

О. І. Снитюк,
Л. В. Бережна

МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ НА ОСНОВІ «КОРОТКИХ» ВИБІРОК

Фінансовий сектор відіграє важливу роль у функціонуванні економіки в цілому, що в свою чергу пояснює зростання інтересу до його поглибленого вивчення. Дослідження фінансово-кредитних відносин вимагає їх глибокого аналізу, зокрема, засобами економіко-математичного моделювання, яке є одним із головних напрямків розвитку економічної науки та її практичних застосувань. Використання сучасних методів моделювання та прогнозування – необхідна умова для успішного розв'язування задач, які виникають в процесі як перетворень в ринковій економіці, так і в умовах постійних економічних криз та глобальних фінансових ризиків. Економіко-математичні моделі є основою для реального врахування різноманітних варіантів розвитку фінансових процесів, а в поєднанні з сучасними комп'ютерними технологіями – найбільш ефективним засобом їх реалізації.

У статті наведено результати розв'язання задачі прогнозування динаміки фінансових показників на основі «коротких» вибірок. Виконано аналіз результатів застосування методу найменших квадратів, методу групового врахування аргументів та нейронних мереж. Визначено особливості, переваги та недоліки застосування кожної з цих технологій.

Ключові слова: прогнозування, виробнича функція, лінійна множинна регресія, мультиколінеарність, коротка вибірка, кореляційно-регресійний аналіз, метод найменших квадратів, метод групового врахування аргументів, нейронні мережі.

Актуальність проблеми. Сучасний стан української економіки значною мірою визначається процесами у фінансовій сфері. Фінанси є тією системою, що зв'язує всі галузі виробничої і невиробничої сфери, і має низку особливостей порівняно з ними. Домінуюча залежність від зовнішніх ринків, інформаційна невизначеність, пов'язана з динамікою внутрішнього ринку, визначальна роль у розвитку господарства є головними факторами, що впливають на роль та ефективність фінансів. Разом з тим, аналіз статистичних даних вказує на те, що в результаті постійних фінансових та економічних криз, які доводиться долати українській фінансовій системі, має місце негативна динаміка всіх її складових. Такі припущення, а також те, що прогнозування майбутніх результатів, відповідне планування діяльності фінансових інститутів є важливим та актуальним, а їх вплив на економіку країни є досить значним, зумовлюють необхідність використання модифікованих та нових методів аналізу і обробки статистичних даних. І однією з головних причин цього є необхідність державного регулювання економічних процесів, у т.ч. через фінансову сферу, враховуючи ринкові механізми, зміну форм власності та господарювання і, звичайно, неадекватність статистики минулих років сучасним умовам. Саме тому для розв'язання задачі прогнозування доцільно розглядати «короткі» дані, де зменшується присутність суб'єктивного фактору та вплив шумових ефектів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Мала ретроспектива вихідної інформації не дозволяє використовувати традиційні методи прогнозування в повному обсязі. Тому у такому випадку застосовують процедури, які дозволяють мінімізувати апіорну ентропію даних. До технологій, в яких вони реалізовані, належать штучні нейронні мережі (НМ), метод групового врахування аргументів (МГУА) та методи, в яких кількість вихідних даних збільшується шляхом використання композиції наявних даних.

В роботах Івахненка А. Г. (1975), Васильєва В. І. (2001), Уоссермена Ф. (1972), Rummelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. G. (1986), Park J. та Sandberg I. W. (1991) [1–5] розглядаються теоретичні аспекти їх застосування, що дозволяє забезпечити прийнятну якість моделі в умовах багатофакторності керованого об'єкта і обмеженості обсягу навчальної вибірки. Частково аналіз комбінації методів МГУА та штучних НМ в якості методу прогнозування на підприємствах здійснений Синеглазовим В. М., Чумаченко Е. І. та Горбатюком В. С. (2012) [6]. Також оцінка існуючих

підходів і методів до прогнозування основних економічних показників фірми та розробка інформаційної технології прогнозування доходів та витрат на виробництво продукції на наступні три роки проведені Скакаліною О. В. (2015) [7].

