

УДК 004.054

КОМП'ЮТЕРНИЙ ЕКСПЕРИМЕНТ В ДОСЛІДЖЕННІ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДІВ ІНДУКТИВНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

С.М.Єфіменко

*Міжнародний науково-навчальний центр інформаційних технологій та систем (МННЦ ІТС) НАН та МОН України,
syefim@ukr.net*

В роботі виконано порівняльний аналіз відомих підходів до експериментального дослідження ефективності методів моделювання за даними спостережень. Описано загальну методику комплексного дослідження методів побудови моделей та їх компонентів за допомогою чисельних експериментів. Показано ефективність обчислювального комп'ютерного експерименту в дослідженні методів структурно-параметричної ідентифікації.

Ключові слова: моделювання за даними спостережень, комп'ютерний експеримент, МГУА.

The paper analyses existing approaches to effectiveness investigation of modeling methods from data observed. General procedure of complex investigation of modeling methods and its components with the use of numerical experiments is characterized. The effectiveness of experimental knowledge discovery on comparative advantages of modeling methods is demonstrated.

Keywords: modeling from data observed, computer testing, inductive modeling, GMDH.

В работе выполнен сравнительный анализ известных подходов к экспериментальному исследованию эффективности методов построения моделей по данным наблюдений. Описана общая методика комплексного исследования методов построения моделей и их компонентов с помощью численны экспериментов. Показана эффективность вычислительного компьютерного эксперимента в исследовании методов структурно-параметрической идентификации.

Ключевые слова: моделирование по данным наблюдений, компьютерный эксперимент, МГУА.

Вступ. У зв'язку з наявністю великої кількості різноманітних методів моделювання виникає проблема вибору найбільш адекватного з них для кожної конкретної практичної задачі, а після такого вибору – проблема найбільш ефективної програмної реалізації обраного методу.

Широкі можливості для аналізу ефективності методів моделювання та їх компонентів надають експериментальні дослідження за допомогою комп'ютерного моделювання, які часто є єдино можливим і надійним засобом отримання знань про переваги та недоліки методів.

Використання комп'ютерного експерименту як засобу дослідження має свої специфічні особливості для випадку кожної конкретної задачі. Незважаючи на це, є певні риси, що дозволяють говорити про єдину структуру цього процесу.

Далі представлено огляд деяких робіт, у яких при дослідженні ефективності методів моделювання за даними спостережень та їх окремих компонентів застосувався метод статистичних випробувань.

1. Порівняльний аналіз відомих підходів до експериментального дослідження ефективності методів моделювання

В [1] розглянуто задачу вибору складності моделі, яка дає мінімальну помилку прогнозу та запропоновано модифікацію критерію Маллоуза-Акаїке. За допомогою тестових експериментів показано, що запропонований критерій є найефективнішим із порівнюваних при моделюванні за малими вибірками (у даному разі 20 точок). Особливістю виконаного тестування є не усереднення результатів для кількості повторів, що становила 20, а підрахунок кількості випадків вибору істинної моделі з множини вкладених структур – найпростішого варіанту перебору.

В роботах [2-6] запропоновано нові критерії оптимальності плану експерименту для визначення якості побудованих регресійних моделей за умов структурної невизначеності моделі та наявності в ній випадкових регресорів. Автор пропонує порівнювати ефективність різних методів побудови моделей не у всій області можливих значень параметрів, а в спеціальних точках цієї області. Результати цих досліджень щодо порівняльного тестування критеріїв ідентифікації показують, що існують області, де один критерій переважає інший. При проведенні експериментів ідентифікація математичної моделі проводиться на основі обмеженого обсягу експериментальних даних. Результатами досліджень є кількість виборів моделі з відповідного класу. Кількість повторів в експериментах сягає 500.

Комплексні обчислювальні експерименти виконано в [7]. Тут досліджуються як критерії якості ідентифікації, так і алгоритми в цілому при різних рівнях і видах шуму. Зокрема, за допомогою імітаційного експерименту визначалась область застосовуваності та ефективності методу групового урахування аргументів (МГУА). Загальне число повторів було не досить великим, однак генерувалися як реалізації вхідних параметрів, так і шум для кожної реалізації входів. Крім тестування алгоритмів та критеріїв з метою визначення завадостійкості виконано тестування двох методів оцінювання параметрів при різних рівнях шуму. Слід відзначити спосіб зашумлення, використаний авторами роботи. Він полягає у тому, що до п'ятої частини значень вихідної змінної додавався шум, рівень якого становив від 600 до 1200%. За таких умов (а також при використанні випадкових величин, розподілених за законом Коші) більш робастним при оцінюванні параметрів виявився метод послідовних наближень. Для наочності результатів моделювання якості структур різних моделей умовно оцінювалася балами у залежності від ступеня відмінності від істинної структури. Так, структуру істинної моделі складності 3 оцінено в 4 бали. Структури, що мають нестачу одного параметра або один додатковий параметр, оцінено в 3 бали і т.д. Таким чином, максимально можлива кількість балів при 100 повторях становила 400 балів. Запропонований спосіб дає можливість коректно порівнювати результати

тестування різних критеріїв та методів оцінювання параметрів за одних і тих же початкових умов.

