

УДК 004.832;681.324

АЛГОРИТМИ МЕТОДУ ГРУПОВОГО ВРАХУВАННЯ АРГУМЕНТІВ ПРИ КОРОТКОСТРОКОВОМУ ПРОГНОЗУВАННІ

О. В. Скакаліна

Полтавський національний технічний університет імені Юрія Кондратюка
просп. Першотравневий, 24, м. Полтава, 36011, Україна. E-mail: elena.skakalina@bk.ru

Приведена методика короткотермінового прогнозування основних економічних показників виробничої діяльності господарського суб'єкту (реалізація товарів та послуг, собівартість реалізованої продукції, валовий прибуток, чистий прибуток, комерційні, загальногосподарські та адміністративні витрати) із застосуванням модифікацій класичного алгоритму методу групового врахування аргументів, порівняння ефективності комбінаторного та нейромережевого алгоритмів методу групового врахування аргументів. Зроблений аналіз методів прогнозування, та обґрунтований вибір нейромережевого алгоритму методу групового врахування аргументів при виконанні досліджень. Складена оптимальна структура моделі та залежність вихідних параметрів від обраних вхідних параметрів системи. Виконаний аналіз економічних показників господарюючих суб'єктів. Зроблена графічна візуалізація результатів досліджень. Розкрита ефективність застосування модифікацій алгоритмів методу групового врахування аргументів для прогнозування виробничих трендів на термін до трьох років. Виявлені закономірності зміни даних. Виконана оцінка точності отриманих результатів.

Ключові слова: метод групового врахування аргументів, прогнозування, нейромережевий алгоритм, інформаційні технології, економічні показники.

АЛГОРИТМЫ МЕТОДА ГРУПОВОГО УЧЕТА АРГУМЕНТОВ ПРИ КРАТКОСРОЧНОМ ПРОГНОЗИРОВАНИИ

Е. В. Скакалина

Полтавский национальный технический университет имени Юрия Кондратюка
просп. Первомайский, 24, г. Полтава, 36011, Украина. E-mail: elena.skakalina@bk.ru

Представлена методика краткосрочного прогнозирования основных экономических показателей производственной деятельности хозяйствующего субъекта (реализация товаров и услуг, себестоимость реализованной продукции, валовой доход, чистый доход, коммерческие, общехозяйственные и административные затраты) с использованием модификации классического метода группового учета аргументов, сравнение эффективности комбинаторного и нейросетевого алгоритмов метода группового учета аргументов. Выполнен анализ методов прогнозирования и обоснован выбор нейросетевого алгоритма метода группового учета аргументов при выполнении исследований. Составлена оптимальная структура модели и зависимость выходных параметров от выбранных входных параметров системы. Выполнен анализ экономических показателей хозяйствующих субъектов. Выполнена графическая визуализация результатов исследований. Раскрыта эффективность использования модификаций алгоритмов метода группового учета аргументов для прогнозирования производственных трендов на срок до трех лет. Раскрыты закономерности изменений данных. Выполнена оценка точности полученных результатов.

Ключевые слова: метод группового учета аргументов, прогнозирование, нейросетевой алгоритм, информационные технологии, экономические показатели.

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ. Одним із важливих показників економічного стану держави є внутрішній валовий продукт (ВВП). Проблема виявлення факторів, які забезпечують формування стійкої позитивної динаміки реального ВВП є дуже важливою для всього світу. Тому в сучасних умовах швидко мінливих складових системи макроекономіки, створення нових умов господарювання необхідне вдосконалення методів і системи керування з метою переходу до інноваційних складових суспільного виробництва і значного підвищення його ефективності. Ці процеси передбачають більш детальне наукове обґрунтування, забезпечення оптимальності рішень, які приймаються в процесі керування господарюючими об'єктами. Підґрунтям таких рішень є перспективне планування і наукове прогнозування. Прийняття високоякісних рішень в економіці та фінансах, а також при управлінні технічними системами та технологічними процесами вимагає отримання високоякісних прогнозів.

Незважаючи на наявність безлічі методів прогнозування, задача підвищення якості прогнозів зали-

шається актуальною, оскільки якість залежить від багатьох факторів, таких як якість й обсяг експериментальних даних, наявність невизначеностей різного характеру і типу досліджуваних процесів (стаціонарні і нестаціонарні, лінійні та нелінійні). Урахувати всі особливості процесів буває дуже важко або неможливо внаслідок об'єктивних причин: малі вибірки, великі шуми вимірювань, наявність істотних збурень і великих викидів. Тому необхідно шукати методи і засоби підвищення якості моделей і прогнозів в умовах наявності згаданих труднощів. Деякою мірою завдання підвищення якості прогнозів вирішується за допомогою методу групового обліку аргументів, нейронних мереж.

Мета роботи – розробка алгоритмів методу групового врахування при короткостроковому прогнозуванні.

МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ. Для підвищення ефективності регіонального управління досить широко застосовуються системи підтримки прийняття рішень (СППР), що використовують побудова, аналіз та застосування математичних моде-

лей регіональних соціально-економічних систем або окремих підсистем.

Однією з особливостей, властивих завдань математичного моделювання соціально-економічних систем, є наявність великого числа факторів, що впливають на досліджуваній соціально-економічний показник (вихід моделі), і обмеженого (по відношенню до числа факторів) обсягу спостережень, даних факторів, що використовуються при побудові моделі. Для вирішення подібних завдань академіком А.Р. Івахненко [1] був запропонований метод групового урахування аргументів (МГУА), що дозволяє забезпечити прийнятну якість моделі в умовах багатофакторності керуваного об'єкта і обмеженості обсягу навчальної вибірки.

