масиву даних  $P$  розміром  $[M, N]$ .

У ході прогнозування розраховуються такі величини, які будуть необхідні на наступному етапі прийняття рішення:

1. Математичне очікування  $m\_predict_i$ :

$$m\_predict_i = \sum_{j=1}^N \frac{P_{i,j}}{N}, \quad (2)$$

де  $P_{i,j}$  – прогнозоване значення ціни відкриття  $P_i$  в  $j$ -й момент часу,  $j := 1..N$ ;  $N$  – кількість значень цін відкриття для активу  $P_i$ .

2. Середньоквадратичне відхилення для реального та прогнозованого значення  $\sigma_i$  і  $\sigma\_predict_i$ :

$$\sigma_i = \sqrt{V_i} \text{ и } \sigma\_predict_i = \sqrt{V\_predict_i}, \quad (3)$$

де  $V\_predict_i = \sum_{j=1}^N \frac{(m\_predict_i - P_{i,j})^2}{N}$  – дисперсія прогнозованого значення активу  $P_i$ ;

$V_i = \sum_{j=1}^N \frac{(m_i - A_{i,j})^2}{N}$  – дисперсія реального значення активу  $A_i$ .

Отримання прогнозованих даних здійснюється за допомогою алгоритму, представленого в роботах [4, 5]. Крім того у роботі наведено методику розробки шкали оцінювання результатів, відповідно до якої система генерує рішення.

## 2. Етап прийняття рішення

Після отримання результатів прогнозування система перевіряє умови й виробляє відповідне рішення. Для цього кожен актив представляється у вигляді вектора-запису  $V_i$  (Symbol, Price, Type, Qty), який складається з таких елементів:

- Symbol – назва активу;
- Price – поточна ціна відкриття активу;
- Type – тип позиції для активу, який може приймати два значення: long - довга позиція та short – коротка позиція;
- Qty - кількість даного активу;
- OpenTime – час відкриття позиції;
- CloseTime – час закриття позиції;

Крім того необхідно визначити змінну Instrument\_Righ\_Limit, яка описуватиме рівень частки активу в портфелі. Зазвичай це значення дорівнює 5%. А змінна Total\_Porfolio\_Value представлятиме сумарну вартість активів у портфелі.

Крок 1. Встановити лічильник кількості активів у портфелі:  $i := 1, i := 1..M$ . Визначити змінні Instrument\_Righ\_Limit і Total\_Porfolio\_Value:

$$\text{Instrument\_Righ\_Limit} := 5\%$$

$$\text{Total\_Porfolio\_Value} := \sum_{i=1}^M V.Qty_i * V.Price_i. \quad (4)$$

Крок 2. Перевіряємо умову:

якщо  $P.Price_{i,N} < V.Price_{i,N}$ , то переходимо на наступний крок 3;

якщо  $P.Price_{i,N} > V.Price_{i,N}$ , переходимо на крок 4.

Крок 3. Перевіряємо наступні умови й приймаємо відповідне рішення:

If  $\sigma_i > (m\_predict_i - \sigma\_predict_i / 2)$  AND  $\sigma < (m\_predict_i + \sigma\_predict_i / 2)$ , то

If  $V.Type_i = long$ , то  $V.Qty_i = V.Qty_i - \Delta Qty$  and

if  $V.Qty_i \leq 0$ , то  $V.CloseTime_i = current\_time$ ;

- If  $V.Type_i = short$  and  $V.Qty_i + \Delta Qty < Instrument\_Righ\_Limit$  and

$V.Price_i * V.Qty_i < Total\_Porfolio\_Value$ , то

$V.Qty_i = V.Qty_i + \Delta Qty$  and

$V.OpenTime_i = current\_time$ ;

- If  $\sigma_i > (m\_predict_i + \sigma\_predict_i / 2) AND \sigma < (m\_predict_i + \sigma\_predict_i)$   
OR  $\sigma_i > (m\_predict_i - \sigma\_predict_i) AND \sigma_i < (m\_predict_i - \sigma\_predict_i / 2)$ , то  
If  $V.Type_i = long$ , то запис  $V_i$  залишається незмінним;  
If  $V.Type_i = short$ , то запис  $V_i$  залишається незмінним;
  
- If  $\sigma_i > (m\_predict_i + \sigma\_predict_i) OR \sigma_i < (m\_predict_i - \sigma\_predict_i)$ , то  
If  $V.Type_i = long$  and  $V.Qty_i + \Delta Qty < Instrument\_Righ\_Limit$  and  
 $V.Price_i * V.Qty_i < Total\_Portfolio\_Value$ , то  
 $V.Qty_i = V.Qty_i + \Delta Qty$  and  
 $V.OpenTime_i = current\_time$   
If  $V.Type_i = short$ , то  $V.Qty_i = V.Qty_i - \Delta Qty$  and  
if  $V.Qty_i \leq 0$ , то  $V.CloseTime_i = current\_time$ ;
  