В [8] за допомогою обчислювального експерименту виконано аналіз алгоритмів структурної ідентифікації. Особливістю проведених автором досліджень є урахування властивостей складних нелінійних об'єктів. Так, істинна модель містила експоненційні та степеневі складові. Також при генеруванні вибірки використано генератор з нормальним розподілом випадкових чисел у випадку нерегульованих змінних та з рівномірним розподілом – для регульованих змінних. Використовувалося усереднення результатів. Слід відзначити також варіювання автором кількості експериментальних точок і рівня шуму та підхід автора, коли при моделюванні відома апріорна інформація про структуру істинних залежностей об'єкта і визначаються умови, при яких ця інформація не покращує якість моделювання.

В роботі [9] запропоновано багатоетапний комбінаторно-селекційний алгоритм, в якому реалізовано схему скорочення повного перебору моделей. Складовою частиною цього алгоритму є рекурентна процедура послідовного оцінювання коефіцієнтів частинних моделей за МНК. За допомогою чисельного експерименту, в якому була розв'язана задача ідентифікації з використанням критерію мінімуму зміщення і комбінованого критерію при рівні рівномірно розподіленого шуму 5% було показано ефективність запропонованого алгоритму, а саме, високу ймовірність отримання результату повного перебору при значно менших обчислювальних затратах.

Результати тестування алгоритмів самоорганізації щодо завадостійкості селекції моделей наведено в [10]. Тестувалися найуживаніші в алгоритмах МГУА критерії селекції моделей. За допомогою обчислювального експерименту порівнювалися різні варіанти одно- і двокритеріального вибору моделей та визначалася гранична завадостійкість ідентифікації.

В роботі [11] розроблено метод індуктивного знаходження оптимальних структурних моделей та виконано його порівняння з відомими методами побудови моделей. Висновок про ефективність запропонованого методу робиться на основі порівняння точності прогнозу за допомогою побудованих моделей при розв'язанні реальних практичних задач.

Загальну методику тестування полігармонічного алгоритму МГУА запропоновано в [12]. Процедура тестування полягає в тому, що за заданими рівняннями з відомим числом гармонік обраховується ряд значень, за яким відновлюється початкове рівняння. Автори підкреслюють важливість точності як відтворення структури, так і оцінки параметрів. В тестових прикладах, які дозволили виділити особливості та підтвердили точність досліджуваного алгоритму, використовувалися різні набори частот та амплітуд.

В [13] на реальних даних виконується порівняльне тестування різних варіантів знаходження короткострокового експрес-прогнозу за невеликою вибіркою даних для домашнього моніторингу діабету. У зв'язку з недостатньою

кількістю даних до вибірки додаються середні точки. Результати порівнюються за значенням прогнозів, отриманих різними способами.

Комплексні дослідження методів моделювання виконано в роботах [14-16]. Зокрема, проведено порівняльне тестування первинного алгоритму МГУА та різних його модифікацій на тестових прикладах та на реальних задачах. Виконано експерименти з гетерогенними нейронними мережами, де використовувалися дані декількох реальних задач різної складності та різного рівня шуму із застосуванням ансамблевих моделей (по 10 моделей для кожного типу мережі). Також проведено тестування критеріїв селекції моделі для визначення залежності мінімального значення критерію від рівня шуму. Генерувався шум від 0 до 200% і 30 моделей для кожного рівня шуму та різним штрафом за переускладнення. Згідно з результатами цього тестування, при моделюванні даних з низьким рівнем шуму штраф за переускладнення моделі має бути невеликим і навпаки – значним – при сильно зашумлених даних. Особливістю досліджень, проведених у рамках даної роботи, є розв'язання так званих еталонних тестових задач (benchmarking problems) та порівняння з кращими розв'язками, отриманими за допомогою інших методів моделювання. Зокрема, розв'язано дуже складну задачу „двох переплетених спіралей”.