Разом із тим відзначимо, що застосування вказаних технологій при розв'язанні задач моделювання та прогнозування економічної і фінансової динаміки, залишається обмеженим, не проводиться в повній мірі порівняльний аналіз їх ефективності та не визначено особливостей застосування. Таким чином, огляд останніх публікацій підтверджує актуальність використання і порівняння нових економіко-математичних методів для проведення прогнозування стану фінансової системи.

Формулювання цілей статті. Метою даної роботи є аналіз існуючих підходів та методів до прогнозування економічних і фінансових показників (на прикладі прибутку Національного банку України), порівняння можливостей методу найменших квадратів (МНК), методу групового врахування аргументів та нейронних мереж, а також розробка і надання пропозицій щодо особливостей їх застосування.

Викладення основного матеріалу дослідження. Інструментом ефективного прогнозування є виробнича функція, в лівій частині якої знаходиться результуюча характеристика (собівартість продукції, валовий дохід, чистий прибуток тощо), а в правій – фактори, які і визначають її величину. Розглянемо статистичну інформацію про результати діяльності Національного банку України (НБУ) (табл. 1). Результуючою характеристикою є прибуток НБУ за рік (Y), фактори, що визначають його величину: міжнародні резерви (X_1), виконання платежів у СЕП НБУ (X_2), зобов'язання НБУ (X_3), активи НБУ (X_4), процентні доходи (X_5), витрати на утримання персоналу (X_6), випуск банкнот і монет в обіг (X_7), адміністративно-господарські та інші витрати (X_8), балансова вартість основних засобів і нематеріальних активів (X_9), інвестиції в асоційовані компанії (X_{10}), зобов'язання з капітальних вкладень НБУ (X_{11}).

Проведемо структурну та параметричну ідентифікацію прибутку НБУ як багатофакторної залежності методом найменших квадратів [8, 9], методом врахування аргументів, за допомогою генетичного алгоритму і нейронної мережі, покажемо переваги та недоліки кожного із вказаних методів при розв'язанні поставленої задачі.

Формально задача полягає у визначенні функції

$$Y = F(X_1, X_2, \dots, X_{11}) . \quad (1)$$

У випадку лінійної множинної регресії залежність F є лінійною:

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^{11} a_i X_i . \quad (2)$$

Для того, щоб одержати рівняння (2), кількість факторів необхідно скоротити, оскільки, напевне, між багатьма із них існує мультиколінеарність і потужність множини наявних статистичних даних для значень дванадцяти коефіцієнтів методом найменших квадратів (МНК) є недостатньою. Для того, щоб знайти рівняння лінійної множинної регресії, проведемо деякі попередні розрахунки та обґрунтування. Знайдемо матрицю парної кореляції між факторами (табл. 2). Її значення свідчать про наявність додатної та від'ємної кореляції між усіма факторами та факторами і результуючою характеристикою.

Переважна більшість коефіцієнтів перевищує за модулем 0,85, що вказує на значний рівень лінійної залежності між факторами. Враховуючи те, що у масиві факторів присутня значна мультиколінеарність і що вибірка даних є «короткою», вилучимо за допомогою алгоритму Фаррара-Глобера ті фактори, значення парної кореляції з якими найчастіше перевищує $|0,85|$. Тоді залишаються фактори X_7, X_{10}, X_{11} . Цікаво, що якщо використати іншу процедуру скорочення факторів, а саме розрахувати парні коефіцієнти кореляції і для кожного фактору знайти суму їх значень та вилучити ті фактори, де сума є найбільшою, то залишилися би ті ж самі фактори X_7, X_{10}, X_{11} . Таким чином, у нашій задачі залишаються три пояснювальні змінні: X_7 – випуск банкнот і монет в обіг, X_{10} – інвестиції в асоційовані компанії та X_{11} – зобов'язання з капітальних вкладень НБУ.

