Національна академія наук України
Інститут кібернетики імені В. М. Глушкова

На правах рукопису

СТЕПАШКО Володимир Семенович

АВТОМАТИЗОВАНА СТРУКТУРНА ІДЕНТИФІКАЦІЯ ПРОГНОЗУЮЧИХ МОДЕЛЕЙ СКЛАДНИХ ОБ'ЄКТІВ

01.01.11 — системний аналіз і автоматичне керування

Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня
доктора технічних наук

Киев 1994

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана в Інституті кібернетики імені В. М. Глушкова НАН України.

Офіційні опоненти: доктор фізико-математичних наук,
професор АНІСІМОВ В. В.,

доктор технічних наук,
професор КОНОНЕНКО І. В.,

доктор технічних наук,
професор ПАВЛОВ А. А.

Провідна організація: Харківський політехнічний університет Міністерства освіти України.

Захист відбудеться «27» жовтня 1994 р. о 14 годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д. 016.45.04 при Інституті кібернетики імені В. М. Глушкова НАН України за адресою:

252022 Київ 22, проспект Академіка Глушкова, 40.

З дисертацією можна ознайомитися в науково-технічному архіві інституту.

Автореферат розісланий «26» вересня 1994 р.

Вчений секретар
спеціалізованої вченої ради ГУБАРЄВ В. Ф.

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність проблеми. Невід"ємною складовою частиною задач керування (оптимального, автоматизованого чи на рівні прийняття рішень) є побудова моделей, які описують або прогнозують поведінку об"єкта, процесу чи системи. У загальному випадку для одержання математичної моделі необхідно вибирати її структуру і оцінювати параметри, тобто розв"язувати задачу структурної ідентифікації, або моделювання за вибіркою даних спостережень. Для складних технологічних, екологічних, економічних об"єктів і процесів типовою є невизначеність інформації щодо механізму їх функціонування, ступеня інформативності вимірюваних змінних та властивостей неконтрольованих збурень (шумів). При цьому необхідно застосовувати формалізовані методи та автоматизовані засоби моделювання.

Нині існують різноманітні постановки задачі структурної ідентифікації, методи її розв"язання та варіанти програмної реалізації, розроблені фахівцями в галузях ідентифікації, прикладного регресійного аналізу та пошуку залежностей. Більшість методів побудовані на різних підходах, що ускладнює порівняльний аналіз для визначення умов їх ефективного застосування. Оскільки для задач керування важливо будувати моделі з малою помилкою прогнозування, це є природною основою для порівняння ефективності існуючих підходів.

Тому актуальною є проблема розробки теорії структурної ідентифікації прогнозуючих моделей та методики аналітичного порівняння ефективності (у розумінні точності прогнозування) різних методів з метою створення автоматизованих засобів для оптимального вибору структури моделей складних об"єктів за вибіркою заданого обсягу в умовах неповноти інформації .

Досліджeність тематики. У випадку шуму на виході об"єкта серед методів оптимізації структур моделей можна виділити три основних підходи. Перший, пов"язаний з теорією статистичних рішень, розроблений у працях С.А.Айвазяна, П.Ейкгофа, В.Камінскаса, Л.Льюнга, Л.С.Райбмана, Я.З.Ципкіна та інших. Другий базується на принципі компромісу між точністю апроксимації та складністю (числом параметрів) моделі; найвідоміші тут методи Х.Акаіке, В.Н.Вапника та С.Л.Маллоуза. Третій підхід "перехресного підтвердження" (cross validation) грунтується на поділі вибірки для прямого контролю якості моделей; основний внесок тут належить О.Г.Івахненку (метод групового врахування аргументів (МГВА)), Дж.Тьюкі та Б.Ефрону.

Таке розмаїття методів ускладнює вибір одного з них для побудови прогнозуючих моделей. Тому актуальними є пошуки методик оцінки ефективності методів, але суттєві результати одержано лише для асимптотики (И.І.Перельман, Дж.Ріссанен, С.Шібата). Для випадку обмеженої вибірки такі оцінки одержують за допомогою тестових експериментів.

Для аналізу ефективності методів плідною виявилася ідея О.Г.Івахненка про аналогію задач моделювання та зв"язку. На цій основі ведеться систематичне дослідження завадостійкості моделювання (по аналогії з завадостійким приймачем В.А.Котельнікова), яке послідовно розвивається у даній дисертації.

Значний вклад у методологію розробки програмних засобів моделювання зробили І.С.Єнюков, О.В.Маркова, І.М.Парасюк, Н.А.Семенов, В.В.Сергієнко, А.Н.Сильвестров, Д.С.Сильвестров та інші. Тут актуальною є проблема проектування функціональної та діалогової структури програмних систем, які підтримують усі етапи процесу моделювання.

Мета роботи. Розробити основи теорії структурної ідентифікації моделей з мінімальною дисперсією помилки прогнозування в умовах неповноти апріорної інформації, методику порівняльного аналізу ефективності методів вибору структури моделей і концепцію формування функціонального та діалогового забезпечення автоматизованих систем моделювання складних об"єктів за експериментальними даними.

Для досягнення мети розв"язати такі основні завдання: 1) сформулювати задачу структурної ідентифікації прогнозуючих моделей і дослідити проблему її автоматизованого розв"язання; 2) розробити теоретичні основи вибору моделей з мінімальною дисперсією помилки прогнозування в залежності від основних показників апріорної невизначеності; 3) розробити методику аналітичного порівняння ефективності методів структурної ідентифікації за умов заданої вибірки ; 4) дослідити задачу ідентифікації структур моделей за критерієм балансу змінних для деякого класу багатовимірних процесів; 5) на основі результатів досліджень розробити алгоритмічне, функціональне та діалогове забезпечення автоматизованої програмної системи структурної ідентифікації.

Методи досліджень. В дисертації розглядається комплекс теоретичних, методологічних і прикладних питань, які виникають при розробці методів структурної ідентифікації прогнозуючих моделей - від постановки та теоретичного аналізу задачі через порівняння ефективності методів її розв"язання до проектування архітектури, основних модулів та діалогу автоматизованої системи моделювання, її втілення і застосування.

В дослідженнях застосовуються методи теорії ідентифікації і керування, регресійного аналізу, матричної алгебри.

Наукова новизна. Розроблено теорію ідентифікації структур лінійних за параметрами моделей з мінімальною дисперсією помилки прогнозування. Основою теорії є оригінальний метод критичних дисперсій, які є теоретичною мірою завадостійкості структур моделей різної складності.

Засобами даної теорії одержано такі результати: вперше детально вивчені закономірності зміни оптимальних структур прогнозуючих моделей у залежності від основних показників невизначеності в даних (рівень шуму, довжина вибірки, план експерименту, число інформативних змінних); одержано порівняльні характеристики ефективності відомих критеріїв вибору структур моделей як для обмеженого числа спостережень, так і в асимптотиці; встановлено умови адекватного застосування критеріїв, що грунтуються на розбитті вибірки.

Розроблено теорію структурної ідентифікації моделей багатовимірних процесів, взаємозв"язаних лінійним балансовим співвідношенням, із застосуванням критерію балансу, і визначено умови його коректного використання. Розроблено і досліджено оригінальний метод моделювання циклічних процесів у класі двохрівневих різницевих моделей із застосуванням критерію балансу змінних при двохмасштабному відліку часу.

Теоретичне значення. Результати роботи формують новий методологічний підхід, що грунтується на умові мінімізації дисперсії помилки прогнозування, до аналізу проблеми введення компромісу між точністю моделі і складністю її структури. Зокрема, доведено, що у разі зростання рівня невизначеності в даних при короткій вибірці цій умові оптимальності відповідає модель з меншим числом оцінюваних параметрів, і що в асимптотиці оптимальна модель є незміщеною.

В рамках цього підходу одержано послідовне теоретичне обгрунтування МГВА як методу структурної ідентифікації завадостійких прогнозуючих моделей, природа ефективності якого полягає в неявному (автоматичному) врахуванні рівня невизначеності в даних за рахунок розбиття вибірки.

Розроблений метод критичних дисперсій є ефективним інструментом аналітичного системного дослідження різних аспектів проблеми вибору оптимальних моделей за умов короткої зашумленої вибірки даних спостережень.

Практичне значення. Одержані в роботі результати мають важливе значення для розробки автоматизованих процедур прийняття рішень в задачах системного аналізу інформативності вимірюваних змінних та структурної ідентифікації моделей складних об"єктів з метою прогнозування та керування.

Автором розроблено оригінальні алгоритми МГВА - комбінаторний, комбінаторно-селекційний та двохрівневий для моделювання об"єктів і процесів у класах поліноміальних, різницевих та двохрівневих моделей. У цих алгоритмах реалізовані економні (щодо затрат пам"яті та швидкодії) процедури генерації моделей і обчислення значень критеріїв. Розроблено також функціональну архітектуру та структуру діалогу двох інтерактивних систем ідентифікації прогнозуючих моделей на базі алгоритмів МГВА: пакету прикладних програм ППП МГВА для СМ ЕОМ та діалогової програмної системи ДПС МГВА для IBM PC.