Водночас при прийнятті рішень з управління соціально-економічними системами доводиться враховувати велику кількість взаємозалежних чинників і керуючих впливів, багато з яких не можуть бути виміряні за допомогою метричних шкал. Слід також зазначити, що в умовах слабкої математичної формалізації деяких соціально-економічних процесів і обмеженого обсягу статистичних даних зростає роль експертної інформації у процесі прийняття управлінських рішень. Дані обставини знижують ефективність застосування відомих варіантів реалізації МГУА в складі математичного і алгоритмічного забезпечення СППР з управління соціально-економічними системами регіонального рівня [2]. Як видається, мінімізувати зазначені недоліки МГУА дозволяє запропонований метод, заснований на використанні в процесі побудови моделей апарату нечітко-логічних (гібридних) нейронних мереж. У [3] запропоновано нечіткий метод групового урахування аргументів з нечіткими вхідними даними. Він є подальшим розвитком нечіткого методу групового обліку аргументів. Метод дозволяє будувати залежність між економічними показниками, заданими нечітко, і вихідним економ і екологічним показником. У результаті роботи методу можна отримати довірчий інтервал для вихідної змінної, що є наочніше, ніж отримання точкової оцінки. Перевагою методу є також те, що непотрібно перейматися видом прогнозуючої моделі – алгоритм буде модель автоматично. В [4] проаналізовані два основних методологічних підходи до прогнозування.

Перший – генетичний, тобто дескриптивний. Його сутність полягає в оцінюванні на основі встановлених дослідженнями причинно-наслідкових взаємозв'язків між явищами. Генетичний підхід припускає, що можуть бути сформульовані будь-які правдоподібні, науково обґрунтовані кількісні та якісні, загальнонаукові та часткові гіпотези стосовно факторів і умов майбутнього розвитку, включаючи гіпотези визначення економічної політики й інших форм активного свідомого впливу на виробничі та економічні процеси. Інший підхід – *нормативний*, цільовий. Він ґрунтується на визначенні результатів, які повинні бути досягнуті в майбутньому. Якщо при першому підході взаємозв'язок і послідовність

явищ розглядається в напрямку від сучасного до майбутнього, то в другому – від майбутнього до сучасного. Від майбутнього до сучасного розгортається і досліджується ланцюг подій, які можуть відбутися, і заходи, які необхідно вжити, щоб досягти нормативно заданого результату в перспективі. Нормативно-цільовий підхід має цілу низку загальних рис з генетичним підходом. Розробка прогнозів для підприємства припускає використання різних конкретних методів: метод експертних оцінок, методологічного моделювання, методи математичного моделювання, нормативний метод. Як правило, при економічному прогнозуванні має місце комбінування методів. Аналіз комбінації методів МГУА та штучних нейронних мереж в якості методу прогнозування проаналізоване в [5].

Створення економічних моделей з метою отримання достовірних прогнозних даних за допомогою нейронних мереж як різновиду МГУА є одним з найбільш актуальних напрямів моделювання та прогнозування, яке має досить велику потужність і можливості для подальшого розвитку. Застосування МГУА для проведення прогнозування економічних показників є досить актуальною задачею, що підтверджується оглядом останніх публікацій. Однак, незважаючи на дослідження, задачі прогнозування не мають остаточного точного рішення, оскільки кількість факторів, які впливають на поведінку прогнозованого процесу, зазвичай прагне до нескінченності.

Метою даної роботи є аналіз існуючих підходів та методів до прогнозування основних економічних показників ГС, розробка інформаційної технології прогнозування доходів та витрат на виробництво ГС на наступні три роки на прикладі ГС, проаналізувати закономірності зміни даних, провести оцінку точності отриманих результатів.

Метод групового урахування аргументів (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. 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 прийнятті рішень.

Метод групового урахування аргументів складається з декількох алгоритмів для вирішення різних задач. До нього входять як параметричні, так і алго-

ритми кластеризації, комплексування аналогів, ребінаризації та ймовірнісні алгоритми. Цей підхід самоорганізації заснований на переборі моделей, що поступово ускладнюються та на виборі найкращого розв'язку згідно з мінімумом зовнішнього критерія. Як базисні моделі використовуються не тільки поліноми, але й також нелінійні, ймовірнісні функції чи кластеризації. МГУА може бути корисним, тому що:

- знаходиться оптимальна складність структури моделі, адекватна до рівня завдань у вибірці даних. (Для вирішення реальних проблем із зашумленими чи короткими даними, спрощені прогнозуючі моделі виявляються більш точними);

- кількість шарів і нейронів у схованих шарах, структура і інші оптимальні параметри нейромереж знаходяться автоматично;

- гарантується знаходження найбільш точної чи незміщеної моделі – метод не пропускає найкращого рішення під час перебору всіх варіантів (у заданому класі функцій);

- будь-які нелінійні функції чи ознаки, що можуть мати вплив на вихідну змінну використовуються як вхідні аргументи;

- автоматично знаходить інтерпретувемі взаємозв'язки у даних і обираються ефективні вхідні змінні;

- переборні алгоритми МГУА досить просто запрограмувати;

- мережі МГУА використовуються для підвищення точності інших алгоритмів моделювання;

- метод використовує інформацію безпосередньо з вибірки даних і мінімізує вплив апріорних припущень автора про результати моделювання;

- дає можливість знаходження незміщеної фізичної моделі об'єкта (закону чи кластеризації) – однієї і тої ж для всіх майбутніх вибірок.