Таблиця 1

Показники діяльності НБУ

	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Прибуток НБУ за рік, млн. грн. (Y)	5635	9347	2877	17084	14553	20914	14773	96080	81325	68453
Міжнародні резерви (за станом на кінець періоду, млн. дол. США), X_1	32479	31 543	26505	34576	31794	24546	20415	7533	13299	15539
Виконання платежів у СЕП НБУ, млрд. грн., X_2	5756	7992	6168	7111	8951	11723	12685	14410	17750	19521
Зобов'язання НБУ, млн. грн., X_3	178926	260026	267092	335611	336908	332084	360851	496727	726353	792892
Активи НБУ, млн. грн., X_4	195286	349997	363181	425080	423847	398988	416995	577269	849199	940548
Процентні доходи, млн. грн., X_5	3643	5139	16543	18134	15901	16348	21331	37629	61627	60050
Витрати на утримання персоналу, млн. грн., X_6	832	1174	1318	1553	1728	1958	2238	2248	1785	1433
Випуск банкнот і монет в обіг, млн. грн., X_7	40337	45067	2998	29556	9473	13220	39084	42941	3426	32822
Адміністративно-господарські та інші витрати, млн. грн., X_8	327	444	548	597	629	735	847	951	842	969
Балансова вартість основних засобів і нематеріальних активів (на кінець періоду, млн.грн.), X_9	5492	5568	6335	6648	6589	6927	7231	7196	6269	5946
Інвестиції в асоційовані компанії, млн. грн., X_{10}	46	90	96	107	103	128	99	95	66	89
Зобов'язання з капітальних вкладень НБУ, млн. грн., X_{11}	160	535	425	143	1185	952	575	118	94	70

[Складено на основі даних Річних звітів Національного банку України [10]]

Таблиця 2

Матриця парної кореляції між факторами

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	Y
X_1	1,00	-0,84	-0,75	-0,72	-0,80	-0,61	-0,02	-0,86	-0,40	0,05	0,39	-0,89
X_2	-0,84	1,00	0,94	0,92	0,92	0,50	-0,03	0,89	0,22	-0,01	-0,30	0,83
X_3	-0,75	0,94	1,00	1,00	0,99	0,32	-0,15	0,81	0,07	-0,09	-0,43	0,83
X_4	-0,72	0,92	1,00	1,00	0,98	0,30	-0,18	0,79	0,06	-0,06	-0,41	0,81
X_5	-0,80	0,92	0,99	0,98	1,00	0,35	-0,21	0,81	0,13	-0,14	-0,48	0,86
X_6	-0,61	0,50	0,32	0,30	0,35	1,00	-0,08	0,77	0,93	0,55	0,22	0,46
X_7	-0,02	-0,03	-0,15	-0,18	-0,21	-0,08	1,00	-0,05	-0,13	-0,20	-0,34	0,04
X_8	-0,86	0,89	0,81	0,79	0,81	0,77	-0,05	1,00	0,60	0,30	-0,18	0,78
X_9	-0,40	0,22	0,07	0,06	0,13	0,93	-0,13	0,60	1,00	0,65	0,27	0,23
X_{10}	0,05	-0,01	-0,09	-0,06	-0,14	0,55	-0,20	0,30	0,65	1,00	0,57	-0,14
X_{11}	0,39	-0,30	-0,43	-0,41	-0,48	0,22	-0,34	-0,18	0,27	0,57	1,00	-0,51
Y	-0,89	0,83	0,83	0,81	0,86	0,46	0,04	0,78	0,23	-0,14	-0,51	1,00

Залежність (2) перетворюється в таку:

$$Y = b_0 + \sum_{i=1}^3 b_i Q_i \quad (3)$$

де $Q_1 = X_7$, $Q_2 = X_{10}$, $Q_3 = X_{11}$.

Серед факторів, що входять в (3), знову проведемо тестування мультиколінеарності за критерієм Фаррара-Глобера. Для цього нормуємо елементи матриці пояснювальних змінних і знаходимо кореляційну матрицю R (табл. 3). Її визначник $\det R = 0,59$. Таке значення для трьох факторів та десяти точок спостережень дає можливість обчислити величину критерію $\chi^2 = -[n-1 - \frac{1}{6}(2m+5)] \cdot \ln(\det R) = 3,7$, що вказує на відсутність мультиколінеарності в масиві пояснювальних змінних, оскільки при 3-х ступенях свободи і рівні значущості $\alpha=0,05$ табличне значення критерію є більшим і дорівнює 7,815. Такий результат пояснюється процедурою вибору врахованих факторів і дозволяє прямо знайти коефіцієнти рівняння (3) за допомогою МНК. Одержимо множинну лінійну регресію:

$$Y = 35531 - 0,3Q_1 + 339Q_2 - 61Q_3 \quad (4)$$

Таблиця 3

Матриця парної кореляції між факторами

	Q_1	Q_2	Q_3
Q_1	1	-0,1967	-0,3408
Q_2	-0,1967	1	0,5703
Q_3	-0,3408	0,5703	1

Аналіз коефіцієнтів залежності дозволяє зробити такі висновки:

- зростання випуску банкнот і монет в обіг на 1 грн. веде до зменшення прибутку НБУ на 3 коп.;
- збільшення обсягу інвестицій в асоційовані компанії на 1 грн. є причиною росту прибутку на 339 грн.;
- ріст зобов'язань з капітальних вкладень НБУ на 1 грн. спричинює зменшення прибутку на 61 грн.

Порівнюючи табличні значення прибутку та значення, одержані за моделлю (4), і розраховуючи критерій Фішера (табл. 4), робимо висновок про неадекватність моделі (4). На користь цього твердження свідчать і побудовані графіки (рис. 1). Таким чином, отримана модель (4) унеможливіло здійснення прогнозу прибутку Національного банку України на перспективу.

Таблиця 4

Характеристики моделі (4)

Характеристики моделі	Значення
Коефіцієнт множинної кореляції (R_{xy})	0,56
Коефіцієнт детермінації (d)	0,309
F-критерій розрахунковий ($F_{розр}$)	0,89
F-критерій табличний ($F_{табл (0,05; 2; 6)}$)	5,14
$\sum_{i=1}^{10} (y_{факт_i} - y_{теор_i})^2$	7503253926



Рис. 1. Результати застосування методу найменших квадратів

Це змушує використовувати інші методи ідентифікації виробничої функції та прогнозування. Найбільш ефективним, на наш погляд, є метод групового урахування аргументів (МГУА) [1,2] та штучні нейронні мережі (НМ) [3], які не достатньо часто використовуються в статистичних дослідженнях. Проведемо розрахунки та порівняємо результати, одержані за допомогою цих двох методів.

Класичний кореляційно-регресійний аналіз базується на МНК, для адекватного застосування якого потрібно, щоб кількість точок спостережень була більшою, ніж кількість невідомих коефіцієнтів у виробничій функції. Одночасно структура цієї функції вважається відомою. У практичних задачах ці припущення найчастіше не виконуються. Тому для розв'язання задач прогнозування застосовуємо МГУА, який дає змогу на коротких вибірках одержувати досить точні апроксимаційні залежності. Головна ідея МГУА полягає у використанні:

- відомої теореми Вейерштрасса про наближення неперервної функції поліномом;
- принципу зовнішнього доповнення, згідно з яким крім критерію мінімуму середньоквадратичної похибки використовують ще один критерій відбору найкращої моделі;
- принципів самоорганізації моделей та свободи вибору.

МГУА застосовується у найрізноманітніших областях для аналізу даних та знаходження знань, прогнозування і моделювання систем, оптимізації і розпізнавання образів. Індуктивні алгоритми МГУА дають унікальну можливість автоматично знаходити взаємозалежності у даних, вибрати оптимальну структуру моделі чи мережі, підвищувати точність існуючих алгоритмів [7]. Цей підхід самоорганізації моделей принципово відрізняється від дедуктивних методів, що зазвичай використовуються. Він базується на індуктивних принципах – вирішення задач із застосуванням перебору за зовнішнім критерієм. За допомогою перебору різних розв'язань методи індуктивного моделювання намагаються мінімізувати роль припущень автора у результатах моделювання. Комп'ютер сам знаходить структуру моделі і закони, що діють в об'єкті. Він може бути використаний при створенні штучного інтелекту як радник для вирішення суперечок та прийняття рішень.

Метод групового урахування аргументів складається з декількох алгоритмів для вирішення різних задач. До нього входять як параметричні, так і алгоритми кластеризації, комплексування аналогів, ребінаризації та ймовірносні алгоритми. Цей підхід самоорганізації заснований на переборі моделей, що поступово ускладнюються, та на виборі найкращого розв'язку згідно з мінімумом зовнішнього критерія.