Реалізація результатів. Розроблені алгоритми і програмні засоби застосовувались у різноманітних прикладних задачах моделювання статичних і динамічних об"єктів та процесів з метою прогнозування і керування, що розв"язувалися у рамках держбюджетних та госпдоговірних науково-дослідних тем Інституту кібернетики імені В.М.Глушкова АН України протягом 1975 -1993 рр. Окремі алгоритми, результати їх застосування, методологія проектування програмних систем моделювання, а також ППП МГВА та ДПС МГВА, впроваджені у ряді організацій.

На захист виносяться такі основні наукові результати, одержані особисто автором: 1. Метод критичних дисперсій як основа теорії структурної ідентифікації прогнозуючих моделей складних об"єктів. 2. Одержані закономірності зміни оптимальних структур моделей у залежності від основних показників неповноти інформації. 3. Методика і результати порівняльного аналізу ефективності критеріїв вибору моделей. 4. Встановлені умови коректного застосування критерію балансу змінних і метод двохрівневого моделювання циклічних процесів. 5. Розроблені на основі одержаних результатів методики і алгоритми, концепція конструювання програмних засобів моделювання, результати їх застосування.

Апробація роботи. Результати роботи доповідались та обговорювались на таких наукових зібраннях: Всесоюзні наради "Проблеми управління" (VIII - Таллінн, 1980; X - Алма-Ата, 1986), "Стан та задачі комплексного використання водних ресурсів країни" (Мінськ, 1986); Всесоюзні конференції "Розробка та впровадження АСУ водоохоронними комплексами" (Сіверськодонецьк, 1981), "Програмне забезпечення АСУ" (Калінін, 1983), "Математичні методи планування експерименту" (Київ, 1989, 1991); Міжнародні конференції "Програмне забезпечення ЕОМ" (II - Калінін, 1987; III - Твер , 1990), "Комплексна автоматизація промисловості" (Польща, Вроцлав, 1988), "Нові інформаційні технології в обчислювальній техніці та інформатиці INFOTEC-88" (Румунія, Бухарест, 1988), "Моделі економетричних рішень" (ФРН, Хаген, 1989), "Теорія систем - X" (Польща, Вроцлав, 1989) та на багатьох семінарах і школах-семінарах різного рівня.

Публікації. Безпосередньо по темі досліджень автором опубліковано 57 друкованих робіт, з яких 35, що містять усі основні результати, включено до дисертації.

Структура і обсяг роботи. Робота обсягом 301 сторінка складається із вступу, п"яти глав, висновку, переліку літературних джерел (259 найменувань) та додатку з копіями документів про впровадження, у тому числі містить 229 сторінок основного тексту та 43 сторінки ілюстративного матеріалу.

КОРОТКИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У вступі обгрунтовано вибір теми дисертації на основі аналізу стану проблеми, подана методологія досліджень і загальна характеристика структури роботи та одержаних наукових і практичних результатів .

У першій главі сформульована задача структурної ідентифікації прогнозуючих моделей за умов неповноти апріорної інформації щодо структури об"єкта моделювання, інформативності вимірюваних змінних та характеристик шуму, виконано аналіз проблеми її автоматизованого розв"язання і поставлені нові задачі, що вивчаються у наступних главах роботи. При цому розглядаються складні об"єкти і процеси, для яких немає можливості ставити за мету побудову адекватної моделі, а доцільно говорити лише про пошук правдоподібної моделі, яка не суперечить даним спостережень та наявній апріорній інформації. Обсяг обчислень, необхідних для одержання задовільної моделі, вимагає застосування відповідних програмних засобів.

При розробці архітектури та діалогу системи моделювання доцільним є розгляд таких питань: виділення основних етапів процесу структурної ідентифікації; порівняльний аналіз основних методів розв"язання задачі моделювання та їх ефективності; аналіз і узагальнення досвіду застосування цих методів. Ці питання аналізуються у роботі з точки зору структуризації знань (у тому числі неформалізованих) у даній галузі.

Ефективна у прикладному плані програмна система моделювання повинна характеризуватися: достатньою загальністю щодо використання основних методів ідентифікації; адаптованістю до різних умов апріорної невизначеності; доступністю для користувачів різної кваліфікації; обчислювальною ефективністю (швидкодією). Для досягнення цих характеристик у роботі застосовується така методика досліджень: формулюється і досліджується задача мінімізації дисперсії помилки прогнозування при виборі структури моделі; різні методи розв"язання цієї задачі розчленовуються на три основні компоненти - клас моделей, генератор структур та критерій вибору, сукупності яких аналізуються незалежно; виконується порівняльний аналіз ефективності критеріїв; розробляються структури узагальнених модулів класів структур, генераторів та критеріїв; оптимізуються обчислювальні процедури генерації моделей як найбільш трудомісткі; проектується функціональна структура системи відповідно до основних етапів моделювання; створюються процедури діалогу з урахуванням рівня кваліфікації користувача.

Задача структурної ідентифікації, або моделювання за експериментальними даними, у спрощеному формулюванні полягає у виборі оптимальної моделі f^* з дискретної множини $\mathfrak{F}$ моделей різної структури за умовою мінімуму заданого критерію

CR(f) якості кожної $f \in \mathfrak{F}$. У разі стохастичних припущень ця задача аналогічна задачі вибору кращої регресії.

В даний час для розв"язання таких задач існує ряд методів, що різняться цілями моделювання, відбитими в CR(f), способами формування множини $\mathfrak{F}$ та процедурами мінімізації критерію. У дисертації ці методи аналізуються з точки зору ефективності у сенсі вибору моделі з мінімальною дисперсією помилки прогнозування, для чого розробляється нова методика аналітичного порівняння методів для короткої вибірки даних, у той час як існуючі оцінки одержані на основі чисельних експериментів або справедливі в асимптотиці.

Для задач керування особливий інтерес становить підхід "перехресного підтвердження", сутність якого безпосередньо спрямована на ідентифікацію моделей, які зменшують помилку прогнозування. З методів цього напрямку вирізняється МГВА як метод автоматичного пошуку кращої моделі, який має більшу різноманітність можливостей порівняно з іншими. Тому в роботі сукупність алгоритмів МГВА та досвід їх практичного застосування прийнято як методичну основу для порівняльного аналізу різних методів та проектування інтерактивних програмних систем моделювання.

Із основних процедур процесу моделювання добре розробленими можна вважати такі: попередня обробка та первинний аналіз даних, вибір методу оцінювання параметрів та перевірка адекватності моделей. Крім того, як і в більшості функціонуючих програмних засобів моделювання, будемо вважати, що доцільний клас моделей вибирається користувачем на основі вивчення об"єкта та (або) результатів асистуючих алгоритмів аналізу даних. Тоді ключовими проблемами при моделюванні виявляються обгрунтування вибору критерію якості моделей та розробка ефективного в обчислювальному плані генератора структур, які перш за все і досліджуються в даній роботі.

У главі виконано аналіз проблеми оцінки адекватності існуючих критеріїв меті побудови моделей з найкращими прогнозуючими властивостями. При цьому постановка задачі структурної ідентифікації, характерна для багатьох практичних задач моделювання технологічних, екологічних та економічних об"єктів і процесів, містить такі *основні припущення*:

1^{0}. Модельований об"єкт описується рівнянням

$$y_k = \mathring{y}_k + \xi_k = \theta^T x_k + \xi_k \ , \qquad (1)$$

де k - індекс точки вимірювання (часу або простору); $x \in R^m$ - детермінований вектор вхідних (незалежних) змінних; $y \in R^1$ - вихідна величина; θ - невідомий точний вектор параметрів, з яких $s_0 \leq m$ - ненульові, s_0 - не задане; ξ_k - випадкова величина (шум).

2^{0}. Властивості шуму: $E\xi_k = 0$; $E\xi_i \xi_k = 0$, $i \neq k$; $E\xi_k^2 = \sigma^2 < \infty$, σ^2 - невідома дисперсія; E - символ математичного сподівання по всіх можливих реалізаціях шуму. Відповідно до цього в (I) маємо $\mathring{y}_k = Ey_k$.

3^{0}. Задана вибірка даних n спостережень у вигляді матриці $W = (Xy)$ розміром $n \times (m+1)$, де $X = (x_{kj}, \ k = \overline{1,n}; \ j = \overline{1,m})$ - матриця регресорів повного рангу rank X=m , $y = (y_1 \ldots y_n)^T$ - вихідний вектор. Задані також n_p точок області прогнозування у вигляді $n_p \times m$ матриці X_p . Надалі всі величини без індексу будемо відносити до навчаючої вибірки W, а з індексом "P" - до області прогнозування.

4^{0}. В асимптотиці регресори є сильно регулярними:

$$\lim_{n\to\infty} \frac{1}{n} X_n^T X_n = H \qquad (2)$$

де H - невироджена скінченна $m \times m$ матриця.

Перше припущення означає, що існує точна (істинна, або фізична) модель об"єкта $\mathring{y}_k = \theta_0^T \mathring{x}_k$, де $\mathring{x} \in R^{s_0}$ (причому всі $\mathring{x}^j$, $j=1,\ldots,s_0$ містяться у вимірюваному векторі x), а θ_0 - істинний вектор параметрів. Тоді задача полягає у визначенні на основі вибірки найкращого у деякому сенсі наближення до невідомих значень s_0, $\mathring{x}$, θ_0 .

