

РОЗДІЛ 10

МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ, МОДЕЛІ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В ЕКОНОМІЦІ

УДК 336.76(477)-047.44

Григорук П. М.
Макаров А. С.
Шимонюк В. К.

Хмельницький національний університет

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДУ ГРУПОВОГО УРАХУВАННЯ АРГУМЕНТІВ ДЛЯ АНАЛІЗУ ПОВЕДІНКИ ІНДЕКСУ ПФТС

У статті розглянуто алгоритми методу групового врахування аргументів для аналізу динаміки індексу ПФТС. Досліджено особливості побудови моделей за алгоритмом багаторядної селекції, зокрема вплив довжини часткового опису на точність побудови моделей та вплив способів розподілу вибірки на навчальну та перевірочну послідовності. Визначено оптимальну довжину часткового опису та оптимальне співвідношення між навчальною та перевірочною вибірками. Відібраний алгоритм застосовано для даних індексу ПФТС з 2005 по 2016 роки.

Ключові слова: метод групового врахування аргументів, індекс ПФТС, багаторядна селекція, еластичність моделі.

Постановка проблеми. Фондовий ринок є одним з основних індикаторів стабільного розвитку економіки країни. На основі визначення його динаміки можна встановити пріоритетні напрями діяльності та можливості щодо залучення акціонерного капіталу. Однією з найважливіших властивостей фондового ринку, яка робить акції привабливим фінансовим інструментом для інвесторів, є здатність його прогнозованості, що дає змогу використовувати їх як засіб управління ризиками та отримання інвестиційного доходу. Це сприяє прийняттю інвестором обґрунтованих рішень стосовно якісного та кількісного складу інвестиційного портфеля, а також вибору найкращого часу для здійснення інвестицій.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз фінансових індикаторів фінансових ринків дає змогу визначити необхідні заходи та впровадити інструменти регулювання з метою стабілізації стану економіки. Вирішенню цих питань присвячено багато робіт науковців. Традиційним напрямом дослідження є використання технічного аналізу [1; 2]. Ще одним досить поширеним підходом до аналізу та прогнозування ринку цінних паперів є використання кореляційно-регресійного аналізу [3-7]. Авторами виокремлено найбільш значущі макроекономічні показники, що впливають на динаміку ринкового індексу (індексу споживчих цін (інфляції) и курсу гривні відносно долара). Отримані регресійні моделі застосовані для прогнозування значення індексу ПФТС.

Низкою авторів фінансові ринки досліджені як складні динамічні системи, тому для аналізу їх динамічних та структурних характеристик використано методи нелінійного аналізу. Зокрема, проведено дослідження фондового та валютного ринків за допомогою мультифрактального аналізу з вейвлет-перетвореннями та використаням інструментарію екофізики, що розглянуте в роботах [8-11]. Інтенсивно розвивається інструментарій Data-mining та нечіткої математики для прогнозування біржових показників. Зокрема, Ю. Зайченко та А. Басараб [12] пропонують використати методи комплексування аналогів

та нечіткої логіки для прогнозування біржових індексів. Заслуговує на увагу застосування методів спектрального аналізу для вивчення поведінки індикаторів фондового ринку [13; 14; 17].

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Незважаючи на значний доробок науковців у дослідженні та прогнозуванні поведінки фінансових індикаторів, окремі питання, пов'язані з визначенням чинників, які здійснюють найбільш істотний вплив на їх поведінку, є недостатньо вивченими.

Мета статті полягає у використанні методу групового врахування аргументів (МГУА) для побудови економетричної моделі залежності поведінки індексу ПФТС від факторів впливу. Це дасть можливість в подальшому виявити фактори, що впливають на індекс ПФТС найбільше, визначити ступінь та форму цього впливу та оцінити прогнозне значення результуючого показника.

