

УДК 681.513

КОНЦЕПЦІЯ УЗАГАЛЬНЕНИХ БАГАТОФУНКЦІОНАЛЬНИХ МОДУЛІВ ЯК ОСНОВА КОНСТРУЮВАННЯ ЗАСОБІВ ІНДУКТИВНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

В.С.Степашко, Г.А.Піднебесна

*Міжнародний науково-навчальний центр інформаційних
технологій та систем НАН та МОН України, м. Київ
stepashko@irtc.org.ua, pidnebesna@irtc.org.ua*

В статті розглядаються основні компоненти алгоритмів МГУА з точки зору їх узагальнення та конструювання багатофункціональних модулів в системах індуктивного моделювання.

Ключові слова: МГУА, класи моделей, генератори структур, критерії селекції.

The article examines the main components of the GMDH algorithms in terms of their synthesis and design of multifunctional units in inductive modelling systems.

Key words: GMDH, classes of models, generators of structures, selection criteria.

В статье рассматриваются основные компоненты алгоритмов МГУА с точки зрения их обобщения и конструирования многофункциональных блоков в системах индуктивного моделирования.

Ключевые слова: МГУА, классы моделей, генераторы структур, критерии селекции.

Вступ. Актуальним напрямком наукових досліджень є розроблення інтелектуальних комп'ютерних технологій на основі створення високопродуктивних обчислювальних засобів індуктивного моделювання і прогнозування з метою істотного розширення можливостей побудови моделей складних процесів різної природи. Основна складність процесу моделювання систем різної природи для дослідника полягає у виборі ефективних методів і алгоритмів з великої кількості наявних. Оскільки одним з найбільш ефективних методів моделювання за експериментальними даними є метод групового урахування аргументів [1-5], розглянемо деякі аспекти аналізу змісту етапів процесу моделювання з використанням алгоритмів МГУА з точки зору узагальнення їх основних конструктивних елементів. Це дасть можливість сформулювати концепцію конструювання обчислювальних засобів індуктивного моделювання на основі так званих узагальнених багатофункціональних модулів типових алгоритмів.

1. Методика структуризації знань для розробки програмних систем індуктивного моделювання

Сучасні комп'ютерні засоби та технології розробки програмного забезпечення, що ґрунтуються на використанні об'єктно-орієнтованої методології, дозволяють побудову знання-орієнтованої інтелектуальної

оболонки для індуктивного моделювання із зручним інтерактивним інтерфейсом користувача.

Використання об'єктно-орієнтованого підходу при проектуванні програмних засобів моделювання дозволяє перейти до більш широких структурних і поведінкових аспектів представлення системи, процесу аналізу та розробки. Перевагами об'єктно-орієнтованого проектування для таких систем є [6]:

- існування різнопланових модельних поглядів;
- активне використання абстракцій предметної області;
- підвищення стабільності в поданні змін;
- підвищення можливостей для повторного використання;
- покращення аспектів надійності та безпеки;
- підтримка паралелізму тощо.

При розробці сучасних програмних засобів моделювання за експериментальними даними значущою частиною такої програмної системи є реалізація моделі предметної області, яка базується на багаторічному досвіді експертів з застосування методів моделювання. Виникає необхідність певної структуризації знань в даній області з метою виробити систематизовані конструктивні рекомендації з розробки функціонального програмного забезпечення системи індуктивного моделювання.

Для структуризації знань предметної галузі, яка розглядається, доцільно проаналізувати такі аспекти проблеми:

1. визначення основних етапів процесу розв'язання задачі моделювання;
2. виділення основних методів цього процесу і порівняння їх функціональних особливостей;
3. порівняльний аналіз ефективності цих методів;
4. аналіз та узагальнення досвіду їх застосування з формуванням необхідних рекомендацій.

Розглянемо докладніше зазначені аспекти проблеми структуризації.