Повну множину $\mathfrak{F}$ моделей-претендентів визначимо через множину $\mathfrak{D}$ різних m-вимірних бінарних векторів $\mathfrak{D} = \{d_l \in \{0;1\}^m$, $l=1,\ldots,2^m\}$. Кожен $d \in \mathfrak{D}$ назвемо *структурним вектором* , а функцію $f(d,\theta,x) = x^T\theta(d) = x^T(\mathrm{diag}\ d)\theta$, задану з точністю до параметрів - *структурою моделі*, або просто структурою. Хай також задано унімодальний критерій оцінювання параметрів $QR(\theta_d,d,X,y)$, тоді $\mathfrak{F} = \{f(d,\hat{\theta}_d,x),\ d \in \mathfrak{D}\}$, де вектор $\hat{\theta}_d$ ненульових компонент вектора параметрів деякої структури є розв"язком задачі параметричної ідентифікації:

$$\hat{\theta}_d = \arg \min_{\theta_d \in R^{s_d}} QR(\theta_d,d,X,y) , \qquad (3)$$

де s_d - *складність* (число оцінюваних параметрів) структури.

Оскільки $d \in \mathfrak{D}$ та відповідна $\hat{\theta}_d$ однозначно зв"язані, задачу структурної ідентифікації подамо у вигляді

$$d^* = \arg \min_{d \in \mathfrak{D}} CR(d,X,y) =$$

$$= \arg \min_{s=\overline{1,m}} \min_{d \in \mathfrak{D}_s} CR(d,X,y) , \qquad (4)$$

де $\mathfrak{D}_s \subset \mathfrak{D}$ - підмножина, яка містить C_m^s структурних векторів з s одиниць, тобто $\cup_{s=1}^m \mathfrak{D}_s = \mathfrak{D}$, а $CR(d,X,y)$ - заданий невід"ємний критерій якості моделі, який відбиває деяку мету моделювання, причому у загальному випадку $CR(\cdot) \neq QR(\cdot)$.

Обидва вирази у (4) еквівалентні, але відповідають двом варіантам алгоритмів повного перебору моделей, при цьому другий вираз визначає собою цілий клас алгоритмів скороченого перебору з побудовою деяких підмножин $\mathfrak{D}'_s \subset \mathfrak{D}_s$. У найпростішому випадку, коли кожна $\mathfrak{D}'_s$ містить лише один елемент, (4) є задачею визначення оптимального порядку, або *оптимальної складності* моделі: $s^* = \arg \min\limits_{s=\overline{1,m}} CR(s,X,y)$. Далі в аналітичних викладках для зручності будемо розглядати саме цей варіант, позначаючи X_s, $\hat\theta_s$ розмірностями $n \times s$, $s \times 1$ відповідно. Це не обмежує загальності розгляду задачі, оскільки X_s (матриця з $s \leq m$ стовпців матриці X) є довільною підмножиною з регресорів з m , а послідовність $s=1,\ldots,m$ їх включення в модель - довільним шляхом ускладнення структури. Алгоритмічні особливості розв"язання повної задачі (4), яка є комбінаторною, з показниковим щодо m ростом числа варіантів, детально розглянуті в главі 5 дисертації.

Відповідно до 2°, найкращим лінійним оцінювачем параметрів є МНК, тобто $QR(\theta_s,s,X,y,) \triangleq RSS(s) = \|y - X_s\theta_s\|^2$, тому в подальшому використовується оцінка $\hat\theta_s = (X_s^T X_s)^{-1} X_s^T y$, яка, взагалі кажучи, є *структурно-зміщеною*.

У рамках прийнятих припущень і означень задача структурної ідентифікації, метою якої є побудова найкращої прогнозуючої моделі, формалізується у роботі таким чином. Оскільки $\hat y_s = X_s \hat\theta_s$ є оцінкою точного вектора $\mathring{y} = (\mathring{y}_1 \ldots \mathring{y}_n)^T$ (задача відновлення, або передбачення сигналу) по моделі складності s , а $\hat y_{Ps} = X_{Ps}\hat\theta_s$ - прогнозною оцінкою точного вектора $\mathring{y}_P$ (задача прогнозування), основним критерієм точності прогнозування природно прийняти величину очікуваних втрат при використанні моделі складності s :

$$J_F(s) \triangleq J_F(s,X,X_F) = E\,\|\mathring{y}_F - X_{Fs}\hat{\theta}_s\|^2, \qquad (5)$$

причому ця теоретична характеристика якості структури дорівнює сумарній *дисперсії помилки прогнозування* в області X_F . Тоді задача (4) за умови $CR(\cdot) = J_F(\cdot)$ є задачею пошуку *оптимальної* (J_F-оптимальної) *структури* d_F^o з мінімальною дисперсією помилки прогнозу, а в спрощеному випадку - *оптимальної складності* $s_F^o = \arg\min J_F(s)$.

Критерій типу (5) для окремого випадку $X_F = X$, тобто для задачі мінімізації дисперсії помилки "передбачення" (відновлення) $J(s) \triangleq J(s,X,X) = E\|\mathring{y} - X_s\hat{\theta}_s\|^2$, вперше був введений Маллоузом, який запропонував критерій C_p-статистику як незміщену оцінку $J(s)$.

Важливою є інтерпретація критерію $J(s)$ у термінах теорії завадостійкого приймача Котельнікова: $\mathring{y}$ є переданим (невідомим) істинним сигналом, а y - прийнятим зашумленим сигналом. Тоді вихід $\hat{y}_s = X_s\hat{\theta}_s$ кожної моделі, генерованої алгоритмом структурної ідентифікації за допомогою обробки (перетворення) прийнятого сигналу, оцінює істинний сигнал. Отже, мінімізація $J(s)$ є задачею оптимального *відновлення* $\mathring{y}$ на фоні завад, і модель складності $s^o = \arg\min J(s)$ можна назвати *потенційно завадостійкою* для відновлення, а s_F^o - відповідно для *прогнозування* істинного виходу об"єкта. В дисертації одержано нові результати по дослідженню $J(s)$, а також вперше детально вивчено властивості $J_F(s)$ і розглянуто співвідношення величин s^o та s_F^o в умовах невизначеності.

Якість розв"язання сформульованої задачі мінімізації дисперсії помилки (5) у класі структурно-зміщених моделей залежить від таких основних характеристик неповноти (невизначеності) апріорної інформації:

- рівень шуму, або величина невідомої дисперсії σ^2 ·

- довжина вибірки n по відношенню до невідомої s_0 ;

- структурна невизначеність (неточне знання зв"язків вхід-вихід), виражена в 1^0 умовами $s \leqslant m$, $x \neq \mathring{x}$ (тобто $X \neq \mathring{X}$); нижче, крім базового випадку $X=(\mathring{X}\tilde{X})$, де $\tilde{X}$ - надлишкові регресори, аналізуються також випадки: $X=\mathring{X}$ (точне знання структури); $X=(\mathring{X}'\tilde{X})$ (де $\mathring{X}=(\mathring{X}'\mathring{X}'')$); $X=\tilde{X}$ (пошук апроксимуючої моделі, істинні регресори невідомі);

- невизначеність співвідношення плану експерименту X та плану X_p, який характеризує область прогнозування (від цього співвідношення залежить якість прогнозу);

- невизначеність вибору класу моделей: під незалежними змінними x_j, $j=1,\ldots,m$, можна розуміти деякі задані функції від реально вимірюваних вхідних та вихідних величин;

- невизначеність задання критерію CR з урахуванням як мети моделювання, так і наявної (або можливої) неповноти інформації, а також методу його мінімізації, який характеризується організацією генератора формування структур моделей.

У главі виконано аналітичний огляд основних критеріїв, класів моделей та генераторів структур, які застосовуються на практиці в задачах побудови моделей за експериментальними даними. Показано, що більшість критеріїв якості структур моделей є окремими випадками такої узагальненої формули:

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

де $V(\cdot)$ - величина помилки моделі, $\eta_1(\cdot)$, $\eta_2(\cdot)$ - мультиплікативна та адитивна функції штрафу за складність моделі (обмежують зростання числа оцінюваних параметрів), $\hat{\sigma}^2$ – оцінка невідомої дисперсії σ^2. Компроміс між точністю моделі та її складністю, характерний для критеріїв структурної ідентифікації, може бути виражений в (6) явно або неявно. У першому випадку $V(s)=RSS(s)$, тоді критерії відрізняються вибором $\hat{\sigma}^2$, $\eta_1(\cdot)$, $\eta_2(\cdot)$, наприклад:

$$PSE(s)= RSS(s) + 2\hat{\sigma}^2 s \ . \qquad (7)$$

При заданому $\hat{\sigma}^2$ це є критерій передбаченої помилки (Бартон); якщо $\hat{\sigma}^2= RSS(s)/(n-m)$, одержимо аналог C_p-статистики (Маллоуз); у разі $\hat{\sigma}^2= RSS(s)/(n-s)$ (7) перетворюється в критерій фінальної помилки передбачення (Акаіке):

$$FPE(s)= \frac{n+s}{n-s} RSS(s), \qquad (8)$$

тобто містить тільки мультиплікативну функцію штрафу.