В нашій задачі шукатимемо виробничу функцію, як було вказано вище, як залежність від одинадцяти змінних, тобто як поліном

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^{11} a_i X_i + \sum_{i=1}^{11} \sum_{i < j}^{11} a_{ij} X_i X_j + \sum_{i=1}^{11} \sum_{i < j}^{11} \sum_{i < j < k}^{11} a_{ijk} X_i X_j X_k + \dots \quad (5)$$

Оскільки точок статистичних спостережень десять, то опорну функцію можна вибрати таку: $f(X_i, X_j) = c_0 + c_1 X_i + c_2 X_i X_j$. На першому ряді селекції за МНК шукаємо коефіцієнти функцій

$$y_1 = f(X_1, X_2), y_2 = f(X_1, X_3), \dots, y_p = f(X_{10}, X_{11}), \quad (6)$$

де за вихідні дані беремо спостереження за перші дев'ять років. Згідно критерію регулярності [1], визначаємо 11 найкращих моделей із (6) (в більшості випадків залишають близько половини моделей від початкової кількості), що дають найменші середні квадратичні похибки на даних десятого року спостереження (2016 р.). Якщо використовувати лише вказаний критерій, то (5) буде придатним лише для одноразового прогнозу, оскільки функція Y тоді буде монотонною на контрольній послідовності і на прогнозних даних. На жаль, ми не зможемо використати ще і критерій балансу змінних, враховуючи особливості початкових змінних. Далі цю процедуру (другий ряд селекції) повторюємо вже для функцій:

$$z_1 = f(Y_1, Y_2), z_2 = f(Y_1, Y_3), \dots, z_p = f(Y_{10}, Y_{11}). \quad (7)$$

Якщо середня похибка на всіх селекційних моделях в одному ряду починає зростати, обчислення припиняємо і вибираємо одну модель із найменшим середнім квадратичним відхиленням розрахованих і заданих значень показника, яка і є шуканою залежністю (5). В нашій задачі рівняння (5) було одержане на шостому ряду селекції. Складність не дозволяє навести його аналітичний вигляд, але графіки прибутку, одержаного за моделлю і реального прибутку наведено на рис. 2.



Рис. 2. Результати застосування МГУА

Очевидно, що результати, одержані з використанням МГУА, є значно точнішими, ніж результати методу найменших квадратів.

Ще одним напрямком, який використовується в прогнозуванні, є методи, пов'язані із НМ. Як і МГУА, НМ належать до порівняно нових наукових методів, причому НМ ще називають представниками неklasичної парадигми, оскільки результат задачі апроксимації, яку вони розв'язують, не має аналітичного представлення. Він існує у вигляді значень вагових коефіцієнтів НМ та її параметрів [3, 4, 5]. Безумовною перевагою вважають те, що в НМ враховуються зв'язки, які ніяким іншим методом виявити не можна.

Аналіз відомих нейронних мереж і задач, для розв'язку яких вони можуть бути використані, показав, що задача прогнозування на короткій вибірці може бути розв'язана звичайною нейронною

мережею прямого поширення сигналу із реалізацією алгоритму оберненого поширення похибки (АОПП) [3, 4] та мережею RBF (radial basis function) з одним прихованим шаром [5]. Перша НМ використовується для середньострокового прогнозування (два-п'ять років), а RBF-мережа – для короткострокового (один рік). Враховуючи, що українська законодавча база знаходиться на етапі постійних змін, а економіка намагається подолати наслідки економічних та політичних криз, прогнозування на тривалий не є обґрунтованим, і саме тому для розв'язання нашої задачі була остаточно вибрана RBF-мережа. Дана НМ має одинадцять нейронів на вході, один прихований шар із дев'ятьма нейронами, які реалізують активаційну функцію, подібну до щільності нормального розподілу