Виклад основного матеріалу дослідження. Метод групового врахування аргументів є прикладом вдалого застосування індуктивного підходу до самоорганізації систем, під якою розуміють процес утворення складної структури взаємозв'язків у них, що зумовлений дією зовнішнього середовища. Цей метод застосовують для побудови моделей за статистичними даними в умовах невизначеності. Моделі, побудовані за цим методом, відображають невідомі правила існування досліджуваної системи, які неявним чином містяться у вихідних даних.

В МГУА для того, щоб синтезувати модель, застосовують автоматичну генерацію варіантів часткових рішень та послідовну селекцію кращих моделей за зовнішніми критеріями. Ці критерії базуються на поділі вибірки даних на частини. Оцінювання параметрів та контроль якості виконуються в різних вибірках. Завдяки цьому є можливість обійтися без апріорних гіпотез, бо можна врахувати різні види вихідної невизначеності завдяки поділу вибірки.

Виділяють однорядні та багаторядні алгоритми МГУА. Перший вид алгоритмів спрямований на побудову моделей за даними, в яких кількість

точок спостереження більше певного алгебраїчного мінімуму або дорівнює йому, що для різних моделей є різним. Багаторядні алгоритми призначені для вирішення некоректних або слабо структурованих завдань моделювання (ситуація, коли кількість точок в таблиці даних менша кількості аргументів, що входять в модель). Відомо, що в такій ситуації методи регресійного аналізу застосувати не можна внаслідок порушення вимог застосування методу найменших квадратів для оцінювання параметрів моделі.

Залежно від апріорних даних в алгоритмах МГУА застосовуються різні базисні функції. Багаторядні алгоритми з поліноміальними базисними функціями дають змогу створювати моделі у вигляді поліномів. В таких моделях кількість членів більша, ніж в моделях, синтезованих за однорядними алгоритмами за однакової довжини вибірки.

Багаторядні алгоритми застосовують і тоді, коли апріорних даних вистачає для реалізації однорядних алгоритмів. Це відбувається тому, що комбінаторний алгоритм ефективний при довжині вибірки $n \leq 18$, багаторядний ефективний навіть при $n < 1000$.

Досить поширеними на практиці є узагальнені алгоритми МГУА. Узагальнений алгоритм МГУА з повним перебором всіх комбінацій трендів. Чим більше відповідає опорна функція виразу шуканого закону, тим менше результуючий показник критерію селекції. Використовуючи це правило, можемо знайти оптимальну опорну функцію як суми або похідні трендів. Перебір комбінацій елементарних опорних функцій можливий за невеликої кількості вхідних аргументів. Саме тому для початку застосовується алгоритм послідовного знаходження трендів, що дає змогу знизити кількість аргументів.

Результатом перебору є комбінація, що показує найбільш регулярний розв'язок. Під критерієм регулярності розуміється величина середньої квадратичної похибки. Вимірюється вона на окремій перевірочній послідовності даних.

Недоліком наведеного підходу є те, що вибір алгоритму ґрунтується на повному переборі всіх наявних комбінацій аргументів. Це доцільно робити для малої кількості аргументів (до восьми). Принцип багаторядної селекції комбінацій застосовується для зменшення кількості ітерацій.

Перебір алгоритмів за визначеним критерієм селекції сприяє знаходженню оптимального, узагальненого алгоритму МГУА. Замість повного перебору з метою зменшення обсягів задачі застосовуємо пошук, в основу якого покладено принцип селекції. Це приводить до мінімуму критерію селекції порівняно з іншими алгоритмами цього ж методу і, відповідно, забезпечує найкращі результати моделювання.

Вхідні дані подаються у вигляді значення функції та значення аргументів (які, на думку дослідників, впливають на функцію), що зафіксовані через вибраний проміжок часу:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n). \quad (1)$$

Ці дані подаються у вигляді таблиці первинного опису. Стовпці позначають значення функції та параметрів, рядки характеризують одне, окремо взяте спостереження. Далі здійснюється поділ таблиці. Одна частина даних записується у навчаючу послідовність і буде використана під час формування коефіцієнтів результуючої моделі, інша частина – у перевіряючу послідовність, яка буде використовуватися для визначення критеріальних

оцінок моделі. Після того як отримано навчаючу і перевіряючу послідовності, відбувається запуск основного циклу алгоритму МГУА.

