

# Індуктивні методи прогнозування та аналізу складних економічних систем

Івахненко О.Г.

Кібернетичний Центр НАН України

Івахненко Г.О.

Національний Інститут Стратегічних Досліджень

Україна, Київ-34 п/с 298-9, тел: 224-7323, 242-2581, email: [gai@gmdh.kiev.ua](mailto:gai@gmdh.kiev.ua),  
<http://GMDH.i.am>

***Абстракт:** Індуктивні методи дають єдину можливість до отримання точної ідентифікації або прогнозу різних складних процесів у випадку коротких або зашумлених вхідних даних. На відміну від дедуктивних методів моделювання або нейронних мереж, результатом є явні математичні моделі, отримані за відносно малий час. Для погано-обумовлених об'єктів з високим рівнем завад кращі результати отримані за допомогою методу комплексування аналогів. Нейронні мережі МГВА з активними нейронами застосовуються для підвищення точності багатьох алгоритмів моделювання складних систем. Наведені приклади прогнозування економічних систем за різними алгоритмами самоорганізації.*

## 1. Вступ

Проблеми моделювання складних економічних систем взагалі можуть бути вирішені за допомогою дедуктивних логіко-математичних або за допомогою індуктивних переборних методів. Дедуктивні та імітаційні методи мають переваги у випадку досить простих задач моделювання, коли відома теорія об'єкту, що моделюється, і тому можлива розробка моделі виходячи з фізично-заснованих принципів, застосовуючи знання людини щодо процесів у об'єкті.

Прийняття рішень у таких сферах як аналіз процесів у макроекономіці, фінансовому прогнозуванні, перевірці надійності фірм, аналіз балансу вимагають засобів, що здатні отримувати точні моделі на основі прогнозів процесів. Між тим виникають проблеми, що пов'язані з великим числом змінних, дуже малою кількістю спостережень і невідомими динамічними зв'язками між змінними. Такі економічні об'єкти є складними погано-обумовленими системами, що характеризуються:

- ♦ недостатньою апіорною інформацією;
- ♦ великою кількістю параметрів, що не вимірюються;
- ♦ зашумленими або короткими вибірками даних ;
- ♦ погано-обумовленими об'єктами з розмитими характеристиками.

Такі проблеми не можуть бути розв'язані дедуктивними логіко-математичними методами з достатньою точністю. У цьому випадку здобуття знань з даних, тобто знаходження моделі на основі експериментальних вимірів має переваги у випадку досить складних

об'єктів. Такі об'єкти містять мінімальне апріорне знання або не мають визначеної теорії взагалі. Це особливо вірно для об'єктів з розмитими характеристиками.

Ці проблеми можуть бути вирішені за допомогою Методу Групового Врахування Аргументів (МГВА), котрий знаходить знання про об'єкт безпосередньо з вибірки даних. Це індуктивний переборний метод, котрий має переваги для досить складних об'єктів, що не мають визначеної теорії, зокрема для об'єктів з розмитими характеристиками. Алгоритми МГВА знаходять єдину оптимальну для кожної вибірки модель за допомогою повного перебору всіх можливих моделей-кандидатів та операції їх оцінки за зовнішнім точностним чи балансным критерієм [1,2] на незалежній підвибірці даних.

## **2. Метод Групового Врахування Аргументів (МГВА)**

### **2.1. Визначення**

Підхід МГВА заснований на переборі моделей, що поступово ускладнюються, і їх оцінці по зовнішньому критерію В якості вхідних змінних можуть бути використані будь-які параметри, що можуть впливати на процес. Комп'ютер сам знаходить структуру моделі та ступінь впливу параметрів на вихідну величину. Кращою є та модель, що веде до мінімального значення зовнішнього критерію.

МГВА розроблений для моделювання складних систем, прогнозу, ідентифікації та апроксимації багатофакторних систем, діагностики, розпізнавання образів та кластеризації вибірки даних. Аналітично доведено, що тільки за допомогою цього індуктивного методу самоорганізації для неточних, зашумлених або коротких вибірок даних може бути знайдена єдина оптимальна нефізична модель, точність прогнозу якої вище та структура простіше ніж структура звичайної повної фізичної моделі.

З 1967 року було зроблено багато практичних застосувань підходу МГВА до моделювання економічних, фінансових, екологічних, медичних та військових об'єктів у всіх розвинених країнах [3]. Метод широко застосовується у світі за допомогою розроблених у США компанією Ward Systems Group, Inc. комерційного програмного пакету 'NeuroShell2', розробленого AbTech Corp. 'ModelQuest', Barron Associates Co. 'ASPN', у Німеччині використовується програмний засіб 'KnowledgeMiner' розроблений DeltaDesign Software Berlin та багато інших, що розроблені окремими групами дослідників. Ці програми використовують алгоритми МГВА для аналізу та прогнозування різних складних систем. Бажано, щоб на Україні цей метод також ширше використовувався.

У економічній області, за роки досліджень метод було вдало застосовано, наприклад до:

- ♦ Ідентифікації процесу інфляції економіки Великобританії [1];
- ♦ Моделювання економіки Великобританії для відновлення керуючих законів у системі;
- ♦ Аналізу та передбачення показників економічних процесів у Німецькій Демократичній Республіці;

- Прогнозу та оцінки головних діючих факторів у економіці США [1];
- Оптимізації за сценарієм 'якщо-то' та нормативного прогнозування курсу долара у період Перської нафтової кризи;
- Прогнозування індексів біржового ринку у Нью-Йорку;
- Оптимізації індексів світової динаміки;
- Оптимізації портфеля акцій на Франкфуртській біржі;
- Нормативного прогнозування процесів у макроекономіці України.

Останні розробки МГВА привели до створення експертних систем на основі нормативного прогнозування систем (за сценарієм "якщо-то") та оптимізації керування за допомогою алгоритмів спрощеного лінійного програмування і нейромереж з активними нейронами [4]. В таких нейромережах окремі алгоритми моделювання використовуються як нейрони багаторядної нейромережі. Це дає можливість підвищити точність прогнозу, апроксимації чи розпізнавання образів вище меж, що досягаються звичайними нейромережами з простими нейронами або звичайними статистичними методами.

## 2.2. Опис методу

Було надруковано багато статей, більше 20 книг та монографій та захищено більше 230 дисертацій, присвячених теорії Методу Групового Врахування Аргументів (МГВА) та його застосуванню. Були розроблені методи математичної індукції для розв'язання порівняно простих проблем. МГВА може розглядатися як подальший розвиток цих методів для вирішення більш складних практичних проблем. Він вирішує проблему обробки вибірок спостережень. Метою є отримання математичної моделі об'єкту (задача ідентифікації та розпізнавання образів) чи опису процесів, що відбудуться для об'єкту у майбутньому (задача прогнозування). МГВА вирішує за допомогою процедури перебору, багатовимірну проблему оптимізації моделі:

$$\tilde{g} = \arg \min_{g \in G} CR(g), \quad CR(g) = f(P, S, \xi^2, T, V) \quad (1)$$

де:  $G$  – множина моделей, що розглядаються,  $CR$  – зовнішній критерій якості моделі  $g$  з цієї множини;  $P$  – кількість множин змінних;  $S$  – складність моделі;  $\xi^2$  – дисперсія завад;  $T$  – число трансформацій вибірки даних;  $V$  – кількість видів референтної функції. Для базової референтної функції кожна множина змінних відповідає певній структурі моделі  $P = S$ . Задача трансформується до більш простої одновимірної:

$$CR(g) = f(S),$$

коли  $\xi^2 = \text{const}$ ,  $T = \text{const}$  та  $V = \text{const}$ .

В основі лежить переборна процедура, тобто послідовна перевірка моделей, що вибираються з множини моделей-кандидатів у відповідності до вибраного критерію. Більшість алгоритмів МГВА використовують поліноміальну базисну функцію. Загальний зв'язок між вхідними та вихідними змінними може бути виражений у вигляді

функціонального ряду Вольтерра, дискретним аналогом якого є поліном Колмогорова-Габора [1]:

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

де  $X(x_1, x_2, \dots, x_M)$  - вхідний вектор змінних;

$A(a_1, a_2, \dots, a_M)$  - вектор коефіцієнтів чи ваг.

Компонентами вхідного вектора  $X$  можуть бути незалежні змінні, функціональні форми чи кінцеві різницеві члени. Інші нелінійні базисні функції, наприклад диференційні, логістичні, ймовірнісні або гармонійні також можуть бути застосовані для побудови моделі. Метод дозволяє одночасно отримати оптимальну структуру моделі та залежність вихідних параметрів від вибраних найбільш значимих вхідних параметрів системи.

Теорія МГВА вирішує проблеми:

- ◆ Довгострокового прогнозування [3,18];
- ◆ Короткострокового передбачення процесів та подій [2];
- ◆ Ідентифікації фізичних залежностей при точних даних;
- ◆ Апроксимації багатофакторних процесів;
- ◆ Екстраполяції фізичних полів [4];
- ◆ Кластеризації вибірок даних [5];
- ◆ Розпізнавання образів у випадках неперервних та дискретних змінних;
- ◆ Діагностики та розпізнавання ймовірнісними переборними алгоритмами [6];
- ◆ Нормативного прогнозування векторних процесів [7];
- ◆ Безмодельного прогнозування за допомогою комплексування аналогів [8];
- ◆ Самоорганізації подвійно-багаторядних нейромереж з активними нейронами [9,10].