Неявний штраф за складність моделі досягається розбиттям вибірки, наприклад, на дві частини: $W=(A^T B^T)^T$, $n=n_A+n_B$. При цьому можна сформувати ряд критеріїв (точності, узгодженості та інші), які в МГВА називаються "зовнішніми". Наприклад, якщо на $A=(X_A y_A)$ оцінюються параметри (при rank $X_A=m$), то на $B= (X_B y_B)$ обчислюється помилка $V(\cdot)$, яка є критерієм регулярності (Івахненко):

$$AR(s)= \| y_B-X_{Bs}\hat{\theta}_{As}\|^2, \quad \hat{\theta}_{As}= (X^T_{As}X_{As})^{-1}X^T_{As}y_A \ . \qquad (9)$$

У роботі (глава 3) розробляється методика аналітичного порівняння ефективності критеріїв, яка для прикладу застосовується до (7) - (9).

Далі у главі розглянуті основні класи лінійних за параметрами моделей статичних об"єктів, часових рядів та динамічних об"єктів і процесів, які формально зводяться до вигляду

(1). Показана можливість узагальненого представлення цих класів. На завершення виконана порівняльна характеристика генераторів перебірного та ітераційного типів, які застосовуються для впорядкованого формування структур моделей в алгоритмах регресійного аналізу та МГВА.

У <u>другій главі</u> розробляються основи теорії вибору J_F-оптимальних структур в умовах апріорної невизначеності щодо рівня шуму, числа спостережень, плану експерименту та знання структури об"єкта. Для цього перш за все досліджується, як змінюються s_F^o, s^o у залежності від рівня невизначеності. Запишемо (5) у такому вигляді:

$$J_F(s)= J_F^b(s)+J_F^v(s)= \|\mathring{y}_F-X_{Fs}\bar{\theta}_s\|^2+\sigma^2 tr(X_s^T X_s)^{-1}X_{Fs}^T X_{Fs}, \quad (10)$$

де $\bar{\theta}_s= E[\hat{\theta}_s]$, а індексами "b" та "v" позначені величина втрат від зміщення структури (*структурна* складова) та варіація функціоналу внаслідок шуму (*шумова* складова). В окремому випадку задачі відновлення (при $X_F=X$) з (10) маємо

$$J(s)= J^b(s)+J^v(s)= \|y-X_s\bar{\theta}_s\|^2+ \sigma^2 s. \quad (11)$$

Структурні та шумові компоненти в (10), (11) залежать від s так: $J^b(s)$ монотонно спадає, а $J^v(s)$ лінійно зростає; $J_F^b(s)$ немонотонно спадає, а $J_F^v(s)$ монотонно зростає, тобто між цими компонентами існує протиріччя, і задачі визначення s^o, s_F^o є двохкритеріальними. Отже, при $\sigma^2>0$ функції $J(s)$, $J_F(s)$ мають мінімуми, причому у разі $X=(\overset{o\sim}{XX})$ ці мінімуми лежать в інтервалі $[1,s_o]$, оскільки при $s_o\leq s\leq m$ маємо $J^b(s)= J_F^b(s)=0$. Тому в роботі розглянуто спочатку випадок $X=\overset{o}{X}$, $m=s_o$, а потім узагальнено результати на інші варіанти співвідношення X та $\overset{o}{X}$.

Для аналітичного вивчення закономірностей вибору оптимальних прогнозуючих моделей за умов невизначеності у роботі розроблено <u>метод критичних дисперсій</u>. Означимо величину *критичної дисперсії* $\sigma^2_{Fкр}(s_1, s_2)$, $1 \leqslant s_1 < s_2 \leqslant m$, як значення σ^2, одержане як додатній розв"язок рівняння $J_F(s_1, \sigma^2) = J_F(s_2, \sigma^2)$ відносно σ^2. Ця величина є мірою потенційної завадостійкості структури складності s_2 по відношенню до s_1 і характеризує сам об"єкт (не залежить від шуму): чим $\sigma^2_{Fкр}(s_1, s_2)$ більша, тим більший діапазон зміни рівня шуму, у якому меншу дисперсію помилки прогнозу має структура s_2.

Надалі будемо говорити, що при $\sigma^2 < \sigma^2_{Fкр}(s_1, s_2)$ структура s_2 *ефективніша* за s_1 у сенсі $J_F(s_2) < J_F(s_1)$, а при $\sigma^2 \geqslant \sigma^2_{Fкр}(s_1, s_2)$ – навпаки. Аналогічно означається критична дисперсія $\sigma^2_{кр}(s_1, s_2)$ для критерію (11).

Метод критичних дисперсій полягає в одержанні, аналізі та інтерпретації критичних дисперсій за умов невизначеності. Далі розглянуто два практично важливих окремих випадки значень s_1, s_2 : а) $s_1 = s < m$, $s_2 = m$, що при виконанні $X = \overset{\circ}{X}$ (тобто $m = s_0$) визначає умови ефективності структурно-зміщеної моделі порівняно з незміщеною (повною); б) $s_1 = s$, $s_2 = s+1$, що визначає положення мінімуму критерію, тобто поведінку оптимальних величин s^0, s^0_F.

У випадку а) залежність оптимальної структури <u>від рівня шуму</u> вивчається за допомогою подання X як $X = (X_s \bar{X}_{\bar{s}})$, $\bar{s} = m - s$, з відповідним розбиттям точного вектора θ_0 у вигляді $\theta_0 = (\theta_0^1, \ldots \theta_0^m)^T = (\theta^T_{0s} \theta^T_{0\bar{s}})^T$. В роботі доведено, що при цьому критичні дисперсії для задач прогнозування та відновлення точного сигналу існують для всякого s і співпадають:

$$\sigma^2_{Fкр}(s, m) = \sigma^2_{кр}(s, m) = \frac{1}{\bar{s}} \theta^T_{0\bar{s}} Q_{\bar{s}} \theta_{0\bar{s}} , \qquad (12)$$

де $Q_{\bar{s}} = X_{\bar{s}}^T D_s X_{\bar{s}}$, $D_s = I_n - X_s (X_s^T X_s)^{-1} X_s^T$ (I_n - одинична $n \times n$ матриця). Цей результат має принципове значення: довільна структура складності $s<m$ при $\sigma^2 > \sigma^2_{Fкр}(s,m)$ ефективніша за істинну, причому це визначається тільки планом X , тобто для будь-якого X_F нерівності $J(s)<J(m)$ та $J_F(s)<J_F(m)$ виконуються одночасно.

Локальні властивості $J(s)$, $J_F(s)$ (випадок б)) вивчаються за допомогою рекурентних по s співвідношень і характеризуються таким результатом: критичні дисперсії для критеріїв $J(s)$ та $J_F(s)$, взагалі кажучи, не співпадають і дорівнюють

$$\sigma^2_{кр}(s,s+1) = \bar{\omega}^2_{s+1}\beta_{s+1} = \alpha^2_{s+1}/\beta_{s+1}, \quad s=0,1,\dots,m-1, \tag{13}$$

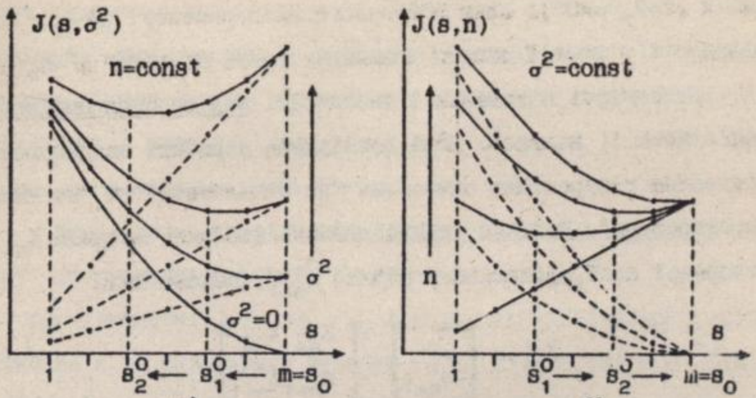
$$\sigma^2_{Fкр}(s,s+1) = 2\bar{\omega}_{s+1}\beta_{s+1}\frac{a_F^T b_F}{b_F^T b_F} - \bar{\omega}^2_{s+1}\beta_{s+1} , \tag{14}$$

причому (14) має сенс лише для таких $(s,s+1)$, коли $\sigma^2_{Fкр}(s,s+1) \geq 0$. Прийняті тут позначення відповідають збільшенню розмірності структури на одиницю: $X_{s+1} = (X_s x)$, з узгодженим розширенням вектора параметрів $\bar{\theta}_{s+1} = (\bar{\theta}_s^T \bar{\omega}_{s+1})^T$; при цьому

$$\bar{\omega}_{s+1} = \alpha_{s+1}/\beta_{s+1}, \ \alpha_{s+1} = x^T D_s \mathring{y}, \ \beta_{s+1} = x^T D_s x > 0 , \tag{15}$$

$$a_F = \mathring{y}_F - X_{Fs}\bar{\theta}_s, \ b_F = x_F - X_{Fs}(X_s^T X_s)^{-1} X_s^T x . \tag{16}$$

З (13) випливає твердження: при $\sigma^2_{кр} < \sigma^2_{кр}(m-1,m)$ оптимальною є повна структура $s^0=m$; чим більша дисперсія шуму, тим менше s^0 (спрощення оптимальної структури); структура s оптимальна при $\sigma^2_{кр}(s-1,s) > \sigma^2 \geq \sigma^2_{кр}(s,s+1)$ (рисунок, поз.а). На відміну від цього, з огляду на додатність (14) не для всіх $(s,s+1)$ внаслідок немонотонності $J_F^b(s)$, не кожна структура s може бути J_F-оптимальною, але загальна властивість зменшення s_F^0 при зростанні σ^2 зберігається.