$$f(X_i, c_j) = e^{-\frac{\sum_{k=1}^9 (x_{ik} - c_{jk})^2}{\sigma_j^2}},$$

де σ – ширина вікна функції, c – її центр. Тоді справедливим є таке матричне рівняння $\Phi \cdot W^T = Y$, де матриця $\Phi = (f(X_i, c_j))_{i=1, j=1}^9$, елементи якої легко обчислити, W^T – невідома транспонована матриця вагових коефіцієнтів, Y – відомий вектор значень прибутку Національного банку України за рік. Матрицю W^T знайдемо із рівняння $W^T = \Phi^{-1} \cdot Y$. Розрахунок оберненої матриці може бути проблемним, оскільки за умов невдалого вибору ширини вікон активаційної функції визначник матриці Φ близький до нуля, що значно зменшує точність обчислення Φ^{-1} . Знайдена матриця W^T свідчить про те, що НМ вже є навченою, її можна використовувати для розв'язання інтерполяційних задач та короткострокового прогнозу.

Результати, одержані внаслідок функціонування RBF-мережі, свідчать, що вдалий підбір ширини вікон забезпечив проходження апроксимаційної функції через всі точки спостережень.

Висновки. Порівняльний аналіз результатів застосування МНК, МГУА та НМ свідчить про низьку переваг та недоліків кожного із методів. Так, МНК є найбільш вивченим, для нього розроблені оцінки значущості моделі та коефіцієнтів, але його застосування для розв'язання реальних задач має значну кількість перешкод, пов'язаних із невиконанням певних передумов. Крім того для коротких вибірок цей метод має низьку статистичну значущість.

МГУА є аналітичним методом, що дає змогу найбільш точного прогнозування на коротких вибірках. Критерій регулярності раціонально використовувати для короткострокового прогнозування, критерій балансу змінних – для довгострокового прогнозування. Разом із тим, необхідно зауважити, що така мала кількість точок спостережень, як у нашій задачі, унеможливує середньострокове прогнозування, оскільки для нього використовують критерій незміщеності [1], при якому точки спостереження розбивають на дві послідовності, а побудувати адекватні опорні функції на такій кількості даних неможливо. Для МГУА ще не розроблені оцінки статистичної значущості моделі та її параметрів.

Синтетичний підхід, що пов'язують із використанням НМ, передбачає обчислення прогнозних значень виробничої функції без знаходження її аналітичного виразу. Вдалий підбір виду нейронної мережі, її активаційної функції, кількості шарів, кількості нейронів у прихованому шарі, алгоритму функціонування та достатня кількість початкових даних забезпечують точне навчання НМ. У той же час її використання дає інтегровані результати, що не обмежуються врахуванням заданої кількості факторів, а інколи і є найточнішим серед всіх одержаних. Недоліком НМ, як і МГУА є відсутність методів визначення адекватності моделі початковим даним та її статистичної значущості.

Таким чином, розглянуто та досліджено три процедури прогнозування на коротких вибірках з використанням трьох різних методів та спеціальних підготовчих процедур обробки даних. Аналіз одержаних результатів вказує на переваги та недоліки кожного із цих методів.

Список використаної літератури

1. Ивахненко А. Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. К.: Техника, 1975. 312 с.
2. Васильев В. И. Взаимодополняемость метода группового учета аргументов (МГУА) и метода предельных упрощений (МПУ). *Искусственный интеллект*. 2001. №1. С. 29-42.
3. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. М.: Мир, 1972. 238 с.
4. Rummelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. G. Learning representation by back-propagation error. *Nature*, 1986, V.323, №. 6088, pp. 533-536.

5. Park J., Sandberg I.W. Universal approximation using radial basis function network. *Neural Computation*, 1991, vol. 3, pp. 246-257.
6. Синеглазов В. М., Чумаченко Е. И., Горбатюк В. С. Метод решения задачи прогнозирования на основе комплексирования оценок. *Индуктивное моделирование сложных систем*. 2012. Вып. 4. С. 214–223.
7. Скакаліна О. В. Алгоритми методу групового врахування аргументів при короткостроковому прогнозуванні. *Вісник КрНУ імені Михайла Остроградського*. 2015. Вып. 1 (90). Частина 2. С. 18–26.
8. Наконечний С. І., Терещенко Т. О., Романюк Т. П. Економетрія: Підручник. Вид. 3-тє, доп. та перероб. К.: КНЕУ, 2005. 520 с.
9. Черняк О. І., Комашко О. В.; Ставицький А. В.; Баженова О. В. / за ред. О. І. Черняка. Економетрика: Підручник. Київ: Видавничо-поліграфічний центр «Київський університет», 2010. 359 с.
10. Річні звіти Національного банку України (2018). URL: https://bank.gov.ua/control/uk/publish/category?cat_id=58023