У [12] було отримано теоретичні засади ефективності МГВА як адекватного методу для побудови робастних прогнозуючих моделей, що головним чином визначаються автоматичною генерацією моделей у заданому класі шляхом послідовного відбору найкращих з них за критерієм, що неявно за допомогою поділу вибірки даних бере до уваги рівень невизначеності.

Самоорганізаційне моделювання базується на статистичних навчальних мережах, що є мережами математичних функцій, які знаходять складні нелінійні зв'язки у компактному та швидко виконуваному вигляді. Такі мережі ділять проблему на керовані частини чи блоки і потім автоматично застосовують розвинені регресійні методи для вирішення кожної з цих більш простих проблем.

### **2.3. Алгоритми МГВА та 'МГВА-подібні' алгоритми**

Необхідно підкреслити різницю між оригінальними алгоритмами МГВА та 'МГВА-подібними' алгоритмами [11]. Перші працюють, знаходячи мінімум зовнішнього критерію

(рис.1) і таким чином реалізують об'єктивний вибір оптимальної моделі. Цей метод заснований на індуктивному підході: оптимальні моделі знаходяться за допомогою перебору можливих варіантів і оцінки їх за зовнішнім критерієм. Він вираховується на окремій частині вибірки даних, що не була використана для побудови моделей. Оптимальна модель може бути вибрана за двома критеріями: перший відбирає кращі моделі на кожному ряді перебору для структурної ідентифікації, а другий знаходить оптимальну модель. Процедура селекції зупиняється, коли досягнуте мінімальне значення критерію.

Другі 'МГВА-подібні' алгоритми працюють за характеристикою, що можна виразити як 'чим складніша модель – тим вона точніша'. Це вимагає введення певних порогів чи визначати коефіцієнти ваги у формулі внутрішнього критерію для знаходження моделі суб'єктивним шляхом. Але дійсні проблеми частіше представлені короткими або зашумленими вибірками даних. На жаль майже в усіх програмах типу МГВА (NeuroShell2, ModelQuest, ASPN) та дослідницьких роботах у США та Японії використовується цей дедуктивний підхід, який не є ефективним для такого виду даних.

Індуктивний підхід не усуває експертів чи забирає їх від комп'ютера, скоріше дає їм особливе положення. Експерти задають критерій відбору загального виду та інтерпретують отримані моделі. Вони мають можливість впливати на результат моделювання шляхом формулювання нового критерію. Комп'ютер стає об'єктивним

суддею у наукових суперечках, якщо ансамбль критеріїв узгоджений між експертами, що приймають участь у дискусії.

Людський елемент часто зумовлює помилки та необгрунтовані рішення. Об'єктивний вибір оптимальної моделі за екстремумом характеристики зовнішнього критерію у діючих індуктивних алгоритмах часто суперечить погляду дослідника.

Об'єктивні алгоритми дають можливість реалізувати дійсний штучний інтелект.

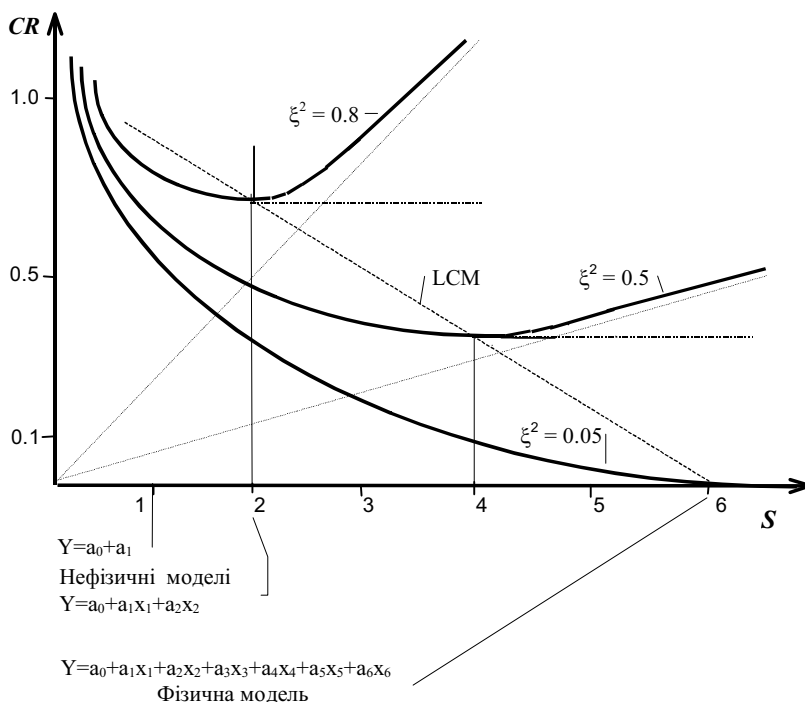


Рис.1. Залежність мінімальних значень зовнішнього критерію  $CR$  від складності моделі  $S$  при різному значенні дисперсії завад  $\xi^2$  у даних.

## 2.4. Особливі риси методу

Основною особливістю алгоритмів МГВА є те, що коли використовуються неперервні дані із завадами, він вибирає як оптимальну спрощену *нефізичну модель*. Тільки для точних чи дискретних даних алгоритми вибирають так звану *фізичну модель* – найбільш просту модель з усіх незміщених моделей.

Було доведено аналітично сходимість багаторядних алгоритмів МГВА до оптимуму [25] та доведено, що спрощені нефізичні моделі точніші від повних фізичних моделей (для неперервних та зашумлених даних для вирішення проблем прогнозу чи апроксимації, спрощені моделі є більш точними [12]). Треба зазначити, що цей висновок також має місце при виборі моделей на основі максимізації ентропії (підхід Акаїке), у мінімізації середнього ризику (підхід Вапніка), у теорії зв'язку та інших сучасних методах. Єдиним шляхом отримати нефізичні прогнозуючі моделі є застосування переборних алгоритмів МГВА. Зміну регулярності оптимальної структури прогнозуючих моделей у залежності від основних індексів невизначеності даних (рівня завад, довжини виборки даних, планування експерименту, кількості інформаційних змінних) було показано у [24,25,27].

Особливі риси МГВА такі:

- 1) Зовнішнє доповнення: Виходячи з роботи С.Біра [13], тільки критерій розрахований на новій незалежній інформації, може дати мінімум переборної характеристики. Для цього вибірка ділиться на частини для побудови та оцінки моделей.
- 2) Всі питання щодо вибору алгоритму, критерію, типу базисних функцій, розбиття вибірки даних мають визначатися за допомогою порівняння значень критерію - той варіант кращий, який веде до мінімального значення зовнішнього критерію.
- 3) Додаткове визначення моделі: У випадках, коли важко провести вибір оптимальної фізичної моделі через рівень завад чи осциляції залежності мінімуму критерію, має бути застосований додатковий дискримінаційний критерій [15]. Вибір головного критерію та обмежень переборної процедури є основною евристикою у МГВА.
- 4) Свобода вибору: Згідно з роботою Д.Габора [14], у багаторядних алгоритмах МГВА з одного рівня на наступний має передаватися не один, а кілька кращих результатів для забезпечення 'свободи вибору'.
- 5) Всі алгоритми мають багаторядну структуру і паралельне обчислення може бути застосоване для їх реалізації.

Найбільш часто використовуються критерії чотирьох типів: точності, погодженості, балансу та динамічні. В основному використовуються відомі критерії: "змінного контролю"  $PRR(s)$ , регулярності  $AR(s)$  та балансу змінних  $BL(s)$ . Оцінка їх ефективності (дослідження завадостійкості, оптимальності та адекватності) і їх порівняння з іншими критеріями детально виконано у [24,25,26,15].

Відмінність алгоритмів МГВА від інших алгоритмів структурної ідентифікації та селекції кращої регресії полягає у властивостях:

- Використання *зовнішнього критерію*, що базується на поділі вибірки даних та є адекватним до задачі побудови прогнозуючих моделей, за зменшенням потреб до об'єму первісної інформації;
- Значно більшою *різноманітністю генераторів структур*: використання як у регресійних алгоритмах шляхів повного чи зменшеного перебору варіантів структур та застосування оригінальних багаторядних ітераційних процедур;
- Більшим *ступенем автоматизації* – достатньо лише ввести первісні дані та вказати зовнішній критерій;
- Автоматичною *адаптацією* складності оптимальної моделі та зовнішніх критеріїв до рівня завад у системі чи порушень – ефект завадостійкості обумовлює робастність підходу;
- Запровадження принципу *некінцевих рішень* у процес поступового ускладнення моделей.

### 2.5. Спектр алгоритмів МГВА

Вирішення практичних задач та розвиток теорії МГВА привели до розробки широкого спектра програмних алгоритмів. Кожен з них відповідає деяким визначеним умовам їхнього застосування [17].

Таблиця 1. Спектр алгоритмів МГВА.

Змінні	Алгоритми МГВА	
	Параметричні	Непараметричні
Неперервні	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Комбінаторний (COMBI)</li> <li>- Багаторядний Ітераційний (MIA)</li> <li>- Об'єктивного Системного Аналізу (OCA)</li> <li>- Гармонічний (GA)</li> <li>- Двох-рівневий (ARIMAD)</li> <li>- Мультиплікативно-аддитивний</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Об'єктивної Комп'ютерної Кластеризації (ОКК);</li> <li>- Алгоритм кластеризації "Вказуючий Перст" (PF)</li> <li>- Комплексування Аналогів (AC)</li> </ul>
Дискретні та бінарні	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Гармонічної Редискретизації</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Ймовірностний алгоритм на основі Багаторядної Теорії Статистичних Рішень (MTSD)</li> </ul>

Алгоритми МГВА різняться, головним чином за способом генерування множини моделей-кандидатів, що підлягають перебору за заданим зовнішнім критерієм. Вибір алгоритму залежить від проблеми, рівня дисперсії завад, достатності вибірки даних та від того чи є

дані тільки неперервними. Робота алгоритмів МГВА має пряму аналогію з роботою садівника під час селекції нової рослини [11].