Досить загальною постановкою задачі структурно-параметричної ідентифікації, або побудови моделей за експериментальними даними, може бути зведена до пошуку екстремуму деякого критерію CR на безлічі різних моделей ζ .

$$f^* = \arg \min_{f \in \zeta} CR(f). \quad (1)$$

Очевидно, що (1) не містить вичерпного формулювання завдання, тому додатково необхідно: задати вид і обсяг вихідної інформації; вказати клас базисних функцій (операторів), з яких формується множина ζ ; визначити спосіб генерації моделей f разом із методом оцінювання параметрів; вибрати критерій порівняння моделей; вказати метод мінімізації CR. Уточнимо цю постановку, припустивши, що задана вибірка $W = [Xy]$, що містить n точок спостережень, що утворюють матрицю

$$X = \{x_{ij}, i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m\}$$

і вектор $y = (y_1 \dots y_m)^T$, при $n \geq m$.

У загальному випадку процес розв'язання задачі структурно-параметричної ідентифікації (1) включає до себе, насамперед, такі основні етапи:

1. Завдання вибірки даних (отриманої в результаті пасивного або активного експерименту), а також апріорної інформації.

2. Вибір або завдання класу базисних функцій і перетворення даних.

3. Генерація різних структур моделей в обраному класі.

4. Оцінювання параметрів генерованих структур і формування множини F .

5. Мінімізація заданого критерію $CR(f)$ та вибір оптимальної моделі f .

6. Перевірка адекватності отриманої оптимальної моделі.

7. Ухвалення рішення про завершення процесу.

Перераховані етапи описують довільний процес побудови моделей, причому залежно від апріорної інформації і цілі моделювання ті чи інші етапи можуть бути відсутні. Наприклад, у випадку задачі параметричної ідентифікації множина F складається з однієї моделі (задається одна структура), тобто виключається п'ятий етап процесу.

У цілому завдання ідентифікації полягає у формуванні за даними вибірки деякої множини моделей різної структури виду:

$$\hat{y}_f = f(X, \theta_f) \quad (2)$$

і знаходження оптимальної моделі за умовою:

$$f^* = \arg \min_{f \in F} CR(y, (X, \hat{\theta}_f)), \quad (3)$$

при чому оцінка параметрів для кожної моделі $f \in F$ є рішенням ще однієї екстремальної задачі виду:

$$\hat{\theta}_f = \arg \min_{\theta_f \in R^m} QR(y, X, \theta_f), \quad (4)$$

де θ_f називається складністю моделі f і дорівнює числу ненульових компонент в моделі виду (2,3), а QR - критерій якості розв'язку задачі параметричної ідентифікації кожної приватної моделі, що генерується в задачі структурної ідентифікації.

Більшість алгоритмів МГУА використовують поліноміальну базисну функцію. Загальна зв'язок між вхідними і вихідними змінними може бути виражений у вигляді функціонального ряду Вольтерра, дискретним аналогом якого є поліном Колмогорова-Габора:

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^M a_i x_i + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^M a_{ijk} x_i x_j x_k, \quad (5)$$

де $X = (x_1, x_2, \dots, x_M)$ вхідний вектор змінних; $A(a_1, a_2, \dots, a_M)$ – вектор коефіцієнтів або ваг.

Компонентами вхідного вектора X можуть бути незалежні змінні, функціональні форми або кінцеві різниці члени. Інші нелінійні базисні функції, наприклад диференціальні, логістичні, імовірнісні або гармонійні також можуть бути застосовані для побудови моделі. Метод дозволяє одночасно отримати оптимальну структуру моделі та залежність вихідних параметрів від обраних найбільш значущих вхідних параметрів системи [6].

В роботі використані два алгоритми МГУА: комбінаторний та нейромережевий.

Комбінаторний алгоритм МГУА. Комбінаторна модель МГУА є поліноміальною функцією, ліній-

ною за параметрами. Комбінаторна модель є підмножиною умови поліноміальної функції, що генеруються з даного набору змінних. Наприклад, якщо модель даних – це набір з двох вхідних змінних x_1 і x_2 і вихідної (цільової) змінної y , то зазвичай використовується квадратичний поліном, для якого буде проводитися оптимізація:

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1x_2 + a_4x_1^2 + a_5x_2^2. \quad (6)$$

Сила поліноміальної функції визначається користувачем, а також може являти собою лінійну функцію, тобто потужність дорівнює одиниці. Комбінаторний алгоритм МГУА вибирає оптимально складну модель, наприклад, $y = a_0 + a_3 \cdot x_1 \cdot x_2$ як підмножину повного полінома з найменшою помилкою в моделі даних. Етап попередньої обробки даних дозволяє застосовувати різні оператори до змінних x_1 і x_2 , наприклад, експоненту, сигмовидну функцію, лаги часових рядів, і так далі. Але остаточна модель все одно буде лінійною за параметрами. Повний комбінаторний пошук компонентів моделі часто займає надто багато часу, тому ми можемо обмежити його в пошуках моделей з не більш ніж n членів. Наприклад, моделі тільки з двома умовами дозволяють шукати серед 100 000 змінних, а то й більш великих наборів. У той же час повний пошук не рекомендується для модельних просторів із більш ніж 25 поліноміальними або лінійними умовами. Комбінаторний алгоритм МГУА в цілому є трудомістким алгоритмом. Його застосування в якості автономного алгоритму є практично корисним для вибору змінних або складнощів із лімітом 3–7 параметрів моделі, що дозволяє обробляти 500–100 змінних.