References

1. Ivakhnenko, A.G. (1975). The long-term forecasting and management of complex systems, Technics, Kyiv, 312 p.
2. Vasiliev, V.I. (2001). Complementarity of the group method of data handling (GMDH) and the method of ultimate simplification (MUS), *Artificial Intelligence*, №1, pp. 29-42.
3. Wasserman, F. (1972). *Neurocomputer technology: Theory and practice*, Mir, Moscow, 238 p.
4. Rummelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.G. (1986). Learning representation by back-propagation error, *Nature*, V.323, #. 6088, pp. 533-536.
5. Park, J. and Sandberg, I.W. (1991). Universal approximation using radial basis function network, *Neural Computation*, vol.3, pp. 246-257.
6. Sineglazov, V.M., Chumachenko, E.I. and Gorbatyuk, B.C. (2012). “Method of solving the problem of forecasting based on a variety of estimates”, *Inductive modeling of complex systems*, no. 4, pp. 214–223.
7. Skakalina, O.V. (2015). Algorithms of the group method of data handling in short-term forecasting, *Visnyk KRNU by Mykhaylo Ostrogradsky, E.1 (90), Part 2*, pp. 18-26.
8. Nakonechny, S.I., Tereschenko, T.O. and Romaniuk, T.P. (2005). *Econometrics: Textbook*, E. 3, KNEU, Kyiv, 520 p.
9. Chernyak, O.I and others (2010). *Econometrics: Texbook*, Publishing and printing center “Kyiv University”, Kyiv, 359 p.
10. Annual Reports of the National Bank of Ukraine (2018), [online] Available at: https://bank.gov.ua/control/uk/publish/category?cat_id=58023

**O. Snytuk,
L. Berezhna**

THE MODELING OF DYNAMICS OF THE FINANCIAL INDEXES BASED ON THE “SHORT” SAMPLING

Forecasting of future financial results of economic entities activity in the conditions of the small number of observation points because of the last years statistics inadequacy for modern conditions is an important and actual problem. That's why the purpose of this work is the analysis of the existing approaches and methods of forecasting of the basic financial indexes (on the example of the National Bank of Ukraine (NBU)) on the short sampling, the comparison of the opportunities of Ordinary Least Squares (OLS), Group method of data handling (GMDH) and Artificial neural networks (ANN) and the offering of the suggestions of their using specifics.

The comparative analysis of using results of OLS, GMDH and ANN testifies about the number of advantages and disadvantages of each of them. So, the OLS is the most studied, the estimates of significance of the model and coefficients were elaborated for it, but its using for solving the real problems has many obstacles due to the non-fulfillment of some preconditions. Besides this method has a low statistical significance for short sampling. So, in the studied model OLS testified its inadequacy and made impossible forecasting of the NBU income in the future.

GMDH is an analytical method and it is able to make more accurate forecasting. The calculations made during the investigation confirm this. The use of regularity criterion for short-term forecasting and a small number of observation points allowed to get more accurate results than with OLS.

The synthetic approach connected with using of ANN means the calculation of predictive values of the productive function without finding its analytical expression. The good selection of ANN kind, its activation

function, the number of layers, the number of neurons in the hidden layer, the algorithm of functioning and enough number of the initial data provide the accurate study of ANN. At the same time its using gives the integrated results that aren't limited by accounting of given number of factors and sometimes are the most accurate among the received results. The disadvantage of ANN and GMDH is the absence of the determination methods of the adequacy of model to the initial data and its statistical significance.

So, three procedures of forecasting on the short sampling using three different methods and special preparatory procedures of Data Processing were examined and researched. The received results analysis points to the advantages and disadvantages of each method.

Keywords: *forecasting, productive function, linear multiple regression, multicollinearity, short sampling, correlational and regression analysis, Ordinary Least Squares, Group method of data handling, Artificial neural networks.*

Стаття надійшла до редакції 04.06.2018 р.