Основні алгоритми, вказані у таблиці 1, були розроблені для неперервних змінних. Серед параметричними алгоритмами [1,9] найбільш відомими є:

- ♦ базовий *Комбінаторний (COMBI)* алгоритм. Він полягає у повному чи скороченому переборі моделей, що поступово ускладнюються та оцінці їх за зовнішнім критерієм на окремій частині вибірки даних;
- ♦ *Багаторядний Ітераційний алгоритм (MIA)* використовує на кожному рівні переборної процедури однаковий частковий опис (правило ітерації). Він має використовуватися для обробки великої кількості змінних (до 1000).
- ♦ алгоритм *Об'єктивного Системного Аналізу (ОСА)*. Основною його рисою є те, що він перевіряє не окремі рівняння, а системи алгебраїчних чи диференціальних рівнянь, що отримуються за допомогою неявних шаблонів (без цільової функції). Перевага алгоритму в тому, що повніше використовується інформація з вибірки даних та отримуються взаємозв'язки між змінними.
- ♦ *Двох-рівневий (ARIMAD)* алгоритм для моделювання довгострокових циклічних (таких як біржові чи погодні) процесів. Використовуються системи поліноміальних чи різницевих рівнянь для ідентифікації моделей за двома часовими шкалами і потім вибирається найкраща пара моделей за значенням зовнішнього критерію. Для цього може бути використаний будь-який з приведених вище алгоритмів [23].

Також відомі параметричні алгоритми, що застосовують селекцію диференціальними, гармонічними чи гармонічно-експоненціальними функціями та Мультиплікативно-аддитивний алгоритм, в якому тестуються поліноміальні моделі, отримані за допомогою взяття логарифму від добутку значень вхідних змінних [18,19]. Результати параметричних алгоритмів МГВА доказали, що вони можуть бути дуже ефективними для моделювання об'єктів з не випадковими характеристиками, таких як економічні чи інженерні системи. У випадках коли моделювання містить об'єкти з розмитими характеристиками, більш ефективно використовувати непараметричні алгоритми МГВА, у яких функціональні моделі замінені на вибірку даних розділену на інтервали чи кластери. Такі алгоритми повністю вирішують проблему усунення зміщення оцінок коефіцієнтів. Непараметричні алгоритми наступні:

- Алгоритми *Об'єктивної Комп'ютерної Кластеризації (ОСС)* та *"Pointing Finger" (PF)*, що оперують з парами близько розміщених точок [5]. Він знаходить оптимальну фізичну кластеризацію яка є найбільш постійною на багатьох підвибірках даних. Це досягається побудовою двох ієрархічних дерев кластеризації та оцінкою за критерієм балансу [20];
- Алгоритм *Комплексування Аналогів (АС)*, використовує множину аналогів замість моделей чи кластеризацій [8]. Він рекомендується для найбільш зашумлених даних.



– Алгоритм, що базується на *Багаторядній Теорії Статистичних Рішень* [6]. Він використовується для розпізнавання та прогнозу процесів за бінарними даними та для контролю валідності даних, щодо перевірки можливих помилок експертів у них.

Останні розробки МГВА привели до створення нейромереж з активними нейронами, в яких реалізована подвійно-багаторядна структура: нейрони з багаторядною структурою об'єднані у багаторядну мережу. Нейронами є багаторядні алгоритми. Це дає можливість оптимізувати множину вхідних параметрів на кожному рівні, поки точність збільшується. Точність алгоритмів прогнозу, апроксимації чи розпізнавання образів може бути при цьому суттєво збільшена [9,10,34]. В цьому напрямі, що відповідає дії людської нервової системи, зв'язки між кількома нейронами не постійні, а змінюються залежно від самих нейронів. Такі активні нейрони можуть під час самоорганізаційного процесу оцінювати, які зв'язки потрібно мінімізувати, згідно з заданою цільовою функцією нейрона. Така нейромережа, що описана нижче, розглядається як засіб для підвищення точності задач штучного інтелекту та часу упередження за допомогою розширення області регресії.

Алгоритми МГВА можуть бути також застосовані як алгоритми підтримки прийняття рішень у експертних системах. Вони були застосовані нещодавно для вирішення проблем нормативного прогнозування (за сценарієм “якщо-то”) при виробленні сценаріїв змін при кризовому стані економіки та оптимального керування багатофакторними погано-обумовленими об'єктами. Багато об'єктів у макроекономіці, екології, виробництві та інших областях можуть бути описані з достатньою точністю за допомогою статичних алгебраїчних або різницевих рівнянь, які можуть бути трансформовані у задачі лінійного програмування за допомогою лінеаризації нелінійних членів. Алгоритми МГВА використовуються для оцінки дефляцій вихідних змінних від їх референтних оптимальних значень [7,21]. Алгоритм *Спрощеного Лінійного Програмування (SLP)* може бути використаний для створення експертних комп'ютерних радників, нормативного прогнозування та оптимізації керування усередненими змінними. Важливий приклад [10] дає прогноз ефектів експерименту. Алгоритм вирішує дві проблеми: підраховує результати заданого експерименту та визначає параметри, які мають досягти необхідних оптимальних значень. Таким чином, реалізація експериментів часто може бути замінена комп'ютерними експериментами.

Як було зазначено, розглянуті алгоритми МГВА були розроблені для неперервних змінних. На практиці, проте, вибірка часто включає змінні, дискретизовані на мале число рівнів або взагалі бінарні. Для розширення можливостей алгоритмів використовувати дискретизовані чи бінарні змінні був розроблений алгоритм *Гармонічної Редискретизації* [22].

Інформація про рівень дисперсії завад корисна для вибору адекватного алгоритму та скорочення часу обчислень. При малих дисперсіях завад можуть бути використані навчальні мережі МГВА, що базуються на звичайному регресійному аналізі застосовуючи

внутрішній критерій. Для значного рівня шуму рекомендуються алгоритми МГВА з зовнішнім критерієм. А для високого рівня шуму мають використовуватися алгоритми ОСС або комплексування аналогів [8].

### 2.5.1. Комбінаторний алгоритм МГВА (COMBI)

Блок-схема алгоритму наведена на рис.2. Вхідна вибірка даних являє собою таблицю яка містить  $N$  рівнів (точок) спостережень множини з  $M$  змінних. Вибірка поділяється на дві частини. Приблизно дві треті точок відносяться до навчальної підвибірки  $N_A$ , а одна третина точок, що залишилися (таким чином - кожна третя точка) з такою ж варіацією формують перевірочну підвибірку  $N_B$ . Перед розбиттям точки ранжуються за значенням варіації. Навчальна вибірка використовується для одержання оцінок коефіцієнтів полінома, а перевірочна підвибірка використовується для вибору структури оптимальної моделі, для якої зовнішній критерій регулярності  $AR(s)$  приймає найменші значення.

$$AR(s) = \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i(B))^2 \rightarrow \min \quad (2)$$

або краще застосовувати критерій перекрестного контролю (cross-validation)  $PRR(s)$  (він бере до уваги всю інформацію з вибірки даних та може бути підрахований без перерахування матриці для кожної перевірочної точки):

$$PRR(s) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - y_i(B)]^2 \rightarrow \min, \quad N_A = N - 1; \quad N_B = 1.$$

Для тестування моделі на відповідність за критерієм балансу вхідна вибірка даних поділяється на дві частини. Критерій вимагає вибору моделі, яка буде найбільш однаковою обох підвибірках. Критерій балансу буде знаходити єдину оптимальну фізичну модель тільки якщо вхідна вибірка зашумлена. Для отримання гладкої переборної кривої (рис. 1), яка дозволяє визначити правило зупинки переборної процедури, повний пошук проводиться на групах моделей однакової складності. Наприклад, перший рівень може використовувати інформацію з кожної однієї колонки вибірки даних таким чином що повний пошук ведеться серед всіх можливих моделей виду:

$$y = a_0 + a_1 x_i, \quad i = 1, 2, \dots, M. \quad (3)$$

Нелінійні члени можуть бути враховані як нові вхідні змінні у вибірці даних. Вихідна змінна визначається наперед експериментатором. На наступному рівні перебираються всі моделі виду:

$$y = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j, \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

Моделі оцінюються на відповідність за критерієм і так далі, поки значення критерію зменшується.