Першою операцією в цьому циклі є генерація ряду селекції. Під час формування ряду селекції (1) повний опис об'єкта замінюється кількома рядами окремих описів такого вигляду:

$$y = f(x_1, x_2). \quad (2)$$

В цей опис, попарно комбінуючись, входять всі параметри повного опису. При цьому параметрами моделі, яка формується на цьому ряді селекції, служать функції з попереднього ряду селекції, що переведені у вищий ряд за критерієм максимальної точності.

Параметри моделі на першому ряді селекції вибираються з таблиці первинного опису. Під навчанням моделі розуміють визначення коефіцієнтів рівнянь опорних моделей у ряді селекції. Для визначення цих коефіцієнтів використовується навчаюча послідовність.

Далі за використанням перевіряючої послідовності відбувається селекція кращих моделей на основі критерію селекції, яким зазвичай є середнє квадратичне відхилення (СКВ) результатів моделювання від даних перевіряючої послідовності.

Після селекції відбувається переведення відібраних найкращих моделей на наступний ряд селекції. Таким чином, для побудови часткових моделей наступного ряду селекції використовуються значення часткових моделей поточного ряду.

Ряди селекції зростають доти, поки СКВ зменшується. Нульове значення оцінки незміщеності досягається за відсутності завад у початкових даних і під час вирішення задач відкриття законів та ідентифікацій.

На практиці доцільно буде зупинити селекцію навіть дещо раніше досягнення повного мінімуму, як тільки СКВ почне зменшуватись занадто повільно. При цьому отримуються більш прості та вірогідні моделі.

Алгоритми МГУА відрізняються один від одного за виглядом функції опорної моделі. Відомі алгоритми з квадратичними або лінійними поліномами, ймовірнісні алгоритми МГУА, що використовують формули Байеса або теорії статистичних рішень. Переважно алгоритми МГУА як опорні використовують квадратичні поліноми.

Сформуємо вихідні дані. Як об'єкт (y) взято індекс ПФТС, що є одним з головних показників стану речей на ринку цінних паперів в Україні. Побудувавши економетричну модель залежності поведінки індексу від факторів впливу, ми матимемо можливість в подальшому виявити фактори, що впливають на індекс найбільше, визначити ступінь та форму цього впливу. Як фактори (x_i), $i=1, 2, \dots, 8$ було вибрано такі:

- індекс Доу-Джонса (x_1);
- індекс NASDAQ (x_2);
- темпи зростання світового ВВП, % (x_3);
- ціна на золото, дол. США/унція (x_4);
- ціна на нафту, дол. США/барель (x_5);
- зовнішній борг України, млн. дол. США (x_6);
- курс гривні до долара США, 100 грн./дол. США (x_7);
- прямі іноземні інвестиції в Україну, млн. дол. США (x_8).

Статистичну інформацію відібрано за період 2005-2016 років. Вихідні дані представлено в табл. 1.

Для визначення характеру впливу незалежних факторів x_i , $i=1, 2, \dots, 8$ на залежний (індекс ПФТС)

варто знайти значення коефіцієнта парної кореляції між ними, на основі якого визначимо характер та тісноту зв'язку. Результати висвітлено в табл. 2.

На основі алгоритму багаторядної селекції методу групового урахування аргументів, беручи за апіорні значення дані, наведені в табл. 2, почнемо процес синтезу моделей.

Під час здійснення експерименту довжини навчальної та перевіркової послідовностей залишатимуться стандартними:

$$K \geq 1,5L, \tag{3}$$

$$K_1 = N_1 - K, \tag{4}$$

де N_1 – кількість експериментів;

K – довжина навчальної послідовності;

K_1 – довжина послідовності, що перевіряється;

L – довжина часткового опису ($L \geq 3$).