Алгоритм нейромережі МГУА. МГУА-подібні нейронні мережі, також відомі як поліноміальні нейронні мережі, використовують комбінаторний алгоритм для оптимізації нейронного зв'язку. Алгоритм ітеративно створює шари нейронів з двома або більше входами. Алгоритм зберігає тільки обмежений набір оптимально складних нейронів, які позначаються як початкова ширина шару. Кожен новий шар створюється за допомогою двох або більше нейронів, взятих з будь-якого з попередніх шарів. Кожен нейрон у мережі застосовує передавальну функцію (зазвичай з двома змінними), що дозволяє комбінаторному пошуку вибрати передавальну функцію, що прогнозує дані найбільш точно. Передавальна функція зазвичай має квадратичну або лінійну форму.

МГУА-подібні мережі створюють багато шарів, але шари сполук є настільки рідкісними, що їх число може бути як кілька з'єднань на один шар.

Як вже згадувалось вище, алгоритм повертає тільки обмежену кількість нейронів з кожного шару; так як кожен новий шар можна підключити до попереднього то шару ширина постійно зростає. З урахуванням того, як рідко верхніх шарів населення покращують кількість моделей ми ділимо додатковий розмір наступного шару на два і генеруємо тільки половину нейронів, отриманих на попередньому шарі, тобто кількість нейронів N в шарі $k \in N_k = 0.5 \cdot N_{k-1}$. Це робить евристичний алгоритм швидше, в той час як можливість знизити якість моделі низька.

Генерація нових шарів зазвичай припиняється, коли новий шар не може показати кращу тестувальну точність, ніж попередній шар. Однак, також припиняється створення нових шарів, якщо помилка тестування була знижена менш ніж на 1 %, або якщо число шарів досягло певної визначеної межі.

Генерація нових шарів зазвичай припиняється, коли новий шар не може показати кращу тестувальну точність, ніж попередній шар. Однак, також припиняється створення нових шарів, якщо помилка тестування була знижена менш ніж на 1 %, або якщо число шарів досягло певної визначеної межі.

Аналіз вхідних даних. Фінансові результати діяльності підприємства характеризуються приростом суми власного капіталу (чистих активів), основним джерелом якого є прибуток від операційної, інвестиційної, фінансової діяльності, а також отриманий унаслідок надзвичайних обставин.

Прибуток – це частина чистого доходу, який безпосередньо одержують підприємства після реалізації продукції як винагороду за вкладений капітал і ризик підприємницької діяльності. Кількісно він становить різницю між сукупними доходами (після сплати податку на додану вартість, акцизного податку та інших відрахувань з виручки в бюджетні і небюджетні фонди) і сукупними витратами звітного періоду. Обсяг прибутку, рівень рентабельності залежать від виробничої, постачальницької, маркетингової, побутової, інвестиційної і фінансової діяльності підприємства. Тому ці показники характеризують усі сторони господарювання.

Таблиця 1 – Фінансові показники і їх складові

Фінансовий показник	Складові фінансового показника
Реалізація товарів і послуг	<ol style="list-style-type: none"> 1. Продукція власного виробництва 2. Товари для перепродажу 3. Інша реалізація товарів і послуг 4. Знижки за кількість 5. Резерв на повернення товару
Собівартість реалізованої продукції	<ol style="list-style-type: none"> 1. Сировина і матеріали 2. Заробітна плата 3. Амортизація 4. Витрати на оплату комунальних послуг 5. Собівартість товарів для перепродажу 6. Витрати по пенсійному забезпеченню 7. Інше

<i>Валовий прибуток</i>	Реалізація товарів і послуг + Собівартість реалізованої продукції
Комерційні, загальногосподарські та адміністративні витрати	<ol style="list-style-type: none"> 1. Заробітна плата (за винятком пенсійних витрат) 2. Транспортні послуги 3. Пенсійні витрати 4. Податки (за винятком податку на прибуток) 5. Матеріали та запаси 6. Послуги охорони 7. Реклама і маркетинг 8. Амортизація основних засобів та нематеріальних активів 9. Аудиторські, консультаційні та юридичні послуги 10. Нарахування резерву за сумнівною заборгованістю 11. Комунальні послуги 12. Послуги в області інформаційних технологій і зв'язку 13. Ветеринарні послуги 14. Страхування 15. Банківські послуги 16. Ремонт і технічне обслуговування 17. Інше
Інші операційні (доходи) витрати	<ol style="list-style-type: none"> 1. Збиток від вибуття основних засобів 2. Надзвичайні збитки, пов'язані з приватизацією дочірнього підприємства
Прибуток від основної діяльності	Валовий прибуток + Комерційні, загальногосподарські та адміністративні витрати + Інші операційні (доходи) витрати
Інші доходи і витрати, нетто	<ol style="list-style-type: none"> 1. Витрати по відсотках 2. Плата за надання кредитів 3. Плата за дострокове погашення кредиту ЄБРР 4. (Прибуток) / збиток від курсових різниць 5. Прибуток від списання боргів 6. Прибуток від дострокового погашення облігацій 7. Інші фінансові (доходи) та видатки, нетто
Прибуток від триваючої діяльності до оподаткування, частки міноритарних акціонерів і надзвичайних доходів	Прибуток від основної діяльності + Інші доходи і витрати, нетто
Податок на прибуток	
Частка міноритарних акціонерів	
Чистий прибуток	Прибуток від триваючої діяльності до оподаткування, частки міноритарних акціонерів та надзвичайних доходів + Податок на прибуток + Частка міноритарних акціонерів

Практична реалізація та аналіз отриманих результатів.