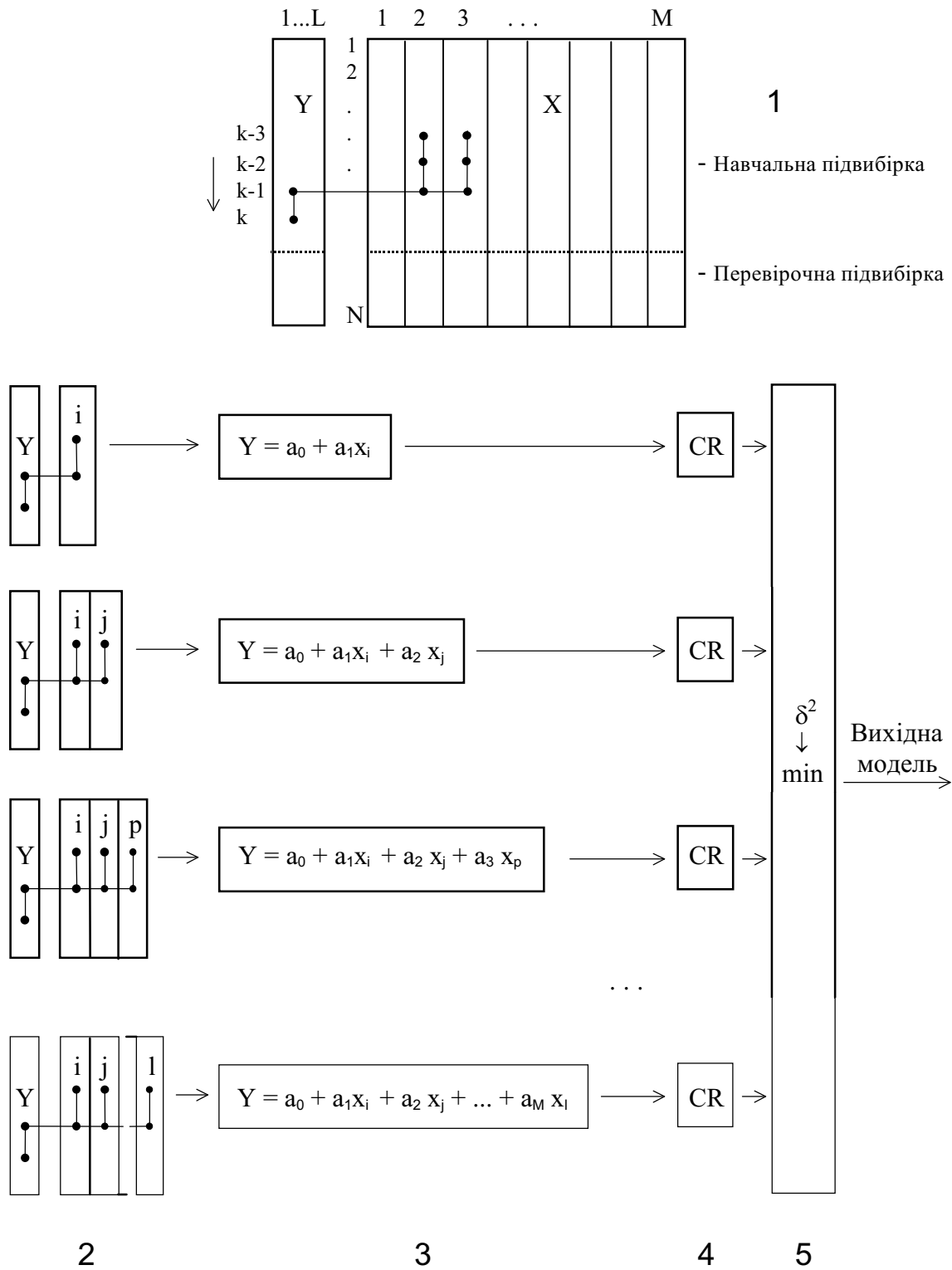


Рис. 2. Комбінаторний алгоритм МГВА

- 1 – вибірка даних;
- 2 – ряди ускладнення часткових описів;
- 3 – форми часткових описів;
- 4 – вибір оптимальних моделей;
- 5 – додаткове визначення моделі за дискримінаційним критерієм.

Для обмеження часу обчислень нещодавно було запропоновано під час повного перебору моделей рангувати змінні у відповідності до значень критерію після деякого часу обчислень або кількох рівнів ітерації. Потім процедура повного перебору продовжується для вибраної множини кращих змінних, поки мінімальне значення зовнішнього критерію не буде знайдено. Це дає можливість задавати значно більшу кількість змінних на вході та зберегти ефективні змінні між рівнями для знаходження оптимальної моделі.

### 2.5.2. Багаторядний Ітеративний алгоритм (MIA)

Як і у Комбінаторному алгоритмі МГВА вихідна змінна повинна бути визначена наперед експертом, що відповідає використанню так званих явних шаблонів (рис.3). На кожному ряді, вибірка даних розширюється на F змінних, які вираховані за F кращими моделями (рис.3).

У Багаторядному Ітеративному алгоритмі правило ітерації залишається незмінним з одного ряду до наступного [16,25]. Як показано на Рис.3, на першому ряді перебираються моделі, які можна отримати по інформації, яка міститься у будь-яких двох колонках змінних. На другому ряді – у чотирьох колонках, на третьому – у будь-яких восьми колонках і т.д. Правило зупинки таке ж, як у Комбінаторному алгоритмі: оптимальні моделі кожного ряду вибираються по мінімуму зовнішнього критерію.

### 2.5.3. Алгоритм Об'єктивного Системного Аналізу (OSA)

У дискретній математиці шаблоном називається граф, що показує, які запізнілі аргументи використовуються для складання умовних і нормальних рівнянь Гауса. Поступове ускладнення структури моделей-кандидатів відповідає ускладненню шаблонів, явні і неявні форми яких показані на рис.3. При використанні неявних шаблонів, починаючи з другого ряду перебору і далі, доводиться вирішувати систему рівнянь і оцінювати модель за системним критерієм. Він являє собою згортку критеріїв, розраховану для рівнянь, що синтезують дану систему:

$$CR_{syst} = \frac{1}{S} \sqrt{CR_1^2 + CR_2^2 + \dots + CR_s^2} \rightarrow \min, \quad (5)$$

де s - кількість рівнянь у системі.

Схема алгоритму OSA показана на рис.5. Основна особливість алгоритму полягає в тому, що використовуються неявні шаблони, а оптимальна модель знаходиться у вигляді системи алгебраїчних або різницевих рівнянь. Перевага алгоритму полягає в збільшенні числа регресорів і, отже, у більш повному використанні інформації, що міститься у вибірці даних, а недолік пов'язаний із збільшенням обсягу обчислень, необхідних для вирішення системи рівнянь, а також із збільшенням обсягу перебору можливих моделей-кандидатів.

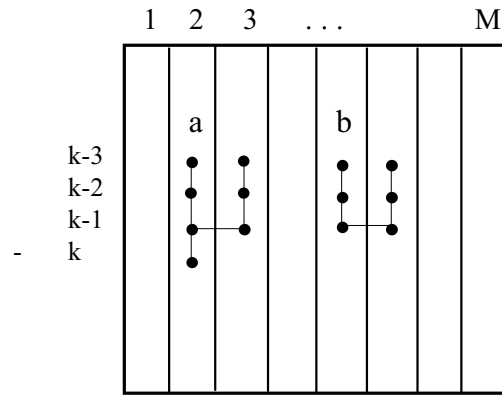


Рис.3. Отримання умовних рівнянь у вибірці даних

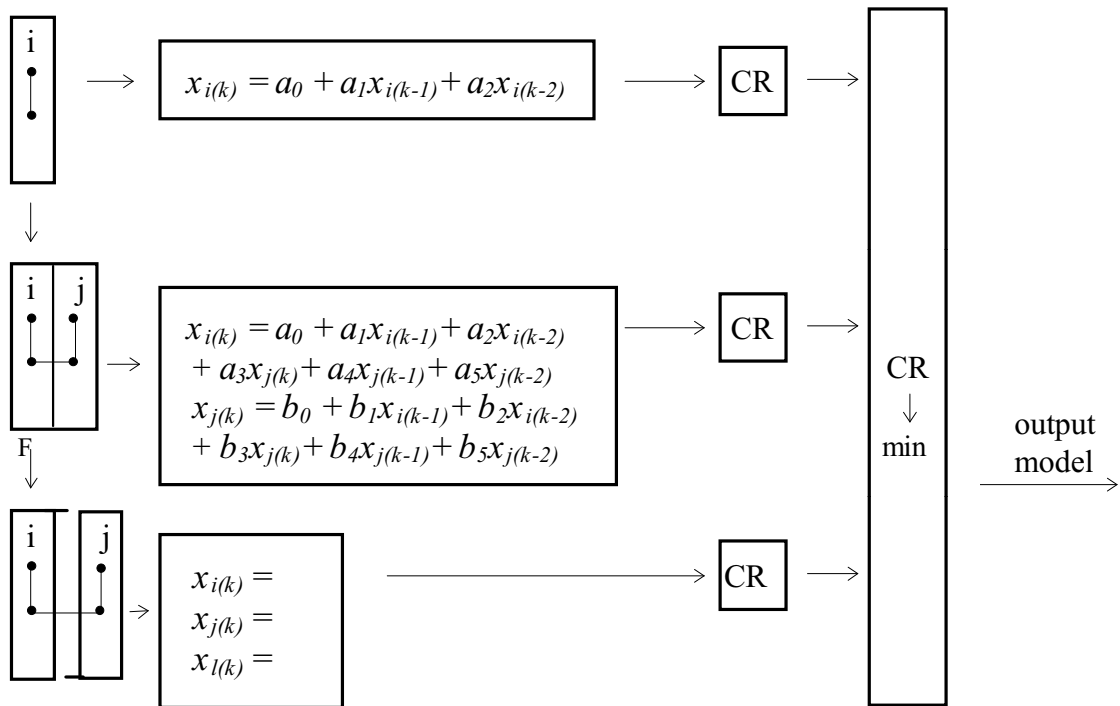
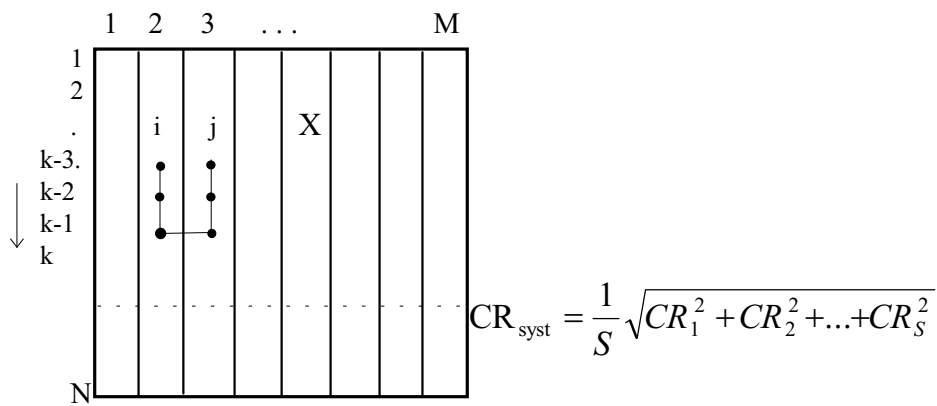