1. *Основні етапи розв'язання задачі моделювання.* Задача індуктивного моделювання зводиться до формування за вибіркою експериментальних даних деякої множини моделей-кандидатів Φ та пошуку оптимальної моделі з цієї множини за заданим критерієм селекції $CR(\cdot)$:

$$f^* = \arg \min_{f \in \Phi} CR(y, f(X, \hat{\theta}_f)), \quad (1)$$

де оцінки параметрів $\hat{\theta}_f$ для кожної $f \in \Phi$ є розв'язком ще однієї задачі виду

$$\hat{\theta}_f = \arg \min_{\theta_f \in R^{s_f}} Q(y, X, \theta_f), \quad (2)$$

де $Q(\cdot) \neq CR(\cdot)$ – критерій якості розв’язання задачі параметричної ідентифікації кожної окремої моделі, що генерується в процесі структурної ідентифікації. Тобто задача індуктивного моделювання загалом є поєднанням двох задач дискретного (1) та неперервного (2) програмування.

Формулювання (1) не вичерпує всіх аспектів процесу індуктивного моделювання, який у загальному випадку охоплює такі основні етапи [7]:

- 1) Задання вибірки даних (отриманої в результаті пасивного або активного експерименту), а також апріорної інформації.
- 2) Вибір або задання класу базисних функцій та відповідне перетворення даних.
- 3) Генерація різних структур моделей в обраному класі.
- 4) Оцінювання параметрів генерованих структур і формування множини Φ .
- 5) Мінімізація заданого критерію $CR(f)$ і вибір оптимальної моделі f^* .
- 6) Перевірка адекватності отриманої оптимальної моделі.
- 7) Застосування моделі.

Очевидно, що сформульовані етапи можуть бути покладені в основу функціональної архітектури програмної системи структурної ідентифікації та представлені за допомогою UML-діаграми прецедентів (рис.1).



Рис. 1.

2. Виділення основних методів процесу моделювання і порівняння їх функціональних особливостей. Нехай будь-яким чином (за допомогою аналізу літератури та/або опитування експертів) відібрано деяку множину методів

структурної ідентифікації. Кожен з них розв'язує задачу (1) і відповідно може бути охарактеризований такими основними компонентами:

- 1) клас моделей (базисних функцій), для якого він призначений;
- 2) генератор структур у обраному класі базисних функцій;
- 3) метод оцінювання параметрів генерованих структур моделей;
- 4) критерій селекції або якості моделей.

Тобто кожен метод моделювання можна описати за допомогою чотирьох зазначених компонентів, з урахуванням яких можна порівнювати функціональні особливості заданої множини методів.

З іншого боку, для відібраної сукупності методів, розглядаючи кожен з них з точки зору таких складових, можна утворити множини класів моделей, генераторів структур, методів оцінювання параметрів і критеріїв вибору моделей і аналізувати ці множини як самостійні наукові об'єкти. Зазначимо, що ці чотири множини мають таке ж значення, що і множина можливих варіантів вибору на етапах 2-5 процесу моделювання, тобто вказане розбиття на складові методів дає оригінальний ключ до формування функціонального наповнення програмної системи у вигляді так званих узагальнених багатofункціональних модулів.

3. *Порівняння ефективності різних методів моделювання* зводиться насамперед до порівняння ефективності критеріїв селекції моделей, які в них застосовуються. Це випливає з того, що для конкретного модельованого об'єкта при заданому обсязі апріорної інформації можна, як правило, вибрати найбільш доцільний варіант класу моделей, генератора структур і методу оцінювання параметрів, і тоді ефективність досягнення бажаної мети моделювання визначається критерієм якості моделей.

4. *Аналіз досвіду застосування алгоритмів* необхідний для отримання знань про прикладну ефективність аналізованих методів та для побудови правил вибору рішень на кожному етапі моделювання, на основі яких розробляється структура системи. Від рівня обґрунтованості таких правил та їх різноманітності по відношенню до реальних умов моделювання залежить інтелектуальний рівень системи в цілому. Крім того, структура діалогових засобів у сучасній системі повинна враховувати також можливий рівень кваліфікації користувача.