Прогнозування основних видів доходів та витрат.

Прогнозування часових рядів виконувалося в програмному середовищі GMDH Shell. GMDH Shell є простим, але потужним програмним забезпеченням для інтелектуального аналізу даних і прогнозування на основі МГУА. За допомогою GMDH Shell можна досліджувати дані, побудувати регресійну модель, застосувати раніше отриману модель для прогнозування.

Побудова моделі МГУА здійснюватиметься в два етапи:

– застосування МГУА на отриманих, за допомогою програм, даних для складання прогнозу вихідного параметра;

– прогнозування вхідних параметрів за допомогою методу авторегресійного інтегрування середньої змінної (ARIMA – Auto regressiv eintegrated moving average) [7].

Горизонт прогнозу приймаємо – три роки.

1) Комбінаторний

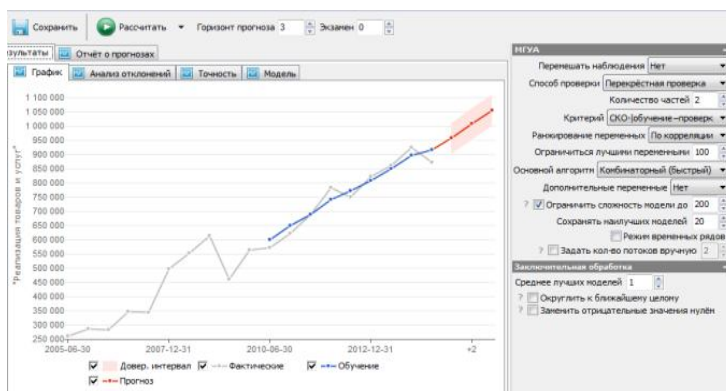


Рисунок 1 – Прогнозування комбінаторним алгоритмом

Таблица 2 –Результаты прогнозування комбінаторним алгоритмом

ID	2012-06-30	2012-12-31	2013-06-30	2013-12-31	2014-06-30	+1	+2	+3
Фактичні	749255,00	821064,00	859560,00	925359,00	872256,00			
Прогноз	770515,14	808739,53	850506,72	896760,96	916470,46	957350,20	1008491,90	1056324,24
Відхилення	21260,14	-12324,47	-9053,28	-28598,04	44214,46			
% відхилення	2,84	-1,50	-1,05	-3,09	5,07			

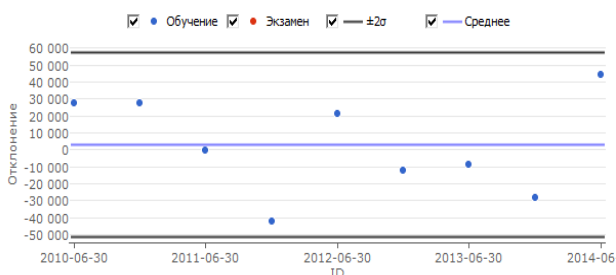


Рисунок 2 – Графік відхилень

Як видно з результатів, відсоток відхилень варіюється від 1 до 5, що при такій невеликій вибірці можна вважати досить непоганим результатом. Графік відхилень також демонструє що відхилення знаходяться в допустимих нормах.

2) Нейромережа МГУА

Таблица 3 – Результаты прогнозування алгоритмом нейромережі

ID	2012-06-30	2012-12-31	2013-06-30	2013-12-31	2014-06-30	+1	+2	+3
Фактичні	749255,00	821064,00	859560,00	925359,00	872256,00			
Прогноз	756894,43	818752,25	835603,64	891776,68	915272,08	973408,49	978034,69	1114766,97
Відхилення	7639,43	-2311,75	-23956,36	-33582,32	43016,08			
% відхилення	1,02	-0,28	-2,79	-3,63	4,93			

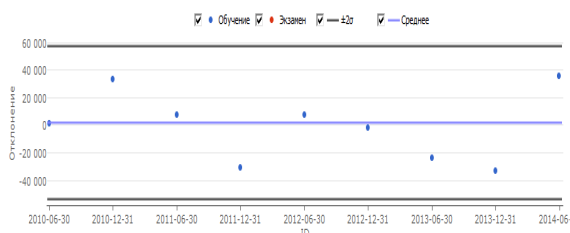


Рисунок 4 – Графік відхилень результатів нейромережевого алгоритму

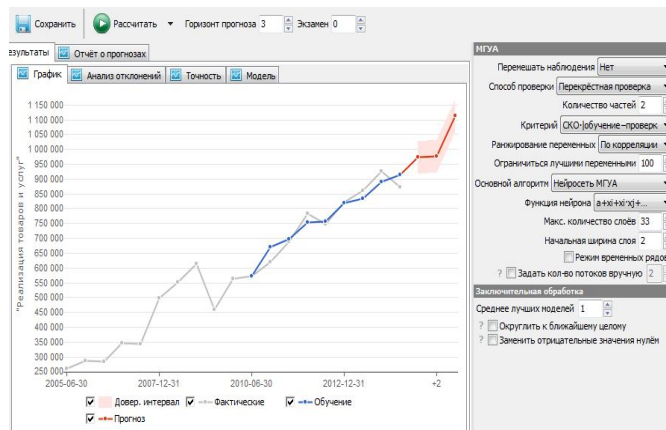


Рисунок 3 – Прогнозування алгоритмом нейромережі

Порівнявши результати прогнозування обома алгоритмами можна зробити висновок, що алгоритм нейромережі МГУА є більш ефективним, оскільки відсоток відхилень нижчий від комбінаторного методу. Отже в наступних прогнозах буде використовуватися саме цей алгоритм.