Рис. 4. Алгоритм Об'єктивного Системного Аналізу (OSA)

Для зменшення обсягу перебору у виді обмеження застосовується точностний допоміжний критерій. При утворенні систем рівнянь, виключаються з розгляду рівняння, що погано прогнозують, для яких точностний *критерій варіації прогнозу* менше одиниці:

$$\delta_i^2 = \frac{\sum_1^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_1^N (y_i - \bar{y})^2} \rightarrow \min, \quad (6)$$

де  $y_i$  - фактичне значення вихідної змінної;  
 $\hat{y}_i$  - значення вихідної змінної, розраховане по оцінюваній моделі;  
 $\bar{y}$  - її середнє значення.

Цей критерій рекомендується в літературі для оцінки успіху апроксимації або прогнозування [16]. При  $\delta_i^2 < 0.5$  - результати моделювання добрі; при  $0.5 < \delta_i^2 < 0.8$  - результати моделювання задовільні; при  $\delta_i^2 > 1.0$  - моделювання не вдалося, модель приносить дезінформацію.

## **2.6. Самоорганізація нейромереж з активними нейронами**

Нейромережі призначаються для вирішення конкретних задач ідентифікації (апроксимації) залежностей, розпізнавання образів і ситуацій або прогнозу випадкових процесів і повторюваних подій за інформацією, що міститься у вибірці даних спостереження об'єкта дослідження або керування.

Сучасний стан комп'ютерних технологій обумовив новий напрямок у нейронних мережах, що підвищує точність класичних алгоритмів моделювання. Такі складні системи можуть вирішувати складні проблеми. Існує можливість застосування алгоритмів МГВА як активних нейронів, де процеси самоорганізації добре вивчені. Математично доведено, що тільки за цим методом самоорганізації для коротких, неточних або зашумлених даних може бути знайдена оптимальна нефізична модель, точність якої вище та структура простіше, ніж структура звичайної повної фізичної моделі. У нейромережі з такими нейронами ми отримуємо подвійно-багаторядну структуру: самі нейрони багаторядні і вони об'єднуються у загальну матрицю багаторядним чином. Алгоритми МГВА є прикладами складних активних нейронів тому, що вони вибирають ефективні входи та відповідні коефіцієнти самостійно у процесі самоорганізації. Проблема структури зв'язків у нейромережі вирішується досить просто.

Кожен нейрон являє собою елементарну систему, що вирішує ту ж задачу. Об'єднання більшості нейронів у мережу має на меті підвищення точності вирішення задачі за рахунок більш повного використання вхідної інформації.

Як зазначалося вище, у якості активних нейронів можуть бути також використані різноманітні розпізнавальні системи і, зокрема, дворядні перцептрони Ф. Розенблатта [5] – такі нейромережі вирішують задачу розпізнавання.

Не тільки алгоритми МГВА, але багато інших алгоритмів моделювання можуть бути використані як активні нейрони. Їх точність може бути підвищена двома способами:

- на виході кожного алгоритму (активного нейрону) генерується нова змінна, яка може бути використана як новий фактор на наступних рядах нейромережі;
- множина факторів може бути оптимізована на кожному рівні. Всі фактори, включаючи нові згенеровані, можуть бути ранговані за їх ефективністю і найбільш ефективні можуть бути використані як входи для наступних рядів нейронів. У звичайних однорядних нейромережах множина вхідних факторів може бути вибрана тільки один раз.

При самоорганізації нейромережі переборів підлягають, у першу чергу, кількість рядів нейронів і множина вхідних і вихідних змінних кожного нейрона. Мінімум дискримінуючого критерію подає інформацію про те, для яких змінних доцільно побудувати нейромережу і скільки рядів нейронів варто використовувати. У такий спосіб теорія самоорганізації нейромережей багато в чому аналогічна теорії самоорганізації кожного активного нейрона.

Такі нейрони мають можливість під час переборного процесу оцінювати які вхідні змінні потрібні, для мінімізації даної об'єктивної функції нейрону. Активні нейрони проводять генерування нових ознак особливого типу (виходів нейронів попереднього рівня) та відбір ефективної множини ознак та вибір ефективної множини факторів на кожному ряді нейронів. Кожен ряд нейронів діє подібно до фільтру Калмана: вихідна множина факторів повторює множину вхідних факторів, але з фільтрацією завад. Вихідні змінні попереднього рівня є дуже ефективними додатковими вхідними ознаками для нейронів наступного рівня. Кількість нейронів на кожному рівні дорівнює кількості змінних у даній експериментальній вибірці даних.

Приклад структури алгоритму наведений на рис.5. Поширення вибірки на кожному ряді відбувається, в основному, за допомогою включення до неї вихідних змінних кожного попереднього ряду нейронів. Крім того, рекомендується перевірити, по значенню критерію, розширення за допомогою простих нелінійних перетворень вхідних змінних. На вибірках показана форма дискретного шаблону, використовуваного для прогнозу по Комбінаторному алгоритму МГВА. Зокрема, при врахуванні двох запізнень ( $\tau=2$ ), перший шаблон відповідає наступному повному різницевого рівнянню:

$$X_{1(k)} = a_0 + a_1X_{1(k-1)} + a_2X_{2(k-2)} + \dots + a_8X_{4(k-1)} + a_9X_{4(k-2)}$$

Дія нейромережі визначить, які з запропонованих аргументів варто врахувати і дозволить визначити оцінки коефіцієнтів зв'язку.

Спочатку будується перший ряд нейронів нейромережі і, тим самим, з'ясовується точність прогнозу усіх змінних, наприклад, за допомогою поліноміального Комбінаторного алгоритму МГВА. При цьому використовується дискретний шаблон, що враховує запізнілі

значення усіх змінних на один або два кроки назад. Потім нарощується другий, третій і т.д. ряд нейромережі, відповідно до рис.5, доти, поки це покращує прогноз чи зменшує значення зовнішнього критерію.

Залежність основного критерію точності для заданої змінної від номера ряду будемо називати переборною характеристикою нейромережі. Ця характеристика подібна переборній характеристиці алгоритмів МГВА. Для того, щоб отримати плавну й одномодальну переборну характеристику, остання розраховується для більшості рядків вибірки а результати усереднюються. Теоретично ця переборна характеристика досліджена для математичного очікування критерію [7].