Довжина часткового опису не може бути меншою 3. Модель побудована при $L = 3$ вважається лінійною, $L \geq 3$ – нелінійною.

Синтезуватимемо оптимальні моделі, поступово збільшуючи довжину часткового опису. Отримані моделі порівняємо щодо величини СКВ та ступеня врахування факторів. Результат представимо у вигляді графіка (рис. 1).

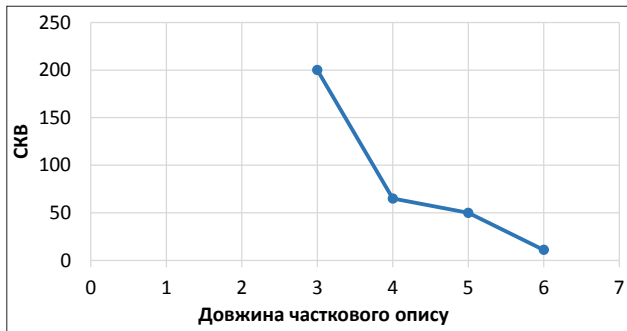


Рис. 1. Залежність точності моделі від довжини часткового опису

Джерело: розроблено авторами

З графіка видно, що за збільшення часткового опису СКВ зменшується, тобто якість отриманої моделі покращується. При $L = 6$ СКВ = 12,162. Алгоритм відкинув лише одну незалежну змінну, а саме x_1 . Беручи до уваги величину похибки, можемо сказати, що модель є оптимальною.

Аналітичний запис цієї моделі має такий вигляд:

$$y = -6,029 + 0,995y_{56} + 2,350x_1, \tag{5}$$

де складові моделі визначаються за такими залежностями:

$$y_{56} = 91,673 + 0,662y_{46} - 0,043x_7 + 0,0002y_{46}x_7 + 0,0001y_{46}^2 - 0,00001x_7^2, \tag{6}$$

$$y_{46} = -3,626 + 0,563y_{36} + 0,444y_{34}, \tag{7}$$

$$y_{34} = 8,824 + 0,197y_{24} + 0,821y_{27}, \tag{8}$$

$$y_{36} = -10,090 + 0,115y_{26} + 0,911y_{23} - 0,00001y_{26}y_{23}, \tag{9}$$

$$y_{23} = 218,220 - 0,703y_{13} - 0,271x_4 + 0,002y_{13}x_4 + 0,0006y_{13}^2, \tag{10}$$

$$y_{24} = 2120,5 - 2,842y_{14} - 6,339y_{15} + 0,011y_{14}y_{15}, \tag{11}$$

$$y_{26} = 503,920 - 0,644y_{16} - 0,762y_{14} + 0,003y_{16}y_{14}, \tag{12}$$

$$y_{27} = -2059 + 6,505y_{17} + 4,497y_{13} - 0,004y_{17}y_{13} - 0,006y_{17}^2 - 0,0004y_{13}^2, \tag{13}$$

$$y_{13} = 1199,6 - 373,820x_3 - 0,181x_8 + 0,044x_3x_8 + 36,917x_3^2 + 0,000008x_8^2, \tag{14}$$

$$y_{14} = 886,680 + 2,002x_4 - 3,084x_7 + 0,002x_4x_7 - 0,002x_4^2, \tag{15}$$

$$y_{15} = -3780,2 + 112,410x_5 - 0,686x_4x_5, \tag{16}$$

$$y_{16} = -3306,300 + 0,043x_6 + 1,477x_2 - 0,0000003x_6^2 - 0,0002x_2^2, \tag{17}$$