Загальну постановку задачі тестування методів моделювання виконано в [17], а також розроблено узагальнений підхід до організації тестових випробувань методів та їх основних складових елементів у такому вигляді.

2. Постановка задачі тестування методів моделювання

Нехай

K – множина класів моделей, $K = \{z_i\}, i = \overline{1, Z}$;

G – множина генераторів структур моделей, $G = \{h_j\}, j = \overline{1, H}$;

M – множина методів оцінювання параметрів структур, $M = \{e_k\}, k = \overline{1, E}$;

CR – множина критеріїв якості моделей, $CR = \{r_t\}, t = \overline{1, R}$.

Тоді множину методів структурної ідентифікації L можна представити у вигляді прямого добутку множин

$$L = K \times G \times M \times CR. \quad (1)$$

Під алгоритмом будемо розуміти певний елемент множини L :

$$l_d = \{z_i, h_j, e_k, r_t\}, \quad (2)$$

$$i = \overline{1, Z}, j = \overline{1, H}, k = \overline{1, E}, t = \overline{1, R}, \quad d = \overline{1, Z \times H \times E \times R}$$

Сформувавши таким чином множину алгоритмів, сформулюємо задачу тестування методів моделювання.

Нехай якість кожного алгоритму $l \in L$ характеризується значенням деякого критерію $C(l)$. Тоді найкращим алгоритмом (у розумінні критерію C) буде той, який визначається з умови:

$$l^* = \arg \min_{l \in L} C(l). \quad (3)$$

Критеріями якості обчислювального алгоритму можуть виступати: точність, адекватність, швидкодія, економія машинної пам'яті, помилка побудованої моделі на незалежних даних, ефективність використання моделі при прийнятті рішень. Для спрощення розглядаються однокритеріальні задачі тестування.

3. Методика дослідження методів моделювання за даними спостережень за допомогою статистичного експерименту.

В рамках розробленої методики визначено мету тестування для кожного з компонентів методів моделювання. Зокрема, метою тестування класів моделей обрано дослідження залежності апроксимаційної або екстраполяційної здатностей моделей від рівня шуму, обраних критерію селекції та генератора структур моделей, як в істинному класі моделей, так і в класі, відмінному від істинного.

При тестуванні генераторів структур моделей критерієм ефективності обрано швидкодію алгоритмів.

Метою тестування методів оцінювання параметрів визначено дослідження залежності швидкодії від таких параметрів, як кількість аргументів, кількість точок спостережень, способи нарощування складності моделей, що будуються, обчислювальна потужність ЕОМ тощо.

Метою тестування критеріїв селекції моделей обрано дослідження ефективності моделей, отриманих за різними критеріями, при варіюванні кількості точок навчальної частини вибірки та рівня шуму та визначення характеру зміни складності оптимальних моделей, отриманих за мінімумом заданого критерію, зі зростанням дисперсії шуму.

4. Застосування узагальненого підходу до дослідження та застосування методів моделювання

На основі розробленої методики проведення тестових експериментів реалізовано комп'ютерний комплекс інструментальних засобів, у якому з метою підвищення ефективності методів моделювання передбачено використання рекурентних методів розв'язування систем рівнянь для задачі оцінювання параметрів [18]. За допомогою інструментального комплексу в [17] виконано порівняльне тестування: класів моделей, генераторів структур моделей, методів розв'язування систем лінійних рівнянь для задачі оцінювання параметрів, критеріїв якості моделей та окремих алгоритмів.

Зокрема, при тестуванні комбінаторного генератора структур вимірювався час генерації двійкового структурного вектора всіх можливих структур моделей при варіюванні кількості аргументів від 20 до 25. Використано такі генератори:

- стандартний двійковий;
- модифікований двійковий;
- стандартний послідовний;
- оптимізований послідовний;
- лічильник Гарсайда.

Як показують результати тестування, представлені на рисунку 1, оптимізований послідовний генератор є найбільш швидкодіючим.