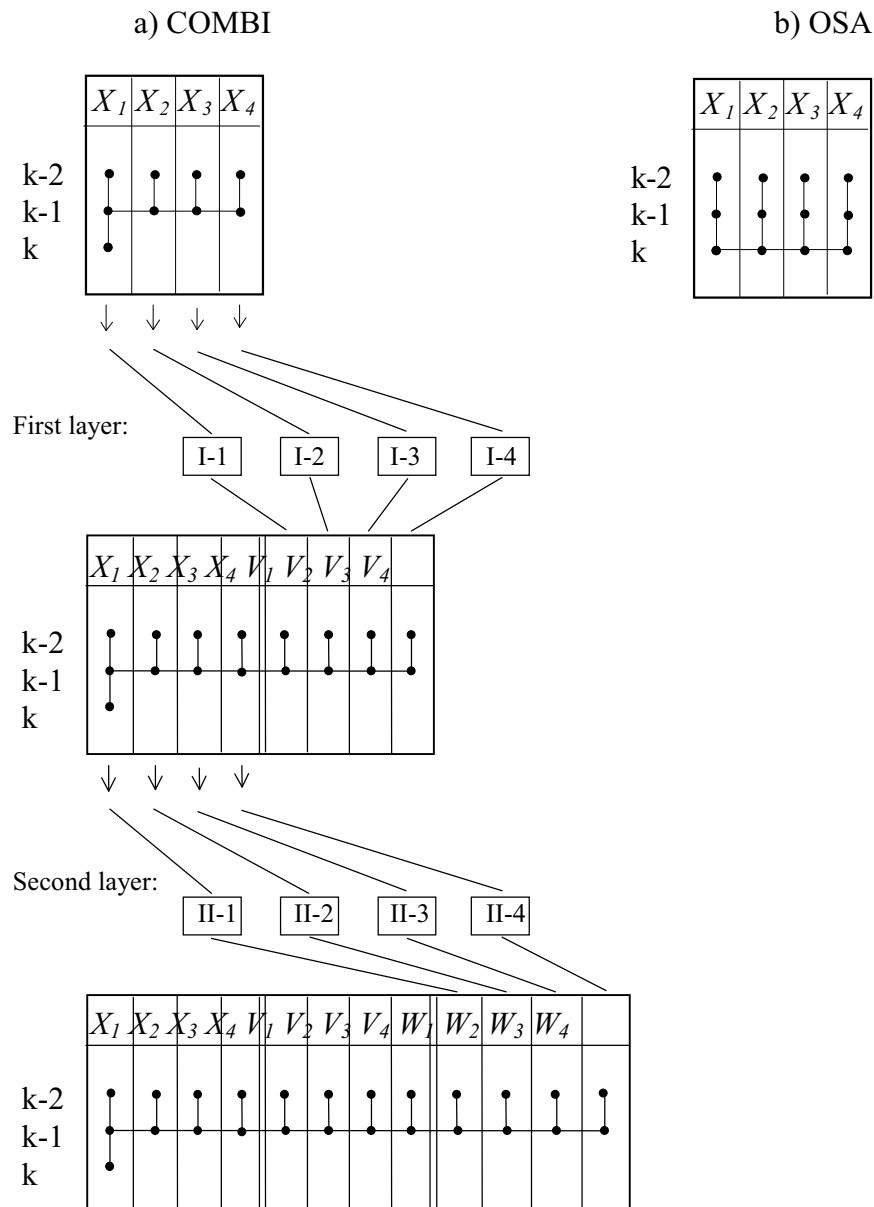


Рис. 5. Схема перших двох рядів нейромережі з активними нейронами.



У залежності від поставленої задачі застосовується той або інший шаблон (рис.5). При апроксимації шаблон не містить запізнілих аргументів, а при прогнозі - враховується кілька запізнь. У першому випадку утворюються одномоментні рівняння, а в другому - різниці.

Кожний ряд нейромережі містить нейрони, вихідні величини яких відповідають кожній з заданих змінних: перший нейрон перший змінний, другий нейрон - другий змінний і т.д. Кожний стовпець складається з нейронів, вихідні величини яких відповідають одній із змінних. По черзі з кожної стовпця вибирається один нейрон по мінімуму критерію варіації: із першого стовпця нейронів, у яких вихідною величиною є перша змінна, вибирається нейрон із кращим результатом, із другої стовпця нейронів із вихідною величиною, що відповідає другій змінній, - один нейрон і т.д. Такий вибір однозначно визначає кількість рядів для кожної змінної і, тим самим, структуру нейромережі.

### **3. Приклади застосувань напряму МГВА**

Крім застосувань комерційних програм МГВА, через універсальність цього підходу велике число застосувань було зроблено у дуже різних областях. Багато з них описано у українському журналі 'Автоматика' (або у його повному американському перекладі "Journal of Automation and Information Sciences"). Основні застосування МГВА включають дослідження у економічних системах (приведені вище), аналіз та прогноз екологічних систем (прогноз нафтових полів, стоку річок, аналіз стану іоносфери та врожаю), зовнішнього середовища, медичній діагностиці, демографічному прогнозуванні, передбаченню погоди та клімату, економетричному аналізі, оптимізації показників виробництва, планування фізичних експериментів, матеріалознавстві, багатосенсорній обробці сигналів, багатопроцесорній обробці інформації, поточній діагностиці, акустичному, сейсмічному аналізі та широко використовувалися у військових системах (радарні, інфрачервоні, акустичні та супутникові системи, системи наведення ракет).

#### ***3.1. Довгострокове прогнозування характеристик біржового ринку подвійно-багаторядними нейромережами МГВА.***

Валюта, міжнародний ринок цінних паперів, операції на первинному та вторинному ринку грають зростаючу роль для інвесторів. Звичайно використовується портфель, що складається з набору контрактів. Повернення активів має бути спрогнозоване та контрольоване системою прогнозування/контролю. Контроль ризику через систему контролю/передбачення повернення окремих інвестицій всередині портфеля найбільш подібно забезпечують цей процес.

Відомо, що для більшості економічних застосувань, т.я. керування фінансового ризику, нейронні мережі мають позитивний результат тільки у 70-80%. За допомогою нового напряму, подвійно-багаторядних мереж МГВА він може бути покращений на 5-10%. Точність прогнозу для коротких та дуже зашумлених даних покращується на 10-50% у порівнянні із статистичними методами та нейромережами, особливо для стохастичних

процесів [30,31]. На основі добре прогнозованого керування покращуються результати повторного керування.

Приклад передбачення активності Нью-йоркської біржі був розглянути й у [9]. У наведеному прикладі передбачалися 7 індексів біржового ринку (Dax, Dow Jones, F.A.Z., Dollar та інші) на основі спостережень за період від 22 лютого до 14 червня, 1995 у різні сім періодів. Значення індексів сильно змінювалися у цей період. Як інформаційна база використовувалися запізнення до 35 днів включно. Також були використані не тільки лінійні базові функції для опису процесів, а також нелінійні. Потрібно було змодельовати та спрогнозувати 7 часових рядів не окремо як ряди, а як мережі з сильними взаємодіями між вхідними та вихідними змінними. Таблиця 3 показує точність прогнозів для всіх змінних (середню похибку у %). Як видно, використовуючи дані за 76 днів роботи біржі побудований прогноз на 35 днів вперед з середньою похибкою на 10 спостереженнях 0.760%.

Таблиця 2. Періоди спостережень та прогнозу.

	Періоди спостережень		Періоди довгострокового прогнозу			Модель	Прогноз
	Період до	Днів	Початок	Кінець	Днів		
<i>a</i>	Березень, 17	18	Березень,20	Березень, 31	10	Макс. запізнення 5	Середня похибка MAD [%] <b>0.985 %</b>
<i>b</i>	Березень, 31	28	Квітень,3	Квітень, 18	10	10	<b>2.055 %</b>
<i>c</i>	Квітень, 18	38	Квітень, 19	Травень, 3	10	15	<b>0.809 %</b>
<i>d</i>	Квітень, 28	46	Травень, 2	Травень, 15	10	20	<b>1.642 %</b>
<i>e</i>	Травень, 15	56	Травень, 16	Травень, 30	10	26	<b>1.217 %</b>
<i>f</i>	Травень, 30	66	Травень, 31	Червень,14	10	30	<b>1.206 %</b>
<i>g</i>	Червень, 14	76	Червень, 16	Червень, 29	10	35	<b>0.760 %</b>

Використовуючи результати генерації моделей (на першому ряді нейромережі) можливо підвищити точність на другому ряді генерації моделей, де використовуються виходи попереднього для генерації моделей оптимальної складності. Процедура може повторюватися поки підвищується точність моделей. Таблиця 5 показує отримані похибки моделей (MAPE [%]) та похибку прогнозу (MAD [%]) Долару, Dax, F.A.Z., Dow Jones та середні значення всіх семи індексів отримані на трьох рівнях. Таблиця показує що повторне застосування самоорганізації моделей дає більш точну апроксимацію, що обумовлює кращі прогнози на другому ряді. На третьому ряді моделі переускладнені, тому похибка прогнозу зростає

Table 3: Багаторядне застосування нейромереж (модель f).

Ряд	MAPE [%]			MAD [%]		
	1	2	3	1	2	3
Долар	0.68	0.51	0.11	2.32	2.17	11.67
Дах	0.35	0.24	0.10	2.20	1.24	5.21
F.A.Z.	0.22	0.23	0.03	1.54	1.27	2.32
Dow Jones	0.27	0.16	0.06	2.15	0.84	4.84
<b>Середнє</b>	<b>0.267</b>	<b>0.184</b>	<b>0.051</b>	<b>1.43</b>	<b>0.98</b>	<b>3.67</b>

Для створення нейромереж МГВА потрібно значно менше сил ніж у нейронних мережах, де архітектура має бути вибрана шляхом спроб та невдач. Тільки адаптивний синтез структури нейромережі дозволяє автоматичну генерацію моделі оптимальної складності і тому робить можливим застосування у областях, які потребують повторювані через короткий проміжок часу рішення та прогнози (моніторинг складних систем з багатьма керованими змінними).

### **3.2. Застосування самоорганізаційного моделювання для прогнозування портфеля акцій.**

Був заданий портфель акцій 7 фірм (DAX, MICROSOFT, IBM, SAP, SIEMENS, VEBA, VIAG) та денні ціни закриття на періоді 15 тижнів (6.9.1996 - 13.12.1996). Ця вибірка не була наперед оброблена для можливості застосування двох алгоритмів самоорганізації моделей.

#### **3.2.1. Динамічне прогнозування.**

Основою для прогнозу були щоденні дані, які репрезентували щоденну середню вартість активу, вирахованого щоп'ятниці. Ця основа даних складалася з 7 змінних та 15 спостережень. При заданні дво-тижневої системної динаміки для всіх 7 змінних була автоматично створюється система лінійних рівнянь (20 вхідних/7 вихідних змінних). Під час моделювання вибірка неявно та динамічно ділиться на різні навчальні та перевірочні підвибірки для уникнення переускладнення моделей. Отримані моделі були використані для прогнозу середнього наступного тижня. Коли був у наявності повний масив дійсних даних прогнозованого тижня, був розраховане середнє для дійсних тижневих даних та вирахована відповідна похибка прогнозу. Нарешті, також були створені моделі таким же чином як описано вище включаючи також новий вектор спостережень. Така обробка повторювалася 12 разів (16.12.96-7.03.97) реалізуючи і динамічне моделювання й одно-тижневе передбачення. Прогнозні похибки показані у таблиці 1.