Таблиця 1

Вихідні дані

Роки	Аргументи								
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	y
2005	10 848,41	2 243,74	4,70	440,60	55,10	39 619,00	505,00	7 808,00	345,55
2006	12 474,52	2 423,16	5,30	598,80	66,00	54 512,00	506,00	5 604,00	497,66
2007	13 043,96	2 609,63	5,20	696,70	72,70	79 955,00	526,72	9 891,00	1152,67
2008	9 034,69	1 632,21	3,10	868,40	98,40	101 659,00	779,12	10 913,00	301,42
2009	10 583,96	2 308,42	-0,80	957,50	62,80	103 396,00	793,56	4 816,00	572,91
2010	11 670,75	2 691,52	5,10	1 224,70	80,20	117 346,00	796,76	6 495,00	975,08
2011	12 397,38	2 648,72	3,80	1 558,30	110,90	126 236,00	799,00	7 207,00	546,00
2012	13 412,55	3 019,51	3,10	1 668,70	109,50	135 065,00	799,30	8 401,00	333,62
2013	16 441,35	4 176,59	3,30	1 411,20	108,80	142 079,00	799,30	4 499,00	298,24
2014	17 832,99	4 726,81	3,50	1 266,40	99,50	126 308,00	1 576,90	410,00	393,43
2015	17 148,94	4 903,09	3,00	1 160,10	53,70	118 729,00	2 378,40	2 961,00	242,38
2016	19 882,00	5 429,08	2,90	1 220,57	55,30	119 015,00	2 669,20	2 098,00	266,17

Джерело: розроблено авторами за матеріалами [15; 16]

Таблиця 2

Вплив факторів на досліджуваний показник

Фактор (x)	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8
Залежна змінна (y)	y	y	y	y	y	y	y	y
Парний коефіцієнт кореляції	-0,34	-0,39	0,35	-0,22	-0,06	-0,20	-0,44	0,37
Характер зв'язку	Обернений	Обернений	Прямий	Обернений	Обернений	Обернений	Обернений	Прямий
Тіснота зв'язку	Помітна	Помірна	Помітна	Слабка	Слабка	Слабка	Помірна	Помітна

Джерело: розроблено авторами

$$y_{17} = 960,220 - 0,207x_7 - 3,002x_8. \quad (18)$$

Формули (6) – (18) – це вкладені підмоделі моделі (5). Звідси випливає, що довжина часткового опису сильно впливає на якість побудови моделей.

Кожна підмодель моделі (5) враховує по два фактори. Причому на початкових ітераціях враховуються аргументи (x_n), після чого для побудови наступних підмоделей часткового опису як аргументи також застосовуються підмоделі (y_n), в яких вже враховані окремі незалежні змінні (x_n), таке комбінування аргументами дає змогу підвищити точність отриманої моделі.

За апріорними значеннями, що наведені в табл. 1, почнемо синтез моделей. Оскільки було досліджено, що для цієї вибірки оптимальна довжина часткового опису $L = 6$, то в такому стані її і використовуватимемо.

Скориставшись формулами (3) – (4), вирахуємо довжини навчальної та перевірконої послідовностей, які повинні дати найкращі результати: $K = 9, K_1 = 3$.

Перевіримо цю гіпотезу, поступово змінюючи величини цих послідовностей. Результат відобразимо на рис. 2.

З графіка видно, що за збільшення довжини навчальної послідовності величина СКВ то зменшується, то зростає. Проте при $K = 9$ СКВ найменше. Також варто брати до уваги ситуацію, коли $K = 6$, оскільки величина похибки не сильно відрізняється.

Також варто зазначити, що моделі, які були побудовані під час дослідження впливу довжини навчальної послідовності на якість моделювання, враховують усі незалежні змінні. Лише модель, що за СКВ є найкращою ($K = 9$), не враховує першу змінну.

З цього робимо висновок, що здебільшого збільшення довжини навчальної послідовності сприяє зменшенню СКВ. Проте інколи цей алгоритм може виключати окремі аргументи.

Загалом модель (5) є адекватною за середньоквадратичного відхилення та досить добре описує поведінку індексу ПФТС. Щоб в цьому переконалися, порівняємо реальні значення з модельованими (табл. 3, рис. 3).