Прогнозування основних економічних показників ГС. Першим етапом прогнозування є вибір даних:

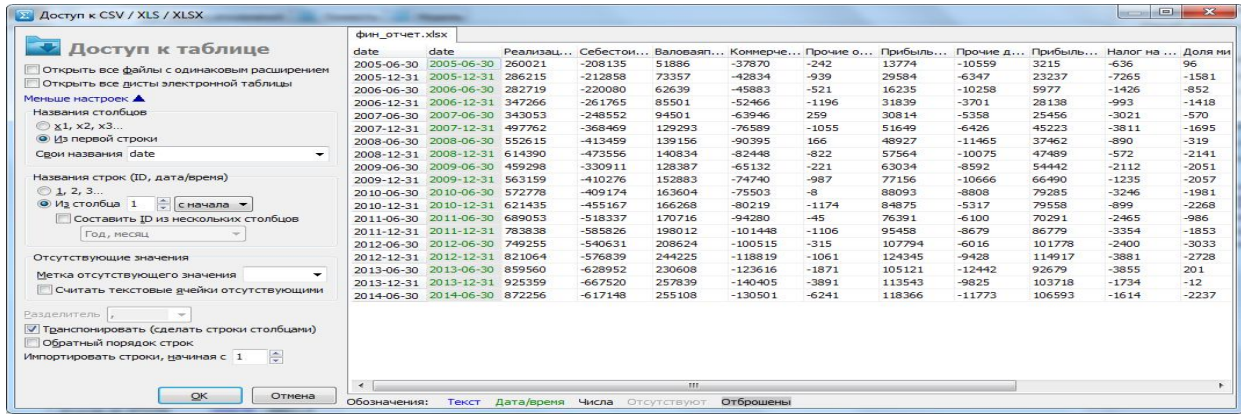


Рисунок 5 – Вибір таблиці даних

Спрогнозуємо основні економічні показники, крім комерційних, загальногосподарських та адміністративних витрат (вони будуть спрогнозовані в наступному пункті).

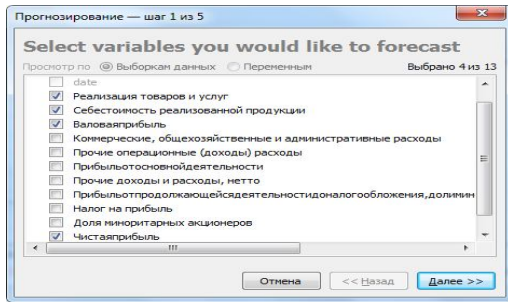


Рисунок 6 – Вибір змінних

1) Собівартість реалізованої продукції.

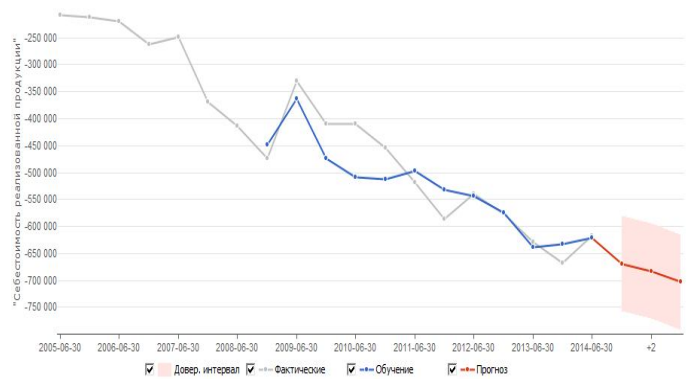


Рисунок 7 – Спрогнозований графік собівартості реалізованої продукції

Горизонт прогнозу – трироки. Алгоритм – нейромережа МГУА.

Маємо наступні результати:

Таблиця 4 – Результати прогнозування собівартості реалізованої продукції

ID	2012-06-30	2012-12-31	2013-06-30	2013-12-31	2014-06-30	+1	+2	+3
Фактичні	-540631,00	-576839,00	-628952,00	-667520,00	-617148,00			
Прогноз	-542742,98	-575532,27	-638249,42	-632305,32	-621516,72	-668951,84	-682330,24	-703285,92
Відхилення	-2111,98	1306,73	-9297,42	35214,68	-4368,72			
% відхилення	0,39	-0,23	1,48	-5,08	0,71			