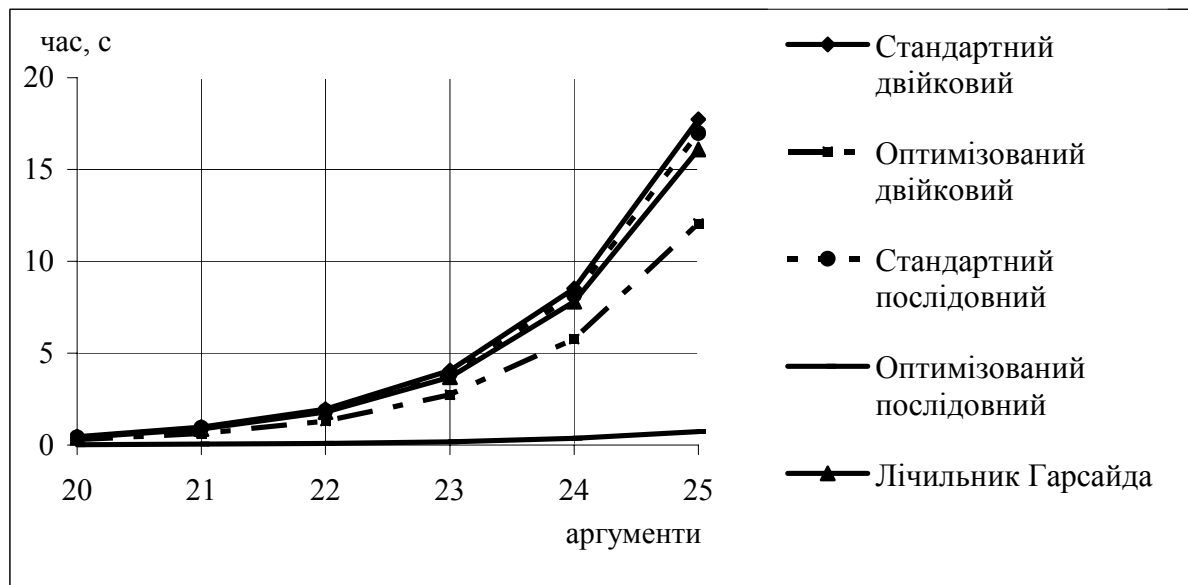


Рис. 1. Результати тестування генераторів

Під час порівняльного тестування ефективності критеріїв регулярності, Маллоуза та Акаїке вектор виходу у формувався як лінійна комбінація перших десяти регресорів з додаванням шуму. В класі вкладених структур виконано відбір кращої моделі з 500 повтореннями і усередненням результатів. Критерій Маллоуза у цьому експерименті містить істинне значення дисперсії шуму, тому його слід вважати ідеальним. Згідно з результатами, представленими на рисунку 2, критерій регулярності є ефективним, оскільки він не переускладнює модель (крива, що відповідає цьому критерію знаходиться нижче від кривої, що відповідає критерію Маллоуза). Критерій *FPE* ефективним вважати не можна через переускладнення моделей зі зростанням шуму.

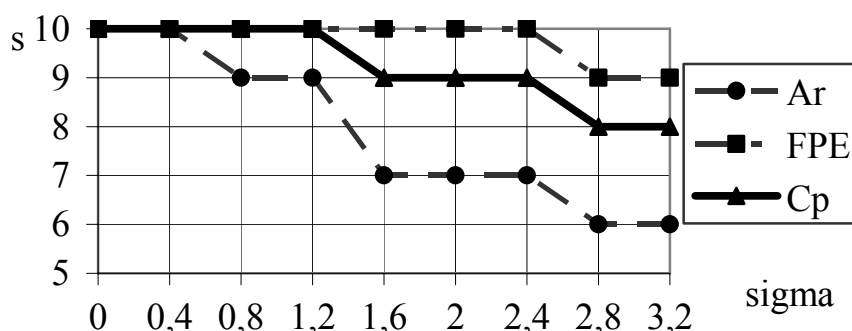


Рис. 2. Порівняльне тестування ефективності критеріїв

Отримані результати експериментів щодо тестування методів моделювання та їх компонентів дали можливість сформулювати рекомендації щодо більш ефективного їх використання в процесі структурно-параметричної ідентифікації.

Комп'ютерний комплекс використовувався також для розв'язання деяких практичних задач: моделювання процесів зміни ціни на феромолібден на світовому ринку; моделювання густини верхнього осадового шару морського дна за результатами гідроакустичних експериментів; моделювання та прогнозування взаємозв'язаних показників енергетичної сфери України [17, 19, 20].

Висновки

Виконано аналіз підходів до експериментального дослідження ефективності методів моделювання. Дослідження показало, що велика кількість розроблених методів побудови моделей за даними спостережень робить складним вибір найбільш оптимального з них для розв'язання конкретної задачі. Накопичених теоретичних результатів, як правило, недостатньо для розроблення обґрунтованих рекомендацій. Результати експериментів показують, що для отримання відповідних знань щодо ефективності методів та їх складових елементів слід використовувати обчислювальні комп'ютерні експерименти.