З графіка видно, що модель добре описує динаміку індексу ПФТС.

Щоб впевнитися в тому, що модель точно описує поведінку індексу ПФТС, вирахуємо абсо-

лютне відхилення прогнозу MAD_i та середню відсоткову похибку прогнозу $MAPE_p$.

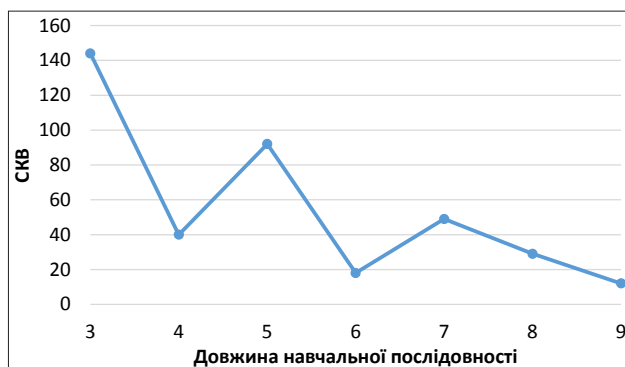


Рис. 2. Залежність точності моделі від довжини навчальної послідовності

Джерело: розроблено авторами

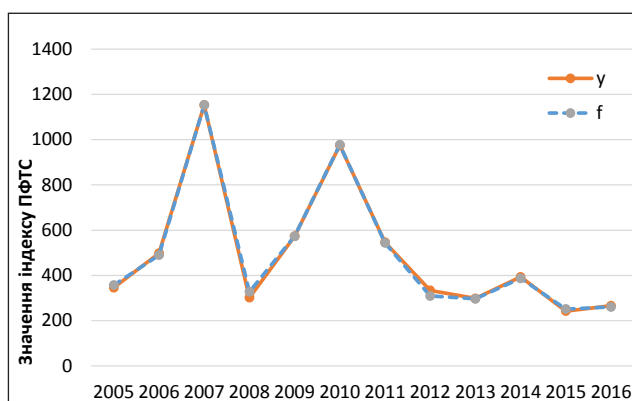


Рис. 3. Реальні (y) та модельовані значення (f) індексу ПФТС

Джерело: розроблено авторами за табл. 3

Абсолютне відхилення знайдемо за формулою:

$$MAD_i = \alpha |\Delta_i| + (1 - \alpha)MAD_{i-1}, \quad (19)$$

$$\text{де } |\Delta_i| = |y_i - f_i|. \quad (20)$$

Результати представимо в табл. 4.

Середнє значення показника MAD_i дорівнює 8,41.

Тепер знайдемо значення показника $MAPE_p$ за такою формулою:

Таблиця 3

Розрахунок відхилень між реальними та розрахунковими значеннями

Показник	Роки											
	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
y	345,6	497,7	1 152,7	301,4	572,9	975,1	546,0	333,6	298,2	393,4	242,4	266,2
f	357,0	489,8	1 153,1	327,3	573,3	977,2	543,4	309,1	296,6	387,0	251,2	260,8
\Delta	11,5	7,9	0,5	25,9	0,4	2,1	2,6	24,5	1,7	6,4	8,8	5,4

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 4

Розрахунок показника MAD_i

Показник	Роки											
	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
y_i	345,6	497,7	1152,7	301,4	572,9	975,1	546,0	333,6	298,2	393,4	242,4	266,2
f_i	357,0	489,8	1153,1	327,3	573,3	977,2	543,4	309,1	296,6	387,0	251,2	260,8
\Delta	11,5	7,9	0,5	25,9	0,4	2,1	2,6	24,5	1,7	6,4	8,8	5,4
MAD_i	11,47	9,30	4,01	17,14	7,08	4,08	3,19	15,97	7,40	6,81	8,00	6,42

Джерело: розроблено авторами

$$MAPE_p = \frac{1}{n} \sum_{j=i}^{i-n+1} \frac{|\Delta_j|}{y_j} 100\%. \quad (21)$$

Провівши розрахунки, отримаємо $MAPE_p = 2,45\%$.