2) Валовий прибуток

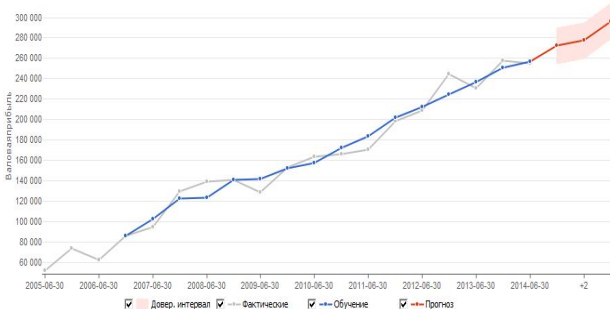


Рисунок 8 – Спрогнозований графік валового прибутку

3) Чистий прибуток

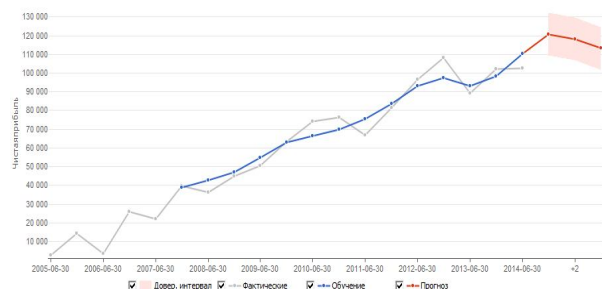


Рисунок 9 – Спрогнозований графік чистого прибутку

Таблиця 5 – Результати прогнозування валового прибутку

ID	2012-06-30	2012-12-31	2013-06-30	2013-12-31	2014-06-30	+1	+2	+3
Фактичні	208624,00	244225,00	230608,00	257839,00	255108,00			
Прогноз	212501,54	235010,99	236704,68	250826,16	256737,85	272138,80	277509,74	296477,19
Відхилення	3877,54	-9214,01	6096,68	-7012,84	1629,85			
% відхилення	1,86	-3,77	2,64	-2,72	0,64			

Таблиця 6 – Результати прогнозування чистого прибутку

ID	2012-06-30	2012-12-31	2013-06-30	2013-12-31	2014-06-30	+1	+2	+3
Фактичні	96345,00	108308,00	89025,00	101972,00	102742,00			
Прогноз	93168,96	97520,27	93109,21	98208,13	107284,16	120877,56	118231,73	113259,56
Відхилення	-3176,04	-10787,73	4084,21	-3763,87	4542,16			
% відхилення	-3,30	-9,96	4,59	-3,69	4,42			

Отже, можна зробити висновки, що до 31.12.2015:

1. Обсяг реалізації товарів і послуг зросте на 27,8 %;
2. Собівартість продукції зросте на 13,9 %;
3. Валовий прибуток зросте на 16,2 %;
4. Чистий прибуток зросте на 10,2 %.

Прогнозування основних видів витрат на виробництво. Основними витратами на виробництво є комерційні, загальногосподарські та адміністративні витрати. Спрогнозуємо комерційні, загальногосподарські та адміністративні витрати в цілому:

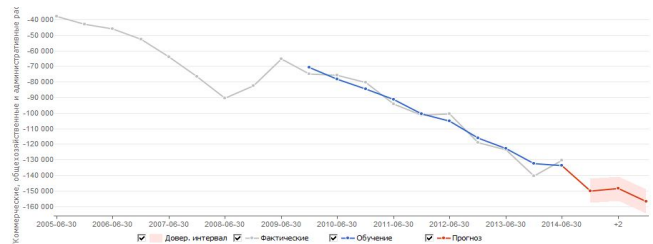


Рисунок 10 – Графік прогнозу комерційних, загальногосподарських та адміністративних витрат

Таблиця 7 – Результати прогнозування витрат

ID	2012-06-30	2012-12-31	2013-06-30	2013-12-31	2014-06-30	+1	+2	+3
Фактичні	-100515,00	-118819,00	-123616,00	-140405,00	-130501,00			
Прогноз	-105087,58	-115974,93	-122698,11	-132594,44	-133512,68	-149874,74	-148539,30	-151579,41
Відхилення	-4572,58	2844,07	917,89	7810,56	-3011,68			
% відхилення	4,55	-2,39	-0,74	-5,06	2,31			

З таблиці видно, що витрати в наступному році зростуть на 16,5 %.

Аналогічно до переднього алгоритму прогнозування спрогнозуємо ці показники.

Таблиця 8 – Прогнозовані дані витрат та їх збільшення порівняно з попередніми даними

Витрати	30.06.2014	31.12.2014	30.06.2015	31.12.2015	%
1) Заробітна плата (за виключенням пенсійних витрат)	50 213	54492,25	59783,46	62844,82	19,18
2) Транспортні послуги	14 819	16608,52	16644,90	18864,45	13,80
3) Пенсійні витрати	9 261	9621,08	10971,03	11687,31	15,40
4) Податки (за виключенням податку на прибуток)	6 803	6639,46	7429,98	6434,66	1,94
5) Матеріали та запаси	6 677	7160,99	7375,31	7285,96	9,12
6) Послуги охорони	5 865	7754,77	8358,61	8592,28	19,22
7) Реклама і маркетинг	5 430	3769,15	3201,92	2165,93	4,34
8) Амортизація основних засобів і нематеріальних активів	5 219	4103,11	3452,15	5293,16	5,25
9) Аудиторські, консультаційні та юридичні послуги	1 958	3152,65	2018,69	3193,33	12,02
10) Витрати (відновлення) за сумнівною заборогованістю	1 864	2165,73	1104,56	2895,63	39,25
11) Комунальні послуги	1 861	2490,11	2650,48	2920,09	24,67
12) Послуги в області інформаційних технологій і зв'язку	1 558	1455,14	1647,54	2031,77	23,99
13) Ветеринарні послуги	1 528	1777,39	1783,10	1901,12	24,42
14) Страхування	1 242	1310,58	808,71	924,01	6,60
15) Банківські послуги	652	1188,03	826,14	1066,41	31,35
16) Ремонт і технічне обслуговування	648	1045,84	783,69	998,94	23,29
17) Інше	14 903	16397,06	17370,59	18394,57	23,43
Загальне збільшення витрат					16,54

ВИСНОВКИ. Ефективне функціонування підприємства в сучасних умовах неможливе без використання в управлінні методів прогнозування. Саме прогнозування є ефективним інструментом при прийнятті обґрунтованих управлінських рішень, дає імовірнісне припущення про можливий стан підприємства в майбутньому. Наявність прогнозу дає змогу уникнути помилкових рішень, запобігти небажаним подіям. Отже прогнозування є одним із засобів розробки стратегії управління ГС. Проведено аналіз основних видів доходів і витрат на виробництво ГС станом на 30 червня 2014 року.