Література

1. Стадник М.П. Модификация критерия Мэллоуза-Акаике для подбора порядка регрессионной модели // Автоматика и телемеханика. -1989.- № 4.- С.98-108.
2. Herzberg A.M., Tsukanov A.V. The Monte-Carlo Comparison of two Criteria for the Selection of Models// J. Statist. Comput. Simul. – 1985. – Vol. 22. – P. 113-126.
3. Herzberg A.M., Tsukanov A.V. The design of Experiments for Model Selection with the Jackknife Criterion// Utilitus Mathematica – 1985. – Vol. 28. – P. 243-253.
4. Herzberg A.M., Tsukanov A.V. A note on Modifications of the Jackknife Criterion for Model Selection// Utilitus Mathematica – 1986. – Vol. 29. – P. 209-216.
5. Herzberg A.M., Tsukanov A.V. A note on the Choice of the best Selection Criterion for the Optimal Regression Model // Utilitus Mathematica – 1999. – Vol. 55. – P. 243-254.
6. Herzberg A.M., Tsukanov A.V. The design of Experiments for Model Selection: Minimization of the Expected Mean-Squared Error // Utilitus Mathematica – 1995. – Vol. 47. – P. 85-96.
7. Иванченко В.Н., Лябах Н.Н., Гуда А.Н. Исследование свойств алгоритмов идентификации сложных процессов с помощью моделирования на ЭВМ // Автоматика. – 1992. – № 3. – С. 82-88.

8. Качала В.В. Сравнительный анализ алгоритмов структурной идентификации. – Труды Межд. конф. «Идентификация систем и задачи управления» SICPRO'2000, Москва, ИПУ, 26-29 сентября 2000 г. – М.: ИПУ РАН. – 2000. – С. 133-143.
9. Степашко В.С. Конечная селекционная процедура сокращения полного перебора моделей // Автоматика.- 1983.- N 4.- С.84-88.
10. Ивахненко А.Г., Степашко В.С. Помехоустойчивость моделирования. – Киев: Наукова думка, 1985. – 216 с.
11. Коваль В.Н., Кук Ю.В. Структурный метод моделирования сложных систем // УСиМ. - 2003. - №2. - С. 45-55.
12. Кошулько А.А., Кошулько А.И. Тестирование полигармонического алгоритма МГУА // УСиМ. - 2003. - №2. - С. 87-92.
13. Савченко Е.А. Экспресс-прогноз уровня глюкозы в крови с учетом аналоговых и временных характеристик // УСиМ. - 2003. - №2. - С. 87-92.
14. Kordik P., Saidl J., Snorek, M.: Evolutionary Search for Interesting Behavior of Neural Network Ensembles In: Proceeding of 2006 IEEE World Congress on Computational Intelligence, July 2006, Vancouver, Canada.
15. Kordik P., Snorek, M.: Deterministic Crowding Helps to Evolve Non-correlated Active Neurons In: Proceedings of the International Workshop on Inductive Modeling IWIM-2005, Academy of Sciences, Glushkov Institute, p. 21-28. Kiev, Ukraine 2005.
16. Kordik P.: Why Bagging of GAME Inductive Models Does Not Further Improve their Accuracy? In: Proceedings of the International Workshop on Inductive Modeling IWIM-2005, Academy of Sciences, Glushkov Institute, p. 13-20. Kiev, Ukraine 2005.
17. Єфіменко С.М. Інструментальні засоби для дослідження та застосування методів моделювання за статистичними даними / Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук. – Київ: Міжнародний науково-навчальний центр інформаційних технологій та систем НАН України та МОН України, 2009. – 20 с.
18. V. S. Stepashko, and S. N. Efimenko. Sequential Estimation of the Parameters of Regression Model // Cybernetics and Systems Analysis. – New York: Springer, 2005. – Vol. 41. – No. 4. – P.631-634.
19. Nizamov T.I. Hydro-acoustic monitoring of water environment / T.I. Nizamov, S.R. Ibrahimova, R.K. Quluzade, A.I. Isayev, V.S. Stepashko, S.N. Yefimenko // Proceedings of Third International Conference on Technical and Physical Problems in Power Engineering, Ankara, Turkey, May 29-31, 2006. – P.1108-1110.
20. Системне прогнозування динаміки взаємозалежних показників енергетичної сфери України / С.М. Єфіменко, Т.К. Кваша, В.С. Степашко // Індуктивне моделювання складних систем: Зб. наук. пр. — К.: МННЦ ІТС НАН та МОН України, 2009. — Вип. 1. — С. 54-59.