Якщо оцінка, розрахована за формулою (21), перевищує 5%, варто переглянути модель прогнозування. Тоді робимо висновок, що прогноз є точним, а модель – придатною для прогнозування.

Задля отримання зрівняльних характеристик сили впливу незалежних змінних на результат проведемо аналіз еластичності. Визначимо зміну залежної змінної від ординарної заміни кожного фактору.

Зробивши розрахунки, висвітлимо результат стосовно еластичності:

– за зростання індексу NASDAQ на 1% значення індексу ПФТС зростає на 0,06%;

– за підвищення значення темпу приросту світового ВВП на 1% індекс ПФТС зростає на 1,9%;

– за збільшення ціни на золото за унцію на 1% індекс ПФТС зменшується на 1,7%;

– за зростання ціни на нафту за барель на 1% індекс ПФТС зростає на 3,61%;

– за збільшення зовнішнього боргу України на 1% індекс ПФТС зростає на 0,02%;

– за збільшення курсу гривні до долара на 1% індекс ПФТС зростає на 2,58%;

– за збільшення прямих іноземних інвестицій в Україну на 1% індекс ПФТС зростає на 0,8%.

Звідси ми можемо зробити висновок, що на індекс ПФТС найсильніше впливають такі показники, як ціна на нафту та курс гривні до долара.

Висновки. В роботі розглянуто алгоритми МГУА для прогнозування індексу ПФТС. Встановлено, що найточнішим алгоритмом є узагальнений алгоритм багаторядної селекції, який корисний тим, що здатен побудувати оптимальні моделі без повного перебору варіантів. Пошук здійснюється за принципом селекції, що гарантує зменшення кількості ітерацій без втрати оптимальної моделі.

Дослідження особливостей побудови моделей за алгоритмом багаторядної селекції, а саме впливу довжини часткового опису на точність побудови моделей та впливу способів розподілу вибірки на навчальну та перевірочну послідовності, дало змогу виявити, що довжина часткового опису сильно впливає на адекватність моделі. Чим більше частковий опис, тим точніше модель. В цій ситуації довжина часткового опису $L = 6$ є оптимальною. За такої величини L алгоритм багаторядної селекції МГУА здатен синтезувати оптимальну модель з порівняно невеликим СКВ та врахувати фактори, що справді впливають на поведінку індекса ПФТС. Щодо співвідношення довжини навчальної (K) та перевірочної (K_1) послідовностей встановлено, що оптимальне їх співвідношення $K:K_1 = 3:1$.

Варто відзначити, що дослідження алгоритмів МГУА залишаються актуальними, оскільки задачею прогнозування є максимальне передбачення станів системи в майбутньому. Напрямом подальших досліджень є покращення процедури автопошуку залежностей введенням більш ефективних критеріїв селекції.

Список використаних джерел:

1. Хаертфельдер М., Лозовская Е., Хануш Б. Фундаментальный и технический анализ рынка ценных бумаг. Санкт-Петербург: Питер, 2005. 352 с. (Серия «Академия финансов»).
2. Технический анализ и прогноз индекса ПФТС. URL: <http://berg.com.ua/stock-markets-analysis/pfts-index>.
3. Ковпак Е. Регрессійна модель індексу ПФТС. Ефективна економіка. 2015. № 6. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/efek_2015_6_24.
4. Долінський Л., Ніколаєнко К. Кореляційно-регресійний аналіз залежності українських фондових індексів від кон'юнктури біржових ринків світу. Ринок цінних паперів України. 2012. № 1-2. С. 95-104.
5. Андриєнко В. Оценка влияния макроэкономических показателей на динамику фондового индекса ПФТС. Соціально-економічні проблеми і держава. 2013. Вип. 1(8). С. 31-43. URL: <http://sepd.tntu.edu.ua/images/stories/pdf/2013/13avmfup.pdf>.
6. Боднарюк І. Прогнозування фондових індексів ПФТС та UX засобами MS Excel. Збірник наукових праць Державного економіко-технологічного університету транспорту. Сер.: Економіка і управління. 2013. Вип. 26. С. 201-206.
7. Ляшенко О., Крицун К. Дослідження динаміки фондового індексу ПФТС на фінансовому ринку України на різних часових вікнах з 2001 по 2016 роки. Економіко-математичне моделювання соціально-економічних систем. 2016. Вип. 21. С. 21-34.
8. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рынков: Применение теории Хаоса в инвестициях и экономике. Москва: Интернет-трейдинг, 2004. 304 с.
9. Дербенцев В., Сердюк О., Соловйов В., Шарапов О. Синергетичні та екофізичні методи дослідження динамічних та структурних характеристик економічних систем. Черкаси: Брама-Україна, 2010. 287 с.
10. Крицун К. Мультифрактальний аналіз динаміки фондових індексів України: ПФТС та UX. Ефективна економіка. URL: <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=4799>.
11. Соловйова В. Моніторинг та прогнозування можливих тенденцій розвитку фондового ринку України. Культура народів Причорномор'я. 2011. № 205. С. 213-216.
12. Зайченко Ю., Басараб А. Применение методов комплексирования аналогов и нечеткой логики для прогнозирования биржевых индексов. Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка. 2009. № 51. С. 216-220.
13. Доцуленко П. Прогнозування індексу українських акцій за допомогою сингулярного спектрального аналізу. URL: <http://nauka.kushnir.mk.ua/?p=68516>.
14. Богущ К., Дробішев Ю. Аналіз фондового ринку України методом сингулярного спектрального аналізу. URL: http://pmk.fpm.kpi.ua/arhive_2012/3_Bogush.pdf.
15. Финансовый портал Минфин. URL: <http://index.minfin.com.ua/stock>.
16. Мировая экономика. URL: <http://www.ereport.ru>.
17. Racicot F-É. Low-frequency components and the Weekend effect revisited: Evidence from Spectral Analysis. International Journal of Finance. 2011. № 2. P. 2-19.

**Григорук П. М.
Макаров А. С.
Шимонюк В. К.**

Хмельницький національний університет

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА ГРУППОВОГО УЧЕТА АРГУМЕНТОВ ДЛЯ АНАЛИЗА ПОВЕДЕНИЯ ИНДЕКСА ПФТС

Резюме

В статье рассмотрены алгоритмы метода группового учета аргументов для анализа динамики индекса ПФТС. Исследованы особенности построения моделей по алгоритму многорядной селекции, в частности влияние длины частичного описания на точность построения моделей и влияние способов распределения выборки на учебную и проверочную последовательности. Определены оптимальная длина частичного описания и оптимальное соотношение между учебной и проверочной выборками. Отобранный алгоритм применен для данных индекса ПФТС с 2005 по 2016 годы.

Ключевые слова: метод группового учета аргументов, индекс ПФТС, многорядная селекция, эластичность модели.

**Hryhoruk P. M.
Makarov A. S.
Shymoniuk V. K.**

Khmelnitskyi National University

USING THE GROUP METHOD OF DATA HANDLING FOR ANALYSIS OF BEHAVIOR OF THE PFTS INDEX

Summary

Algorithms of group method of data handling for analysis of dynamics of PFTS index are considered in the article. Peculiarities of constructing models using the algorithm of multi-row selection were studied, in particular, the influence of the length of the partial description on the accuracy of the construction of models and the influence of the methods of distributing the sample on the learning and test sequences. The optimal length of the partial description and the optimal ratio between the learning and the test samples were identified. The selected algorithm is applied for PFTS index data from 2005 to 2016.

Key words: group method of data handling, PFTS index, multi-row selection, elasticity of the model.