2. Конструювання узагальнених багатofункціональних модулів

В результаті структуризації знань з конкретної проблеми визначаються принципи формування алгоритмічних модулів, що узагальнюють основні типові функціональні елементи різних методів розв'язання конкретного класу задач в єдиний багатofункціональний модуль. Він характеризується певним набором ключових параметрів, ті чи інші комбінації яких дають варіанти елементів конкретних методів як окремі випадки.

Розглянемо алгоритми МГУА з точки зору можливості розробки багатофункціональних модулів при конструюванні архітектури програмних засобів індуктивного моделювання.

В теорії МГУА базовими є припущення, що задача (1) розв'язується за вибіркою спостережень (X, Y) , де $X[N \times MX]$ - незалежні (вхідні), а $Y[N \times MY]$ - залежні (вихідні) змінні, N – кількість спостережень, MX, MY – кількість вхідних та вихідних змінних.

2.1 Узагальнення класів моделей, лінійних за параметрами

Вибір класу моделей залежить від типу задачі, що розглядається. В реальному житті найчастіше виникають такі задачі моделювання:

1. побудова регресійних моделей статичних об'єктів (або таких, в яких динамічні складові досить малі);
2. моделювання часових рядів або процесів;
3. моделювання динамічних об'єктів (процесів, систем).

У задачах моделювання статичних, динамічних об'єктів та часових рядів застосовуються насамперед поліноми і різницеві рівняння, які разом відносяться до широкого класу моделей, лінійних за параметрами.

В роботі [5] проаналізовано різні типи та параметри базових функцій, що використовуються в задачах структурно-параметричної ідентифікації. Показно, наприклад, що у разі багатовимірного лінійного динамічного об'єкта модель кожного l -го виходу можна представити у вигляді

$$y_k^l = \sum_{r=1}^{MY} \sum_{\alpha=1}^{LY} a_{lr\alpha} y_{k-\alpha}^r + \sum_{j=1}^{MX} \sum_{v=1}^{LX} b_{ljv} x_{k-v+1}^j, \quad l = \overline{1, MY}. \quad (3)$$

Розглядаючи варіанти можливих значень основних параметрів формули (3), можна отримати класифікацію лінійних моделей (табл.1), що охоплює більшість варіантів одновимірних та багатовимірних лінійних моделей, які зустрічаються на практиці. Іншими словами, можна побудувати *узагальнений багатофункціональний модуль класів структур лінійних моделей*, який характеризується ключовими параметрами $\{MY, LY, MX, LX\}$, де MY, MX - кількість вхідних та вихідних змінних, а LY, LX – кількість врахованих минулих значень (запізнювань) для вхідних та вихідних змінних відповідно.

Таблиця 1

Основні класи лінійних моделей як окремі випадки (3)

Тип по MY	Клас моделі	MY	LY	MX	LX
Одно- вимірні	Регресія	1	0	M	1
	авторегресія (АР)	1	> 0	0	0
	запізнювання по вх. (КС)	1	0	> 0	> 1
	АРКС	1	> 0	> 0	> 1
Багато- вимірні	багатовимірна регресія	> 1	0	M	1
	багатовимірна АРКС	> 1	> 0	≥ 0	1

Така класифікація може бути використана для об'єктно-орієнтованого проектування та розробки програмних засобів індуктивного моделювання.

2.2 Узагальнення генераторів структур моделей

В МГУА виділяють два основних типи генераторів структур: перебірні (комбінаторні) та ітераційні (багаторядні). У свою чергу, перебір комбінаторними алгоритмами різних структур моделей може бути повним або спрямованим (скороченим), а ітераційний процес – селекційним або релаксаційним.