а) б)

Отже, в загальному випадку оптимальні прогнозуюча та відновлююча моделі не співпадають, $s_P^0 \neq s^0$, і ця відмінність залежить від співвідношення планів X та X_P (див.нижче). Зазначимо, що для $s_1=m-1$, $s_2=m$ вирази (12)-(14) еквівалентні, тобто при $\sigma^2<\sigma^2_{кр}(m-1,m)$ повна структура є оптимальною одночасно для відновлення і прогнозування незалежно від X_P.

В роботі означено *квадратично залежний план* експерименту як такий план X, який при $\operatorname{rank} X_P=m$ задовольняє умову

$$\rho^2 X^T X = X_P^T X_P , \tag{17}$$

де $\rho^2 \neq 0$ – довільне число. При цьому незалежно від ρ^2 має місце рівність критичних дисперсій: $\sigma^2_{Pкр}(s,s+1)=\sigma^2_{кр}(s,s+1)$, внаслідок чого $s_P^0 = s^0$, оскільки $J_P(s,\rho^2)=\rho^2 J(s)$. Підкреслимо, що (17) є умовою на повні інформаційні матриці. У загальному випадку існує деяке сімейство планів, які задовольняють (17). Його можна подати через полярний розклад матриці X, при якому з (17) маємо $X = \dfrac{1}{|\rho|} G(X_P^T X_P)^{\frac{1}{2}}$, де G – така матриця, що $G^T G=I_m$.

Зауважимо, що окремими випадками розглядуваного плану є: ортогональний ($X^T X$, $X_P^T X_P$ – діагональні); лінійно залежний ($\rho X=X_p$ $\rho\neq 0$); план повторного експерименту $(X=X_p)$. За наявності у повній моделі вільного члена значення $\rho^2=n_p/n$.

Залежність оптимальної складності від довжини вибірки є нелінійною і неявною. Вона досліджена в роботі за допомогою поєднання рекурентних обчислень "по складності" та "по числу спостережень". Вводячи індекс довжини вибірки, матрицю X_{n+1}, утворену з X_n додаванням рядка $\tilde{z}^T_{n+1}$, подамо так:

$$X_{n+1}=\begin{bmatrix} X_n \\ \tilde{z}^T_{n+1}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix} X_{ns} & X_{n\bar{s}} \\ z^T_{n+1}, & \bar{z}^T_{n+1}\end{bmatrix} . \qquad (18)$$

При цьому залежність критичної дисперсії (12) від n описується таким рекурентним виразом:

$$\sigma^2_{кр}(n+1,s,m) = \sigma^2_{кр}(n,s,m) + $$
$$+ \frac{1}{(m-s)\gamma_n}[\theta^T_{0\bar{s}}(\bar{z}_{n+1}-X^T_{n\bar{s}}X_{ns}H^{-1}_{ns}z_{n+1})]^2 , \qquad (19)$$

де $H_{ns}=X^T_{ns}X_{ns}$, $\gamma_n=1+z^T_{n+1}H^{-1}_{ns}z_{n+1}$. Отже, величина $\sigma^2_{кр}(n, s,m)$ є строго монотонно зростаючою функцією n , що означає ріст завадостійкості повної структури. При цьому справедливе твердження: для всякого $\sigma^2<\infty$ завжди знайдеться таке $n^*(\sigma^2)$, що $\sigma^2<\sigma^2_{кр}(n^*+1,m-1,m)$, тобто при $n>n^*$ повна структура стане оптимальною. Значення n^* є довжиною вибірки, необхідною для J-оптимальності точної структури, тобто визначає межу ефективності між рекурентним МНК, або незміщеним ідентифікатором типу фільтра Калмана $(n>n^*)$, та рекурентним структурно-параметричним ідентифікатором $(n\leq n^*)$. У роботі наведено приклад практичного обчислення n^*.

Для $\sigma^2_{кр}(n,s,s+1)$ у главі також одержано рекурентний вираз і показане зростання оптимальних значень s^0, s^0_p при збільшенні n (рисунок, поз.б). Отже, збільшення довжини вибірки компенсує невизначеність, пов"язану з наявністю шуму. І навпаки: при зменшенні n рівень невизначеності інформації зростає, і оптимальна прогнозуюча структура спрощується. У загальному випадку (при довільних σ^2 та n) оптимальна структура є *зміщеною*, але *ефективною*.

Внаслідок дослідження <u>асимптотичних властивостей</u> вибору оптимальних структур в роботі доведено, що за умови (2) послідовності $\frac{1}{n}J(n,s)$, $\frac{1}{n}J_p(n,n_p,s)$ збігаються рівномірно по s до скінченних функцій $\tilde{J}^b(s)$, $\tilde{J}^b_p(n_p,s)$ при $\tilde{J}^v(s)=\tilde{J}^v_p(s)=0$ незалежно від n_p та $\sigma^2<\infty$. Це означає (з урахуванням $\tilde{J}^b(m)=\tilde{J}^b_p(m)=0$) асимптотичну незміщеність оптимальних структур: $\lim\limits_{n\to\infty} s^0=\lim\limits_{n\to\infty} s^0_p=s_0$. Доведено, що цей висновок безпосередньо випливає також з факту необмеженого зростання критичних дисперсій (13), (14) при $n\to\infty$.

При вивченні залежності оптимального вибору <u>від повноти знання структури об"єкта</u> показано, що викладені вище результати, одержані для $X=\overset{o}{X}$, безпосередньо узагальнюються на випадок $X=(\overset{o}{X}\tilde{X})$, оскільки при $m>s_0$ маємо $\theta_0=(\theta_0^1,\dots,\theta_0^{s_o},0^T_{m-s_o})^T$, де 0_{m-s_o} - нульовий вектор, тобто $s^0,s^0_p\in[1,s_0]$.

У разі $X=(X'\tilde{X})$ (не всі істинні входи вимірюються) інформаційна невизначеність зростає, і мають місце такі зміни: властивість (12) втрачається; вирази (13), (14) справедливі уже для всіх $s<m$, тобто $s^0,s^0_p\in[1,m]$; рівність $\sigma^2_{Pкр}(s,m)=\sigma^2_{кр}(s,m)$ зберігається, якщо тільки план (17) виконується для розширених матриць $Z=(X\overset{o}{y})$, $Z_p=(X_p\overset{o}{y}_p)$ замість X, X_p ; співвідношення (19) втрачає сенс; властивість асимптотичної незміщеності s^0, s^0_p втрачається, натомість збіжність функціоналів та необмежене зростання критичних дисперсій збері-

гаються, так що $\lim s^o = \lim \varepsilon_{\rho}^o = m$. Зазначені властивості мають місце також у випадку $X = \tilde{X}$. Це означає, що при фіксованих σ^2 та n зменшення числа інформативних змінних (істинних регресорів), які враховуються при ідентифікації, призводить також до спрощення оптимальних структур.

В кінці глави досліджено властивості оптимального вибору у випадку <u>окремої реалізації вектора шуму</u> за умовою мінімуму ідеального критерію $R(s) = \|\mathring{y} - X_s\hat{\theta}_s\|^2$, такого, що $E[R(s)] = J(s)$. Припустимо, що $\xi = \tilde{\sigma} e$, де e - реалізація шуму з одиничною дисперсією, а $\tilde{\sigma} > 0$ - його амплітуда. Тоді

$$R(s) = R^b(s) + R^v(s) = \|\mathring{y} - X_s\bar{\theta}_s\|^2 + \tilde{\sigma}^2 e^T X_s (X_s^T X_s)^{-1} X_s^T e \ , \qquad (20)$$

причому $R^b(s) = J^b(s)$, а шумова складова $R^v(s)$ є монотонно зростаючою функцією s . Отже, встановлені вище закономірності зменшення складності оптимальної структури при зростанні рівня шуму мають місце і для оптимальної величини $\tilde{s}^o$ arg $\min_{1,m} R(s)$. Значення критичної дисперсії при цьому дорівнює

$$\tilde{\sigma}^2_{кр}(s, s+1) = (x^T D_s \mathring{y})^2 / (x^T D_s e)^2 \ . \qquad (21)$$

Ці результати не залежать від співвідношення матриць X та $\mathring{X}$, а для квадратично залежного плану (17) легко довести, що $\tilde{\sigma}^2_{Fкр}(\cdot) = \tilde{\sigma}^2_{кр}(\cdot)$, тоді модель складності $\tilde{s}^o$ є оптимальною також і в сенсі мінімуму помилки прогнозу $R_F(s, \rho^2) = \rho^2 R(s)$.