- Крок 4. Перевіряємо наступні умови й приймаємо відповідне рішення:
- If  $\sigma_i > (m\_predict_i - \sigma\_predict_i / 2) AND \sigma < (m\_predict_i + \sigma\_predict_i / 2)$ , то  
If  $V.Type_i = long$  and  $V.Qty_i + \Delta Qty < Instrument\_Righ\_Limit$  and  
 $V.Price_i * V.Qty_i < Total\_Portfolio\_Value$ , то  
 $V.Qty_i = V.Qty_i + \Delta Qty$  and  
 $V.OpenTime_i = current\_time$   
If  $V.Type_i = short$ , то  $V.Qty_i = V.Qty_i - \Delta Qty$  and  
if  $V.Qty_i \leq 0$ , то  $V.CloseTime_i = current\_time$ ;
  
- If  $\sigma_i > (m\_predict_i + \sigma\_predict_i / 2) AND \sigma < (m\_predict_i + \sigma\_predict_i)$   
OR  $\sigma_i > (m\_predict_i - \sigma\_predict_i) AND \sigma_i < (m\_predict_i - \sigma\_predict_i / 2)$ , то  
If  $V.Type_i = long$ , то запис  $V_i$  залишається незмінним;  
If  $V.Type_i = short$ , то запис  $V_i$  залишається незмінним;
  
- If  $\sigma_i > (m\_predict_i + \sigma\_predict_i) OR \sigma_i < (m\_predict_i - \sigma\_predict_i)$ , то  
If  $V.Type_i = long$ , то  $V.Qty_i = V.Qty_i - \Delta Qty$  and  
if  $V.Qty_i \leq 0$ , то  $V.CloseTime_i = current\_time$   
If  $V.Type_i = short$ ,  $V.Qty_i + \Delta Qty < Instrument\_Righ\_Limit$  and  
 $V.Price_i * V.Qty_i < Total\_Portfolio\_Value$ , то  
 $V.Qty_i = V.Qty_i + \Delta Qty$  and  
 $V.OpenTime_i = current\_time$ ;

Крок 5. Встановити лічильник кількості активів  $i := i + 1$ ,  $i := 1..M$

Крок 6. Повторювати кроки 2 – 5 доти доки, поки  $i > M$ .

Для аналізу та перевірки ефективності прогнозування та вироблення експертного рішення системою на різних часових проміжках були використані часові ряди на дату 02/01/2003. Дані взяті з Free Historical Futures Data, які постачаються Turtle Trader Company. Робота системи перевірялась на 15-хвилинному, 30-хвилинному та 45-хвилинному проміжках. В якості критерію ефективності прогнозування системою було обрано кількість успішно прогнозованих випадків, які за шкалою оцінки відповідно до значення

середньоквадратичного відхилення отримали сигнал типу «Strong» (на випадки «Купувати» й «Продавати») та сигнал типу «Not Strong» та «Weak» (на випадок «Чекати»).

Дані, отримані в результаті роботи системи на трьох обраних часових проміжках, представлені в таблиці 1.

Таблиця 1

#### Результати прогнозування на різних часових проміжках

Часовий проміжок, хв	Кількість успішно прогнозованих випадків	Кількість рішень «Купувати»	Кількість рішень «Продавати»	Кількість рішень «Чекати»
15-хвилинний	67	20	5	42
30-хвилинний	63	12	4	47
45-хвилинний	60	11	4	46

Проаналізувавши результати прогнозування на різних часових проміжках і беручи до уваги кількість «успішних» випадків, можна зробити висновок, що найкращі результати експертна система показала на 15-хвилинному інтервалі прогнозування.

#### Висновки

Розроблено алгоритм прийняття рішення експертною системою на основі результатів прогнозування з використанням нелінійних GARCH-методів. Для цього було представлено математичну модель, наведено покроковий описовий алгоритм, відповідно до якого система виробляє рішення і здійснює фінансові операції. Авторами проведено налаштування системи на різних часових проміжках, проаналізовано значення отриманих прибутків, в результаті чого було доведено, що найбільша ефективність роботи системи спостерігається на коротких часових проміжках.

#### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. А.П. Цыплаков Модели ARCH. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 396 с.
2. Л.А. Дмитриева, Ю.А. Куперин, И.В.Сорока. Методы и теории сложных систем в экономике и финансах // Экономика и математические методы. – 2002. – Т. 28, вып. 5 – 6. – С. 794 – 801.
3. Franses P.H., Time series models for business and economic forecasting, Cambridge University Press, 1998, – 280 p.
4. Р.Н. Кветный, В.В. Кабачий, В.Ю. Коцюбинский, Л.Н. Кислица Оптимизация модели для принятия решений с использованием GARCH-методов // Информационные технологии и компьютерная инженерия. – Вып. 6. – Винница. – 2007 – С. 122 – 127.
5. Р.Н. Кветный, В.Ю. Коцюбинский, Л.Н. Кислица. Автоматизированная система для принятия экспертных решений с использованием GARCH-моделей // Системные технологии. Региональный межвузовский сборник научных трудов. – Выпуск 1. – Днепропетровск, 2008. – С. 102 – 107.

**Кветний Роман Наумович** – д. т. н., професор, завідувач кафедри автоматичної та виміральної техніки, тел.: (0432) 598243.

**Коцюбинський Володимир Юрійович** – к. т. н., доцент кафедри автоматичної та виміральної техніки, тел.: (0432) 598243.

**Кислиця Людмила Миколаївна** – магістр, асистент кафедри автоматичної та виміральної техніки, e-mail: lus83@mail.ru, тел.: (0432) 598243.

Вінницький національний технічний університет.