Таблиця 4. Похибка прогнозу [%] при динамічному прогнозуванні

Тижні	DAX	MS	IBM	SAP	SIEMENS	VEBA	VIAG	%Err	St.Dev.
20.12.1996	0,27	0,44	1,68	9,56	3,16	0,79	1,45	2,48	3,27
27.12.1996	0,03	1,09	1,57	1,13	0,04	0,43	2,38	0,95	0,86
3.1.1997	0,78	1,58	5,17	5,24	0,57	2,51	1,25	2,44	1,99
10.1.1997	0,84	2,82	5,46	5,54	5,05	2,79	3,92	3,77	1,74
17.1.1997	2,08	6,26	5,18	5,02	3,72	3,78	7,75	4,83	1,85
24.1.1997	0,28	10,54	1,66	3,88	4,67	4,13	1,39	3,79	3,39
31.1.1997	1,99	1,86	4,74	3,86	1,63	3,55	2,48	2,87	1,18
7.2.1997	2,34	4,87	0,99	6,35	3,94	0,83	3,16	3,21	2,02
14.2.1997	2,38	5,15	3,51	12,91	2,16	2,99	5,41	4,93	3,74
21.2.1997	1,37	3,69	4,69	3,63	6,16	1,06	0,30	2,99	2,14
28.2.1997	0,09	6,13	3,45	5,62	1,23	2,76	6,47	3,68	2,49
7.3.1997	1,23	2,79	0,94	5,69	0,81	1,70	4,39	2,51	1,89
%Err	1,14	3,94	3,25	5,70	2,76	2,28	3,36	3,21	1,42
St.Dev.	0,91	3,03	1,80	3,33	1,99	1,39	2,24	1,18	

### 3.2.2. Прогноз за допомогою алгоритму Комплексування Аналогів.

Для тієї ж вибірки для прогнозів був застосований алгоритм Комплексування Аналогів. Через те що цей алгоритм потребує довших часових рядів денні ціни закриття були також тут використані. Комплексування Аналогів було застосоване одночасно для всіх змінних для відбору найбільш подібних образів даних, їх прогнози були автоматично зкомбіновані використовуючи МГВА. Таким чином, кожен портфель був спрогнозований на 5 днів вперед, послідовно розглядаючи всі поступаючі дійсні ціни закриття для пошуку образів. Знову, динамічне прогнозування було використане для 5-денного окремого прогнозу.

Таблиця 5. Похибка прогнозу [%] при Комплексуванні Аналогів

Тижні	DAX	MS	IBM	SAP	SIEMENS	VEBA	VIAG	%Err	St.Dev.
20.12.1996	1,75	4,03	1,02	0,56	2,25	3,74	3,96	,47	1,45
27.12.1996	0,74	3,67	6,31	5,54	1,18	0,64	1,50	2,80	2,37
3.1.1997	0,93	0,14	1,81	9,98	3,17	1,19	0,09	2,47	3,48
10.1.1997	0,95	0,01	7,51	14,00	3,80	3,89	5,68	5,12	4,69
17.1.1997	0,90	0,23	3,34	9,86	2,86	1,72	7,18	3,73	3,53
24.1.1997	0,15	6,14	0,21	4,47	1,47	3,08	0,15	2,24	2,39
31.1.1997	0,71	1,33	2,19	0,08	0,66	2,09	4,15	1,60	1,36
7.2.1997	2,35	0,83	1,21	10,25	5,56	0,43	7,55	4,03	3,82
14.2.1997	1,74	4,08	2,83	5,84	2,11	1,81	2,48	2,99	1,49
21.2.1997	0,34	8,74	3,60	3,84	4,61	2,35	0,44	3,42	2,87
28.2.1997	1,07	5,20	0,05	4,47	1,54	1,72	4,77	2,69	2,07
7.3.1997	2,22	1,61	3,86	4,56	0,75	0,25	3,36	2,37	1,62
%Err	1,15	3,00	2,83	6,12	2,50	1,91	3,44	2,99	1,57
St.Dev.	0,69	2,94	2,33	4,51	1,55	1,20	2,83	1,02	

Для порівняння та через особливості синтезу було розраховане щотижневе середнє на основі що денних передбачень. Таблиця 2 показує похибки прогнозування при Комплексуванні Аналогів, а Таблиця 3 показує результати синтезу (середнє) Динамічного прогнозування та Комплексування аналогів. Важливим покращання є зменшення як процентної похибки так і похибки стандартного відхилення для результатів синтезу.

Таблиця 6. Похибка прогнозу [%] після синтезу

WEEK	DAX	MS	IBM	SAP VZ.	SIEMEN S	VEBA	VIAG	%Err	St.Dev.
20.12.1996	1,01	2,24	1,35	4,50	2,70	2,26	1,26	2,19	1,20
27.12.1996	0,38	2,38	2,37	2,20	0,61	0,54	1,94	1,49	0,93
3.1.1997	0,08	0,86	3,49	2,37	1,87	1,85	0,58	1,59	1,17
10.1.1997	0,89	1,41	6,48	9,77	4,42	3,34	4,80	4,45	3,05
17.1.1997	1,49	3,24	4,26	7,44	3,29	2,75	7,47	4,28	2,32
24.1.1997	0,21	8,34	0,93	0,29	3,07	3,61	0,62	2,44	2,94
31.1.1997	1,35	1,60	3,47	1,89	0,49	2,82	0,84	1,78	1,06
7.2.1997	2,35	2,02	0,11	8,30	4,75	0,63	5,36	3,36	2,92
14.2.1997	2,06	4,62	3,17	3,53	0,03	2,40	1,47	2,47	1,49
21.2.1997	0,85	6,21	0,54	3,74	5,39	0,64	0,07	2,49	2,57
28.2.1997	0,49	5,67	1,75	5,05	0,16	2,24	5,62	2,99	2,40
7.3.1997	1,72	0,59	1,46	5,13	0,03	0,98	3,88	1,97	1,85
%Err	1,07	3,26	2,45	4,52	2,23	2,01	2,82	2,62	1,08
St.Dev.	0,76	2,40	1,96	3,10	1,88	1,14	2,51	1,05	

Таким чином, показане вирішення прогнозного керування портфельної торгової системи. Для отримання точних прогнозів були застосовані два алгоритми самоорганізації моделей для денних та тижневих даних для динамічного моделювання. Окремо були оцінені результати на множині синтезованих прогнозів. Показано, що синтезовані результати в середньому більш точні та більш сталі. Також, самоорганізаційне моделювання може бути важливим для моделювання для обробки розмитих торгових сигналів.

### 3.3. Прогнозування показників української макроекономіки

Основою для прогнозу були дані викладені у [35] та офіційні дані Мінстату України. Для побудови прогнозуючих моделей використовувались річні та квартальні значення 82 макроекономічних та демографічних показників з 1992 року які могли мати вплив на досліджувані фактори. Під час роботи були автоматично виділені множини найбільш ефективних змінних, які впливають на процес.

#### 3.3.1. Приклад довгострокового покрокового прогнозу ВВП

Застосовуючи описаний вище Комбінаторний алгоритм МГВА був отриманий покроковий прогноз для реального ВВП на кінець 1997 використовуючи дані до 1996 року. Для кожного кварталу 1997 року були послідовно розраховані прогнозуючі моделі, які використовували знайдені прогнозні дані для побудови нових даних. Також було проведено оптимізацію кількості запізнюючих аргументів

та проведено розширення вхідної вибірки нелінійними функціями змінних для мінімізації похибки прогнозу. Таким чином, з 82 змінних для реального ВВП були автоматично виділені наступні найбільш ефективні змінні:

- $x_1$  - Реальний ВВП (індекс 1990=100);
- $x_2$  - Зростання грошової бази у % від ВВП;
- $x_3$  - Аукціонний курс в середньому за період (грн./\$);
- $x_4$  - Дефлятор ВВП (1990=1);
- $x_5$  - Валова продукція сільськогосподарського виробництва (млн.\$);
- $x_6$  - Індекс середньої продуктивності праці (1992=100);
- $x_7$  - Безробітні (тис.чол.);
- $x_8$  - Частка безробітних від загальної робочої сили (%);
- $x_9$  - Індекс оптових цін (офіційний, 1990=1);
- $x_{10}$  - Грошові доходи населення (млн.грн.);
- $x_{11}$  - Кредиторська заборгованість, відображена на балансах (млн.грн.);
- $x_{12}$  - Імпорт загальний за даними платіжного балансу (млн.дол.).

Як квадратичні змінні:

- $x_{13}$  - Валова продукція сільськогосподарського виробництва (млн.\$);
- $x_{14}$  - Індекс промислової продукції;
- $x_{15}$  - Відношення цін у промисловості до ІСЦ (1990=100);
- $x_{16}$  - Зміна частки зарплати у загальних доходах, (%);
- $x_{17}$  - Частка заощаджень у загальному грошовому доході. (%);
- $x_{18}$  - Фактичний коефіцієнт резервування, (%);
- $x_{19}$  - Реальний готівковий обмінний курс (грн./\$, 06.1992=100);
- $x_{20}$  - Народжуваність населення (на 10000 чол.).

Отримана прогноуюча модель:

$$y_k = 1.083 + 1.859x_{1(k-1)} - 1.682x_{6(k-1)} - 1.035x_{20(k-1)} + 0.429x_{1(k-2)} + 0.295x_{1(k-3)} + 0.424x_{13(k-3)}$$

(значення критерію  $CR=0.00024$ , квадратична похибка  $MSE= 0.13$ , критерій варіації прогнозу  $\delta=0.162$ );

Послідовно застосована до квартальних даних прогноуюча модель може бути також побудована на річних даних та побудовані прогнози на кілька років вперед для інших показників. Автори висловлюють подяку центру UEPLAC за надані дані.