Одержані у даній главі результати свідчать, що задачам структурної ідентифікації властива об"єктивна закономірність зменшення складності (числа оцінюваних параметрів) структури моделі, оптимальної у розумінні мінімуму дисперсії помилки прогнозування, при збільшенні рівня невизначеності в даних. Зазначимо, що цей висновок має місце і при виборі моделі на основі максимізації ентропії моделі (підхід Акаіке), мінімізації середнього ризику (підх'ц Вапника), та при інших сучасних підходах. Крім того, тут доцільно навести аналогію з теорією Шеннона для канал" з шумом: при збільшенні рівня шуму точність передачі сигналу (аналог - точність моделі) можн зберегти, зме.шивши пропускну здатність каналу зв"язку (аналог - складність моделі).

Третя глава присвячена проблемі порівняльного аналізу ефективності критеріїв вибору моделей у задачі ідентифікації прогнозуючих моделей. При цьому оцінка ефективності заданого критерію $CR(s)$ грунтується на порівнянні його з функціоналом $J_P(s)$ (який не можна фізично реалізувати) з точки зору того, як випадкова величина $\hat{s}_{CR} = \arg\min CR(s)$ оцінює оптимальне значення s_P^O.

Означимо невипадкову величину $s^*_{CR} = \arg\min E[CR(s)]$, тоді критерій $CR(s)$ назвемо *оптимальним* у розумінні оцінки s_P^O, або J_P-оптимальним, якщо $s^*_{CR} = s_P^O$, і *адекватним*, якщо $s^*_{CR} \leq s_P^O$. У разі $s^*_{CR} > s_P^O$ критерій є неадекватним задачі вибору прогнозуючої моделі, оскільки s_P^O є максимальною величиною складності оптимальної структури, яка досягається у випадку повної інформації. Аналогічно означаються відповідні поняття для J-оптимальності критеріїв.

Враховуючи введені означення та результати попередньої глави, ефективність критеріїв доцільно аналізувати у такій послідовності: знайти математичне сподівання критерію; перевірити компромісний характер його структурної та шумової складових (перевірити завадостійкість); визначити, є він оптимальним, адекватним чи неадекватним. Останнє завдання формалізується з допомогою методу критичних дисперсій, якщо означити для заданого $CR(s)$ величину $\sigma^2_{CR}(s,s+1)$ як розв"язок відносно σ^2 рівняння $E[CR(s,\sigma)] = E[CR(s+1,\sigma)]$. Справедливе твердження: якщо рівномірно по s маємо $\sigma^2_{CR}(s,s+1)=$ $=\sigma^2_{кр}(s,s+1)$, то CR(s) є J-оптимальним, якщо $\sigma^2_{CR}(\cdot) \leqslant \sigma^2_{кр}(\cdot)$ - адекватним, а при зворотній нерівності - неадекватним.

На основі запропонованої методики проаналізовано критерії (7) - (9) у порівняльних умовах квадратично залежного плану (17), тобто з точки зору ефективності оцінювання оптимальної складності $s^0 = s^0_F$. Відповідні математичні сподівання мають вигляд:

$$\overline{PSE}(s) = E\,[PSE(s)] = J^b(s) + \sigma^2(n+s) + 2\Delta s, \qquad (22)$$

$$\overline{FPE}(s) = E\,[FPE(s)] = \frac{n+s}{n-s} J^b(s) + \sigma^2(n+s), \qquad (23)$$

$$\overline{AR}(s) = \|\mathring{y}_B - X_{Bs}\bar{\theta}_{As}\|^2 + \sigma^2(n_B + tr(X^T_{As}X_{As})^{-1}X^T_{Bs}X_{Bs}), \qquad (24)$$

де $\Delta = \bar{\sigma}^2 - \sigma^2$, а $\bar{\sigma}^2$ - задана величина, або $\bar{\sigma}^2 = E(\hat{\sigma}^2)$, якщо $\hat{\sigma}^2$ - вибіркова оцінка; $\bar{\theta}_{As} = E\,[\hat{\theta}_{As}]$. Зазначимо, що критерієм структурної ідентифікації не може бути RSS(s) або скоректована величина RSS(s)/(n-s) (на якій будується F-статистика), бо вони не є завадостійкими, оскільки їх математичні сподівання не містять зростаючих по s шумових складових:

$$\overline{RSS}(s) = E[RSS(s)] = \|\mathring{y} - X_s\bar{\theta}_s\|^2 + \sigma^2(n-s) = J^b(s) + \sigma^2(n-s). \qquad (25)$$

Для критерію (7) з <u>адитивним</u> штрафом за складність моделі критична дисперсія має вигляд

$$\sigma^2_{PSE}(s,s+1) = \bar{\omega}^2_{s+1}\beta_{s+1} - 2\Delta\ , \qquad (26)$$

і вона існує, якщо Δ задовольняє нерівність $\Delta \leqslant \frac{1}{2}\bar{\omega}^2_{s+1}\beta_{s+1}$.

Отже, величина $\sigma^2_{PSE}(\cdot)$ суттєво залежить від співвідношення оцінки $\bar{\sigma}^2$ та невідомої величини σ^2, внаслідок чого PSE(s) буде: а) J-оптимальним, якщо $\bar{\sigma}^2 = \sigma^2$; б) адекватним, якщо $\sigma^2 \leqslant \bar{\sigma}^2 \leqslant \frac{1}{2}\bar{\omega}^2_{s+1}\beta_{s+1} + \sigma^2$; в) неадекватним у разі $\frac{1}{2}\sigma^2 \leqslant \bar{\sigma}^2 < \sigma^2$. Тобто PSE(s) буде ефективним критерієм вибору моделей при наявності достатньо точної оцінки $\bar{\sigma}^2$, яка не менша σ^2, а при $\bar{\sigma}^2<\frac{1}{2}\sigma^2$ він втрачає завадостійкість.

Для критерію (8) з <u>мультиплікативним</u> штрафом критична дисперсія дорівнює

$$\sigma^2_{FPE}(s,s+1)=\bar{\omega}^2_{s+1}\beta_{s+1}\left[1+2\frac{(n-s)(s+1)-n\mu_s}{(n-s)(n-s-1)}\right],\ n>s+1, \quad (27)$$

де $\mu_s=J^b(s)/\omega^2_{s+1}\beta_{s+1}$, причому при $s=m-1$, $m=s_0$ маємо мінімальне значення $\mu_{m-1}=1$. Тоді з (27) одержуємо $\sigma^2_{FPE}(m-1,m)=$ $=\omega^2_m\beta_m(1+\frac{2(m-1)}{n-m+1})$, тобто для невеликих вибірок $FPE(s)$ є неадекватним критерієм, оскільки $\sigma^2_{FPE}(\cdot)>\sigma^2_{кр}(\cdot)$.

Здатність критерію регулярності <u>неявно</u> обмежувати складність моделі випливає з того, що $tr(X^T_{As}X_{As})^{-1}X^T_{Bs}X_{Bs}$ в (24) є строго монотонно зростаючою функцією s. Якщо по аналогії з $J_P(s)$ ввести дисперсію помилки прогнозування на підвибірці B: $J_B(s)=E\|\mathring{y}_B-X_{Bs}\hat{\theta}_{As}\|^2$, то з (24) одержимо $\overline{AR}(s)=J_B(s)+$ $+\sigma^2n_B$, тобто критерій регулярності є J_B-оптимальним у сенсі $s^*_{AR}=s^0_B$, де $s^*_{AR}=\arg\min\overline{AR}(s)$, $s^0_B=\arg\min J_B(s)$. Це показує доцільність застосування (9) для ідентифікації прогнозуючих моделей без використання додаткової інформації, але при цьому виникає <u>проблема розбиття</u>.

Ця проблема строго розв"язана в роботі для випадку планованого експерименту. Враховуючи очевидну аналогію функціоналів $J_P(s)$ та $J_B(s)$, простою заміною індексів з (13) одержуємо $\sigma^2_{Aкр}(s,s+1)=\bar{\omega}^2_{A,s+1}\beta_{A,s+1}$, а з (14) – $\sigma^2_{AR}(s,s+1)=$ $=\sigma^2_{Bкр}(s,s+1)$. Тоді з умови $\sigma^2_{AR}(\cdot)=\sigma^2_{Aкр}(\cdot)$ слідує *квадратично залежне розбиття* матриці X на такі X_A та X_B, що виконується рівність

$$\rho^2_B X^T_A X_A=X^T_B X_B\ ,\quad \rho^2_B\neq 0. \quad (28)$$

При цьому $AR(s,\rho^2_B)=\rho^2_B J_A(s)+\sigma^2 n_B$, де $J_A(s)=E\|\mathring{y}_A-X_{As}\hat{\theta}_{As}\|^2$.