Введення обмеження на мінімальну SI та максимальну SA складність генерованих моделей робить комбінаторний алгоритм структурно гнучким. Так, при переборі всіх моделей складності $s = \overline{SI, SA}$ повному перебору відповідають значення $SI = 1$, $SA = m$. Для поліноміального класу моделей структуру повного полінома визначає степінь ST . При $SI = SA = m$ отримуємо одну модель, що оцінюється за МНК, або просто алгоритм побудови регресії.

Якщо при послідовній генерації моделей складності s враховуються не всі C_m^{s-1} моделей, а тільки F (свобода вибору), які покращують значення критерію, отримуємо селекційно-комбінаторний алгоритм як більш загальний у порівнянні з комбінаторним, коли $F_s = C_m^{s-1}$.

При $SI = SA = 2$ і максимальному значенні F отримуємо перебір усіх частинних моделей від двох аргументів, що відповідає першому ряду лінійного ітераційного алгоритму селекційного типу, а якщо $ST = 2$ – також і нелінійного алгоритму. Тобто ітераційний алгоритм з числом ітерацій NI може базуватись на структурно гнучкому комбінаторному алгоритмі. Тоді можливості такого алгоритму автоматично розширюються: при $SI = SA > 2$ отримуємо «групове урахування» з трьома, чотирма і т.д. аргументами, а при $SI = 1$, $SA \geq 2$ – додатковий повний перебір структур частинного опису. При $NI = 1$ отримуємо звичайний комбінаторний або однорядний алгоритм.

Попередні алгоритми утворюють ієрархічно впорядковану класифікацію основних генераторів структур одновимірних моделей ($MY=1$). Подальше узагальнення цих алгоритмів дозволяє перехід до багатовимірних моделей з заданим числом вихідних змінних $MY > 1$. При ідентифікації таких моделей може бути застосований будь-який з «одновимірних» генераторів структур.

Таким чином, у запропонованій класифікації основних алгоритмів МГУА виділені такі ключові параметри, які визначають: n , m – складність задачі оцінювання; SI , SA , (ST) , F , NI – тип алгоритму генерації структур одновимірних моделей, MY – випадок багатовимірної задачі. При цьому узагальнений генератор структур є багатofункціональним перебірним алгоритмом, у якому: замість двійкового лічильника застосовується послідовне формування C_m^s структурних векторів для кожного $s = \overline{1, m}$; вводяться обмеження SI , SA на складність порівнюваних моделей, $1 \leq SI \leq s \leq SA \leq m$, а також на кількість кращих моделей F , які ускладнюються в подальших

обчисленнях, $F_s \leq F \leq C_n^s$; додається також можливість ітераційного (циклічного) використання алгоритму NI разів.

Таким чином, *єдиний багатофункціональний модуль з ключовими параметрами* $\{SI, SA, F, NI\}$ узагальнює низку типів генераторів структур (які, зауважимо, відносяться не тільки до МГУА):

- багатовимірний регресійний аналіз ($SI=SA=m$);
- повний (комбінаторний) перебір (або алгоритм усіх регресій) ($SI = 1, SA = m, F_s = C_m^s$);
- регресійна процедура «включення» ($F = 1$);
- селекційно-комбінаторний генератор ($1 < F < C_m^s$);
- багаторядна ітераційна процедура МГУА ($SI=SA=2, NI > 1$), тощо.

2.3 Узагальнення критеріїв якості моделей

Можливість узагальнення критеріїв якості моделей можна розглядати як для критеріїв селекції без поділу вибірки, так і для тих, що базуються на поділі вибірки.

Перший тип критеріїв може бути представлений в узагальненому вигляді

$$CR(s) = \eta_1(n, s)RSS(s) + \eta_2(n, s)\hat{\sigma}^2, \quad (4)$$

де $RSS(s)$ – залишкова сума квадратів (помилка моделі), $\eta_1(s, n)$, $\eta_2(s, n)$ – мультиплікативний та адитивний члени, що мають зміст функцій штрафу за складність моделі, $\hat{\sigma}$ – деяка оцінка невідомої дисперсії σ^2 .