### 3.3.2. Довгостроковий прогноз мароекономічних параметрів.

Використовуючи річні дані до 1996 побудовано прогноуючу модель для зміни реального ВВП на початок 1997 року:

$$y_k = -0.304 - 0.455x_{24(k-1)} - 0.660x_{57(k-1)} + 0.606x_{77(k-1)} + 0.522x_{78(k-1)} - 0.051x_{79(k-1)}$$

Використовуючи всі наявні дані отримано для прогнозу зміни реального ВВП на кінець 1997 року отримано модель

$$y_k = 0.753 - 0.210x_{11(k-1)} - 0.740x_{22(k-1)} + 0.764x_{32(k-1)} + 0.113x_{41(k-1)} + 0.474x_{44(k-1)} + 0.285x_{77(k-1)} \quad (\text{MSE}=5.7e^{-10}; \text{CR}=6.8e^{-12})$$

Для неї, зміна реального ВВП на кінець 1997 року становить -0.3 % (до відповідного періоду минулого року, накопичена)

Для прогнозу рівня реальних доходів на кінець 1997 року отримано модель

$$y_k = -0.216 - 0.375x_{30(k-1)} + 0.208x_{33(k-1)} + 0.318x_{49(k-1)} + 0.177x_{54(k-1)} - 0.117x_{57(k-1)} \quad (\text{MSE}=9.7e^{-12}; \text{CR}=3.1e^{-14})$$

Отримано що реальні доходи будуть складати 31.17 (млрд.пост рублів 1990 р.), зміна до попереднього 1997 року +2.94%.

### **3.3.3. Оптимізація управління економікою та нормативне прогнозування долара у період Перської нафтової кризи**

У роботі [7] вирішено проблему оптимізації управління макроекономіки США у період Перської кризи. За сценарієм “якщо-то” знайдено яке керування та які зміни у параметрах мають бути виконані для приведення курсу долара до попереднього рівня. Застосування алгоритму Спрощеного Лінійного Програмування з застосуванням напряму МГВА має добрі перспективи при дослідженні макроекономіки України.

## Література

1. Madala,H.R. and Ivakhnenko,A.G. Inductive Learning Algorithms for Complex Systems Modeling. CRC Press Inc., Boca Raton, 1994.
2. Mueller,J.-A. and Ivakhnenko,A.G. Selbstorganisation von Vorhersagemodellen. Berlin, VEB Verlag Technik, 1984.
3. Ivakhnenko,A.G., and Osipenko,V.V. Algorithms of Transformation of Probability Characteristics into Deterministic Forecast. Sov. J. of Automation and Information Sciences, 1982, vol.15, no.2, pp.7-15.
4. Ivakhnenko,A.G., Peka,P.Yu., and Vostrov,N.N. Kombinirovannyj Metod Modelirovaniya Vodnykh i Neftnykh Polej (Combined Method of Water and Oil Fields Modeling). Kiev: Naukova Dumka, 1984.
5. Ivakhnenko,A.G., and Mueller,J.A. Problems of Computer Clustering of the Data Sampling of Objects under Study. Sov. J. of Automation and Information Sciences, 1991, vol.24, no.1, pp.58-67.
6. Ivakhnenko,A.G., Petukhova,S.A., et al. Objective Choice of Optimal Clustering of Data Sampling under Non-robust Random Disturbances Compensation. Sov. J. of Automation and Information Sciences, 1993, vol.26, no.4, pp. 58-65.
7. Ivakhnenko,A.G. and Ivakhnenko,G.A. Simplified Linear Programming Algorithm as Basic Tool for Open-Loop Control. System Analysis Modeling Simulation (SAMS), 1996, vol.22, pp.177-184.
8. Ivakhnenko,A.G. An Inductive Sorting Method for the Forecasting of Multidimensional Random Processes and Events with the Help of Analogues Forecast Complexing. Pattern Recognition and Image Analysis, 1991, vol.1, no.1, pp.99-108.
9. Ivakhnenko,A.G., Ivakhnenko,G.A. and Mueller,J.A. Self-Organisation of Neuronets with Active Neurons. Pattern Recognition and Image Analysis, 1994, vol.4, no.2, pp.177-188.
- 10.Ivakhnenko,G.A. Self-Organisation of Neuronet with Active Neurons for Effects of Nuclear Test Explosions Forecastings. System Analysis Modeling Simulation (SAMS), 1995, vol.20, pp.107-116.
- 11.Farlow,S.J.,(ed.) Self-organising Methods in Modeling (Statistics: Textbooks and Monographs, vol.54), Marcel Dekker Inc., New York and Basel, 1984.
- 12.Aksenova,T.I. and Yurachkovsky,Yu.P. A Characterisation at Unbiased Structure and Conditions of Their J-Optimality, Sov. J. of Automation and Information Sciences, vol.21, no.4, 1988, pp.36-42.
- 13.Beer,S. Cybernetics and Management, English Univ.Press, London, 1959, p.280.
- 14.Gabor D. Perspectives of Planing. Organisation of Economic Cooperation and Development. Emp. College of Sci. and Technology, London, 1971.
- 15.Belogurov,V.P. A criterion of model suitability for forecasting quantitative processes. Soviet J. of Automation and Information Sciences, 1990, vol.23, no.3, p.21-25.
- 16.Sawaragi,Y., Soeda,T. et al. Statistical Prediction of Air Pollution Levels Using Non-Physical Models, Automatica (IFAC), vol.15, no.4, 1979, p.441-452.
- 17.Ivakhnenko,A.G., and Mueller,J.A. Parametric and Nonparametric Selection Procedures in Experimental Systems Analysis. Systems Analysis, Modeling and Simulation (SAMS), 1992, vol.9, pp.157-175.



- 18.Ivakhnenko A.G., Krotov G.I. and Cheberkus V.I. Harmonic and exponential-harmonic GMDH algorithms for long-term prediction of oscillating processes. Part I. Sov. J. of Automation and Information Sciences, v.14, no.1, 1981, p.3-17.
- 19.Ivakhnenko A.G., Krotov G.I. Multiplicative and Additive Non-linear GMDH Algorithm with factor degree optimization. Sov. J. of Automation and Information Sciences, v.17, no.3, 1984,p.13-18.
- 20.Ivakhnenko,A.G., Ivakhnenko,G.A., and Mueller,J.A. Self-Organisation of Optimum Physical Clustering of the Data Sample for Weakened Description and Forecasting of Fuzzy Objects. Pattern Recognition and Image Analysis, 1993, vol.3, no.4, pp.415-421.
- 21.Triseev,Yu.P. Approaches to the Solution of Mathematical Programming Problems on the Basis of Heuristic Self-Organisation. Soviet J. of Automation and Information Sciences, 1987, vol.20, no.3, pp.30-37.
- 22.Zholnarsky,A.A. Agglomerative Cluster Analysis Procedures for Multidimensional Objects: A Test for Convergence. Pattern Recognition and Image Analysis, 1992, vol.25, no.4, pp.389-390.
- 23.Stepashko V.S. and Kostenko Ju.V. GMDH Algorithm for Two-Level Modeling of Multivariate Cyclic Processes, Sov. J. of Automation and Information Sciences, 1987, vol.20, no.4.
- 24.Ivakhnenko, A.G. and Stepashko,V.S., Pomekhoustojchivost' Modelirovaniya (Noise Immunity of Modeling). Kiev: Naukova Dumka, 1985.
- 25.Ivakhnenko,A.G. and Yurachkovsky,Yu.P. Modelirovanie Slozhnykh System po Eksperimentalnym Dannym (Modeling of Complex Systems after Experimental Data). Moscow: Radio i Svyaz, 1986, p.118.
- 26.Stepashko V.S. Asymptotic Properties of External Criteria for Model Selection, Sov. J. of Automation and Information Sciences, 1988, vol.21, no.6, pp.84-92.
- 27.Stepashko V.S. Structural Identification of Predictive Models under Conditions of a Planned Experiment, Sov. J. of Automation and Information Sciences, 1992, vol.25, no.1, pp.24-32.
- 28.Stepashko V.S. GMDH Algorithms as Basis of Modeling Process Automation after Experimental Data, Sov. J. of Automation and Information Sciences, vol.21, no.4, 1988, pp.43- 53.
- 29.Ivakhnenko, A.G., Mueller, J.-A.: Present state and new problems of further GMDH development. SAMS, 20 (1995), no.1-2, 3-16.
- 30.Mueller, J.-A., Lemke,F.: Self-Organising modelling and decision support in economics. In „Proceedings of the IMACS Symposium on Systems Analysis and Simulation“. Gordon and Breach Publ. 1995, 135-138.
- 31.Lemke, F.: SelfOrganize! - software tool for modelling and prediction of complex systems. SAMS, 20 (1995), no.1-2, 17-28.
- 32.Mueller, J.-A.: Analysis and prediction of ecological systems. SAMS, 21 (1996).
- 33.Ashby An introduction to cybernetics. J. Wiley, New York 1958.
- 34.Ivakhnenko, A.G., Mueller, J.-A.: Self-organisation of nets of active neurons. SAMS, 20 (1995) no.1-2, 93-106.
- 35.Тенденції української економіки. Вересень 1997. Українсько-Європейський Центр з Питань Законодавства, 1997, 102с.