і справедливе співвідношення

$$\sigma^2_{AR}(s,s+1)=\frac{1}{1+\rho^2_B}\,\sigma^2_{кр}(s,s+1). \qquad (29)$$

Внаслідок цього маємо $s^*_{AR}\leqslant s^0$, тобто критерій регулярності є адекватним. Зазначимо, що при заданому X_F існують квадратично залежні від X_F матриці X, X_A та X_B, такі, що план (17) та розбиття (28) виконуються одночасно. Отже, в порівняльних умовах планованого експерименту та обмеженої вибірки критерій регулярності ефективніший від PSE(s) або FPE(s), оскільки його адекватність досягається розбиттям вибірки на частини, без використання додаткової апріорної інформації.

Для випадку моделювання за пасивними спостереженнями у роботі запропоновано чисельний алгоритм наближеного розбиття вибірки на основі мінімізації деякої норми нев"язки рівняння (28) на заданій множині можливих варіантів. Встановлено співвідношення між таким способом розділу вибірки та традиційним для алгоритмів МГВА розбиттям "за дисперсією точок спостережень", яке фактично спрямоване за зближення слідів матриць $X_A X_A$ та $X_B X_B$ (що є необхідною умовою для виконання (28)).

У главі виконано також <u>асимптотичне дослідження</u> критеріїв класу (6) за умови сильної регулярності матриці плану. При деяких необтяжливих припущеннях доведена *асимптотична оптимальність* цих критеріїв у тому сенсі, що при $n\to\infty$ значення $\bar{s}^*_{CR}=\arg\min E[\overline{CR}(\cdot)]$, де $\overline{CR}(n,s)=\frac{1}{n}CR(n,s)$, прямує до істинного s_0. При цьому оптимальне середнє значення кожного з критеріїв (7)-(9) є асимптотично незміщеною оцінкою невідомої дисперсії шуму, тобто $\frac{1}{n}CR(\bar{s}^*_{CR})\to\sigma^2$. Зазначимо, що для критерію регулярності при $n\to\infty$ властивості $s^*_{AR}\to s_0$ та $\frac{1}{n_B}AR(s^*_{AR})\to\sigma^2$ мають місце для довільного плану та розбиття.

Результати аналізу критеріїв передусім визначають умови їх коректного застосування, наприклад: критерій PSE(s) є адекватним при достатньо точній оцінці $\hat{\sigma}^2$; критерій FPE(s) - при вимірюванні всіх істинних входів та достатньо великій вибірці; AR(s) при відповідному розбитті вибірки. За відсутності необхідної апріорної інформації доцільно застосовувати критерій регулярності в умовах наближеного розбиття.

На завершення глави запропоновано застосування методу критичних дисперсій замість чисельних експериментів на тестових прикладах, що за умови обмеженої вибірки є стандартним засобом дослідження ефективності критеріїв. Викладені вище результати дозволяють замінити такі експерименти простими розрахунками за допомогою обчислення критичних дисперсій $\sigma^2_{кр}(\cdot)$, $\sigma^2_{Fкр}(\cdot)$, $\sigma^2_{CR}(\cdot)$ для одержання обгрунтованих висновків щодо ефективності критеріїв за заданих умов. Приклади таких розрахунків наведені у роботі.

У <u>четвертій главі</u> розроблена вище методика, що відноситься до об"єктів з одним виходом, узагальнена на один клас багатовимірних моделей взаємозв"язаних процесів. Багатовимірні моделі на практиці у більшості методів, у тому числі в МГВА, ідентифікують ся щодо кожного виходу окремо, що виправдано у разі некорельованості шумів по різних каналах. Але існує спеціальний клас процесів, взаємозв"язаних по виходу між собою, для моделювання яких доцільно застосовувати критерії, які враховують цей взаємозв"язок.

Нехай спостерігається $(L+1)$-вимірний процес, представлений матрицею даних $(y_0 y_1 \ldots y_L)$ розмірністю $n\times(L+1)$, кожна змінна якого описується моделлю

$$y_\nu = \mathring{y}_\nu + \xi_\nu = \overset{\circ}{X}_\nu \theta^0_\nu + \xi_\nu \;, \; \nu=0,1 \;\ldots,L, \qquad (30)$$

де X_ν - матриці розмірністю $(n\times s^0_\nu)$ спостережень істинних вхідних змінних (регресорів); θ^0_ν - точні вектори параметрів; ξ_ν - незалежні вектори шумів, з аналогічними припущеною 2° властивостями, зокрема, $E\xi_\nu\xi_\nu^T = \sigma^2_\nu I_n$. Хай також точні виходи цих процесів зв"язані заданим балансовим співвідношенням $\mathring{y}_0 = (\mathring{y}_1 \ldots \mathring{y}_L)p$, де вектор $p = (p_1,\ldots,p_L)^T$ відомий, а моделі кожного ν-го процесу шукаються у вигляді

$$\hat{y}_{\nu s_\nu} = X_{\nu s_\nu} \hat{\theta}_{\nu s_\nu} \;, \; \nu=0,\ldots,L \;, \qquad (31)$$

де $X_{\nu s_\nu}$ - матриця з s_ν стовпців заданої базисної матриці X_ν розміром $n\times m_\nu$, $m_\nu \geqslant s^0_\nu$, а оцінка $\hat{\theta}_{\nu s_\nu} = (X^T_{\nu s_\nu} X_{\nu s_\nu})^{-1} X^T_{\nu s_\nu} y_\nu$. Тоді природно визначити *критерій балансу* як показник якості довільного комплекту з (L+1)-ї моделі типу (31)

$$BL(s_0,s_1,\ldots,s_L) = |\hat{y}_{0s_0} - (\hat{y}_{1s_1}\ldots\hat{y}_{Ls_L})p|^2. \qquad (32)$$

Для дослідження властивостей критерію (32) застосовується аналогічна попередньому методика. В роботі одержано математичне сподівання цього критерію:

$$\overline{BL}(\cdot) = E[BL(\cdot)] = |\bar{y}_{0s_0} - (\bar{y}_{1s_1}\ldots\bar{y}_{Ls_L})p|^2 + \sigma^2_0 s_0 + \sum_{\nu=1}^{L} \sigma^2_\nu p^2_\nu s_\nu, \qquad (33)$$

де $\bar{y}_{\nu s_\nu} = X_{\nu s_\nu}\bar{\theta}_{\nu s_\nu}$, $\bar{\theta}_{\nu s_\nu} = E[\hat{\theta}_{\nu s_\nu}]$, $\nu=\overline{0,L}$. В (33) структурна складова $BL^u(\cdot)$ є монотонно спадаючою, а шумова $BL^v(\cdot)$ - лінійно зростаючою функціями складностей s_ν , $\nu=\overline{0,L}$, тобто $\overline{BL}(\cdot)$ має мінімум, якому відповідає оптимальна складність кожної з (L+1)-ї моделі:

$$(s^*_0,s^*_1,\ldots,s^*_L) = \arg \min_{s=\overline{1,m_\nu}} \overline{BL}(s_\nu|\nu=0,\ldots,L) \;. \qquad (34)$$

В роботі для випадку $X_\nu = (\overset{\circ}{X}_\nu \tilde{X}_\nu)$ при додатковій умові, що матриці $X_1,\ldots,X_L$ не мають спільних стовпців, доведене твердження: мінімум $\overline{BL}(\cdot)$ як функції $s_0, s_1, \ldots, s_L$ існує при довільних скінченних $\sigma_0^2, \sigma_1^2, \ldots, \sigma_L^2$; кожна s_ν^* міститься в інтервалі $1 \leq s_\nu^* \leq s_\nu^0$, де s_ν^0 – складність істинних структур; при зростанні дисперсій σ_ν^2 мінімум критерію зміщується у напрямку зменшення оптимального значення s_ν^*, $\nu = \overline{0,L}$.

Отже, критерій балансу змінних (32) є завадостійким, що є необхідною властивістю ефективного критерію структурної ідентифікації, причому йому притаманна властивість неявного обмеження складності моделей внаслідок урахування додаткової інформації у вигляді умови балансу.

Критерій балансу покладено в основу ідентифікації прогнозуючих моделей коливальних процесів, що мають характерний циклічний тренд. Це перш за все природні процеси з постійним циклом (рік або доба), а також деякі економічні (з сезонним трендом) та технологічні процеси, для моделювання яких у роботі запропоновано застосовувати дворівневі моделі (з двохмасштабним відліком часу).

Означимо дворівневу модель для наочності на прикладі одновимірного процесу без зовнішніх впливів, тобто для автономного часового ряду з сезонною компонентою. Нехай часовий ряд подано середніми за такт k значеннями y_k, і цикл процесу поділено на L інтервалів - тактів, тобто при наявності даних за N циклів початкова вибірка має довжину $N \cdot L$. Тоді можна перейти від одновимірного $(k=1, \ldots, N \cdot L)$ до двовимірного (t,T) відліку часу, де індекс такту $t=1, \ldots, L$, циклу - $T=1, \ldots, N$, наприклад: година - доба (L=24), місяць - рік (L=12), квартал - рік (L=4). При цьому середньотактове y_{tT} значення є змінною нижнього, а середньоциклове Y_T - верхнього рівня усереднення процесу, і дворівнева різниця ва модель процесу має вигляд

$$y_{tT}= a_{0t} + \sum_{i=1}^{SY} a_{it}y_{t-i,T} + \sum_{j=1}^{QY} b_{jt}y_{t,T-j} + \sum_{r=1}^{HY} c_{rt}Y_{T-r+1}, \quad (35)$$

де SY, QY, HY - числа запізнюваних значень по тактах та циклах для змінної y_{tT} та по циклах для Y_T . Модель (35) є системою різницевих рівнянь, використовуваних циклічно: вихід одного є входом наступного, а змінна y_{LT} - вхідною для $y_{1,T+1}$, і т.д. Система (35) задається разом з відповідними початковими умовами, а для Y_T будується незалежна модель.