Другий тип критеріїв, а саме зовнішні критерії МГУА, які обчислюються на двох підвибірках, теж можна записати в узагальненому вигляді:

$$KR = \alpha_1\Delta(W | A) + \alpha_2\Delta(W | B) + \alpha_3\varepsilon_W + \alpha_4\varepsilon_A + \alpha_5\varepsilon_B, \quad (5)$$

де $\alpha_1, \dots, \alpha_5$ можуть приймати значення $\{1, 0, -1\}$; $\Delta(P | H)$ – помилка моделі на підвибірці P з коефіцієнтами, оціненими на H ; $\varepsilon_p = RSS_p$. Ці критерії можна включити до формули (4), дещо узагальнивши її:

$$CR(s) = \eta_1(n, s)V(s) + \eta_2(n, s)\hat{\sigma}^2, \quad (6)$$

де $V(s)$ – деякий показник якості моделі. Тоді при $V(s)=RSS(s)$ отримаємо (4), а при $\eta_1(s, n)=1, \eta_2(s, n)=0, V(s)=KR(s)$ отримаємо (5).

Таким чином, *ключові параметри* $\{\eta_1(\cdot), \eta_2(\cdot), V(s), \hat{\sigma}^2\}$ характеризують узагальнений багатофункціональний модуль критеріїв, які застосовуються на практиці з задачах структурної ідентифікації моделей.

В таблиці 2 наведено деякі окремі випадки представлення (6).

Таблиця 2

Основні критерії селекції моделей (окремі випадки)

Критерій	$V(s)$	$\eta_1(W)$	$\eta_2(W)$	$\hat{\sigma}^2$
<i>FPE</i>	<i>RSS</i>	$(n+s)/(n-s)$	0	–
<i>PSE</i>	<i>RSS</i>	1	$2s$	–
C_p	<i>RSS</i>	1	$2s$	$RSS/(n-m)$
<i>AR</i>	$\Delta(B A)$	1	0	–

Висновки

Алгоритми МГУА та досвід їх застосування при розв'язанні задач структурно-параметричної ідентифікації доцільно покласти в основу створення високопродуктивних обчислювальних засобів індуктивного моделювання і прогнозування з метою істотного розширення можливостей побудови моделей складних процесів різної природи.

Для розроблення функціональних компонентів таких засобів доцільно застосувати подану вище концепцію побудови різних варіантів алгоритмів зі стандартної множини узагальнених багатofункціональних модулів мінімальної конфігурації.

Література

1. Ивахненко А.Г., Степашко В.С. Помехоустойчивость моделирования. - Киев: Наук. думка, 1985. – 216 с.
2. Ивахненко А.Г., Юрачковский Ю.П. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. – М.: Радио и связь, 1986. – 118 с.
3. Ивахненко А.Г., Мюллер И.А. Самоорганизация прогнозирующих моделей. - Киев: Техніка, 1985. – 221 с.
4. Степашко В.С., Кочерга Ю.Л. Методы и критерии решения задач структурной идентификации // Автоматика. – 1985. – № 5. – С. 29-37.
5. Степашко В.С. Алгоритмы МГУА как основа автоматизации процесса моделирования по экспериментальным данным // Автоматика. – 1988. – № 4. – С. 44-55.
6. Литвинов В.В., Голуб С.В., Григор'ев К.М., Жигульська В.Ю. Об'єктно-орієнтоване моделювання при проектуванні вбудованих систем і систем реального часу : навч. посіб. // Черкаси : ЧНУ ім. Б. Хмельницького , 2011. - 511 с.
7. Степашко В.С., Савченко Є.А., Піднебесна Г.А. Індуктивне моделювання як процес послідовного прийняття рішень // Матеріали міжнародної наукової конференції «Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту» (ISDMCI'2010), Євпаторія. – Херсон: Видавництво ХНТУ, 2010. – Т.2. – С. 457-460.