На основі відповідних комбінованих і консолідованих проміжних звітів про прибутки і збитки було проведено прогнозування основних доходів і комерційних, загальногосподарських та адміністративних витрат. Були вирішені наступні задачі:

1. Зібрано та систематизовано дані для прогнозування.
2. Проаналізовано зібрані дані.
3. Інтерпретовано результати у вигляді графіків і діаграм.
4. Проведено процедуру прогнозування часових рядів.
5. Проаналізовано ефективність та точність прогнозування.

Розроблений прогноз на основі нейромережевого алгоритму МГУА продемонстрував хороші показники ефективності, що свідчить про надійність прогнозованих даних. Перспективами подальших розробок є підвищення якості прийнятих рішень в СППР шляхом переходу до інноваційних складових суспільного виробництва і значного підвищення його ефективності. Ці процеси передбачають більш детальне наукове обґрунтування, забезпечення оптимальності рішень, які приймаються в процесі керування господарюючими суб'єктами. Під-

рунтям таких рішень є перспективне планування і наукове прогнозування.

ЛІТЕРАТУРА

1. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным / А.Г. Ивахненко, Ю.П. Юрачковский. – М.: Радио и связь, 1987. – 120 с.
2. Бояринов Ю.Г. Использование нейро-нечеткого метода группового учета аргументов для построения моделей региональных социально-экономических систем // Информационные технологии моделирования и управления. – 2006. – Вып. 4 (29). – 6 с.
3. Зайченко Ю.П., Засць І.О. Порівняльний аналіз прогнозуючих моделей, побудованих за допомогою нечіткого та нечіткого алгоритмів МГУА з використанням різних алгоритмів генерації нечітких прогнозуючих моделей // Матеріали міжнар. Семінару з індуктивного моделювання. – Київ: НАН України, МНН інформ. технол. та систем. – 2007. – №4. – С. 158–165.
4. Бидюк П.І., Гасанов А.С., Вавилов С.Е. Анализ качества оценок прогнозов с использованием метода комплексирования // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2013. – № 4. – С. 7–16.
5. Синеглазов В.М., Чумаченко Е.І., Горбатюк В.С. Метод решения задачи прогнозирования на основе комплексирования оценок // Индуктивное моделирование сложных систем. – 2012. – Вып. 4. – С. 214–223.
6. Литвинов В.В., Задорожний А.А. Создание блочных моделей систем и процессов с использованием метода группового учета аргументов // Математичні машини і системи. – 2012. – № 2. – С. 107–116.
7. GMDH Shell [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://www.machinelearning.ru/GMDH_Shell.

THE ALGORITHMS OF THE GROUP METHOD OF DATA HANDLING FOR SHORT-TERM FORECASTING

E. Skakalina

Poltava National Technical Yuri Kondratyuk University

Prosp. Pershotravnevyi, 24, Poltava, 36011, Ukraine. E-mail:elena.skakalina@bk.ru

Paper deals with the technique of short-term forecasting of main economic indicators of industrial activity of the economic entity (goods and services, prime cost of sold goods, gross revenue, net revenue, selling, general administrative costs) using a modification of the classical group method of data handling (GMDH), comparing the effectiveness of combinatorial and neural network algorithms of GMDH. The analysis of the forecasting methods and the choice of neural network algorithm GMDH when performing research is made. It is compiled the optimal model structure and the dependence of the output parameters from the selected input parameters of the system. The analysis of economic indicators of economic entities is carried out. Graphic visualization of research results is performed. The effectiveness of use of GMDH algorithms modifications for forecasting of the production trends for up to 3 years is shown. The pattern of data change is revealed. The accuracy of the results is evaluated.

Key words: group method of forecasting, neural network algorithm, information technology, and economic indicators.

REFERENCES

1. Ivakhnenko, A.G. (1987), *Modelirovanie slozhnykh sistem po eksperimentalnyim dannym* [Modeling of complex systems based on experimental data], Radio and Communication, Moscow, Russia.
2. Boyarinov, Y., (2006), "Use of neuro-fuzzy group method of accounting arguments for building models of regional socio-economic systems", *Information technologies for modeling and control*, no. 4 (29), pp. 428–432.
3. Zaichenko, Y.P., Zaets, I.O. (2007), "Comparative analysis of the predictive models built using fuzzy algorithms and fuzzy GMDH using different algorithms for generating fuzzy prediction models", *Proceedings of the Intern. Conference on inductive modeling, National Academy of Sciences Ukraine*, INNS inform.technology and systems, no. 4, pp. 158–165.
4. Biduk, P.I., A. Hasanov, S., Vavilov, S.E. (2013), "Analysis of the Quality Assessments of forecasts using the method of complexation", *System research and information technologies*, no. 4, pp. 7–16.
5. Sineglazov, S.M., Chumachenko, E.I., Gorbatyuk, S.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.
6. Litvinov, V.V., Zadorozny A.A. (2012), "Creating block models of systems and processes using the method of group method of data handling", *Mathematical machines and system*, no. 2, pp. 107–116.
7. GMDH Shell, (2014), available at: http://machinelearning.ru/GMDH_Shell (accessed December 15, 2014).

Стаття надійшла 10.02.2015.