У роботі подано також двохрівневу модель для загального випадку моделювання багатовимірного процесу із зовнішніми впливами, тобто для сукупності MY взаємозв"язаних циклічних процесів y^l_{tT}, l=1,...,MY, при наявності MW контрольованих впливів w^i_{tT}, i=1,...,MW. Наприклад, без урахування запізнювань по циклах та змінних другого рівня така модель є системою MY комплектів по L рівнянь:

$$y^l_{tT}= a^l_{0t} + \sum_{k=1}^{MY}\sum_{i=1}^{SY} a^l_{kit}y^k_{t-i,T} + \sum_{i=1}^{MW}\sum_{j=1}^{SW} b^l_{ijt}w^i_{t-j+1,T} \cdot \quad (36)$$

Для дослідження властивостей розв"язків двохрівневих моделей циклічно-рекурентної структури їх можна подати як моделі з періодичними параметрами, але зручніше привести їх до стандартної векторно-матричної форми за допомогою вектора змінних $y_T=(y_{1T}\ldots y_{LT})^T$.Наприклад, для (30) одержимо

$$y_T= H_0y_{T-1} + \sum_{j=1}^{QY} H_jy_{T-j} + \sum_{r=1}^{HY} g_rY_{T-r+1} \cdot \quad y_T|_{T=0}=y^0, \quad (37)$$

де матриці параметрів взаємно однозначно зв"язані з коефіцієнтами (30), а індексом часу є номер циклу. У главі детально досліджені питання існування та стійкості розв"язків автономної частини (37), одержані оцінки часу закінчення перехідних процесів як в цілому, так і для кожної складової y_T зокрема, а також встановлені такі основні типи усталених "вимушених" розв"язків (щодо одновимірного відліку часу): періодична функція з періодом L або кратним L ; неперіодична незатухаюча обмежена функція часу.

Загальна процедура ідентифікації двохрівневих моделей включає генерацію моделей різної складності для змінних $\hat{y}_{tT}$, $\hat{Y}_T$ обох рівнів і вибір кращого варіанту комплекту моделей за мінімумом критерію балансу типу (32) з $p=\{p_t=1/L,\ t=\overline{1,L}\}$:

$$BL = \sum_{T=1}^{N} (\hat{Y}_T - \frac{1}{L}\sum_{t=1}^{L} \hat{y}_{tT})^2 . \qquad (38)$$

Властивості (38) та умови його коректного застосування в задачі двохрівневого моделювання досліджені в роботі.

Заключна <u>п"ята глава</u> дисертації присвячена розробці ефективних в обчислювальному плані алгоритмів і програмних модулів структурної ідентифікації на основі МГВА, питанням проектування функціональної та діалогової структури прикладних програмних систем та результатам їх застосування до ряду практичних задач моделювання.

Відмінність алгоритмів МГВА від інших алгоритмів структурної ідентифікації та вибору кращої регресії полягає у трьох основних особливостях: використання зовнішніх критеріїв, які грунтуються на розбитті вибірки і є адекватними задачі побудови прогнозуючих моделей при зменшенні вимог до обсягу апріорної інформації; більша різноманітність генераторів структур: застосування, як і в регресійних алгоритмах, способів повного чи скороченого перебору варіантів структур, а також оригінальних багаторядних (ітераційних) процедур; застосування принципу неостаточних рішень в процесі поетапного ускладнення моделей.

Автором розроблено принципи створення економних обчислювальних процедур моделювання з генераторами структур переборного типу, які реалізовані в таких алгоритмах МГВА:

1. Комбінаторний алгоритм COMBI з оптимальною схемою перебору моделей. Оскільки при повному переборі порівнюється 2^m моделей, основна проблема - швидкодія алгоритму. Доведено, що найбільша швидкодія досягається при: а) використанні у всіх формулах інформаційної матриці W^TW замість вибіркової матриці $W=(Xy)$ (економія оперативної пам"яті та часу обчислень); б) формуванні структурного вектора d по принципу двійкового лічильника (економія часу); в) обчисленні параметрів моделей за рекурентним по s методом "обрамлення" (економія часу за рахунок додаткової пам"яті ЕОМ).

2. Комбінаторно-селекційний алгоритм MULTI з направленим перебором моделей. Це процедура послідовного ускладнення моделей типу (4) з застосуванням принципу неостаточних рішень: на кожному s-му етапі всі моделі попереднього етапу ускладнюються на один член, далі відбираються FS_s моделей, що зменшують критерій, для найбільш імовірного одержання результату повного перебору. Число FS_s формується алгоритмом і може виявитися завеликим, тому вводиться прийнятне обмеження $FS_s \leqslant FS$, тоді оцінка числа конкуруючих моделей пропорційна m^2FS, тобто є степеневою функцією m.

3. Двохрівневий алгоритм ARIMAD для моделювання циклічних процесів, який реалізує таку загальну процедуру ідентифікації двохрівневих моделей: перетворення даних спостережень до двовимірного відліку часу; генерація моделей різної складності для змінних обох рівнів; складання варіантів сполучення моделей для Y_T та комплектів з L рівнянь для y_{tT},

$t=1,\ldots,L$; обчислення для кожного варіанту значення критерію балансу (38); вибір кращого варіанту за мінімумом критерію; перевірка прогнозуючих властивостей одержаної двохрівневої різницевої моделі. В алгоритмі використовується принцип неостаточних рішень і застосовується COMBI або MULTI для формування варіантів моделей змінних обох рівнів.

Для розширення функціональних можливостей проектованих програмних систем ідентифікації при мінімальному числі блоків, у дисертації замість традиційного підходу формування бібліотеки методів запропоновано принцип створення багатофункціональних узагальнених алгоритмічних модулів для класів структур, генераторів структур та критеріїв вибору моделей.

Модуль "Узагальнений генератор структур" є модифікованим комбінаторним алгоритмом, у якому: замість двійкового застосовується послідовний лічильник формування C_m^s структурних векторів при кожному $s=1,\ldots,m$; вводяться обмеження SI, SA на складність генерованих моделей, $1\leqslant SI\leqslant s\leqslant SA\leqslant m$, а також на число кращих моделей $FS_s\leqslant FS\leqslant C_m^s$; додається можливість циклічного застосування алгоритму NI раз. Тоді єдиний модуль з ключовими ознаками {SI, SA, FS, NI} узагальнює ряд типів генераторів структур (не лише МГВА): багатовимірний регресійний аналіз $(SI=SA=m)$; повний (комбінаторний) перебір, або алгоритм всіх регресій $(SI=1, SA=m, FS_s=C_m^s)$; регресійна процедура "включення" $(FS=1)$; селекційно-комбінаторний генератор $(1<FS<C_m^s)$; багаторядна (ітераційна) процедура МГВА $(SI=SA=2,\ NI>1)$; інші окремі випадки.

Модуль "Узагальнена лінійна модель" є реалізацією розробленого у главі 4 класу двохрівневих моделей, оскільки в окремих випадках ці моделі дають цілий спектр класів лінійних

них моделей. Наприклад, при L=1 у (36) одержуємо ряд класів "однорівневих" або звичайних різницевих рівнянь типу авторегресії (MW=0), ковзного середнього (MY=0), їх об"єднання, а також лінійної регресії (MY=0, SW=1). Отже, сукупність ключових ознак {L,MY,SY,MW,SW} в (36) характеризує узагальнений генератор (модуль) класів лінійних однорівневих та двохрівневих моделей. Крім того, в роботі описано узагальнений многочлен поліноміального типу (з цілими або дробовими показниками степеня, оберненими значеннями змінних, тощо).

Модуль "Узагальнений критерій" з ключовими ознаками $\{V(s),\ \hat{\sigma}^2,\ \eta_1(\cdot,s),\ \eta_2(n,s)\}$ (див.(6)) є однотипним представленням основних критеріїв вибору моделей, які застосовуються в МГВА та в інших методах моделювання.

Отже, три наведені модулі при об"єднанні їх спеціальним координуючим монітором дають цілий спектр відомих методів структурної ідентифікації, побудови регресій та відновлення залежностей. Крім того, ключові ознаки цих модулів є зручними ієрархічно організованими класифікаторами для структуризації відповідних знань та формування процедур діалогу.

У загальному випадку процес структурної ідентифікації може складатися з таких основних етапів: 1) підготовка задачі (визначення мети моделювання, одержання вибірки, попередня її обробка та організація зберігання); 2) постановка задачі (первинний аналіз даних для вибору доцільного класу моделей, відповідне перетворення даних); 3) формування задачі (вибір критерію якості моделей, способу генерації структур, методу оцінювання параметрів та відповідних програм); 4)розв"язання задачі, або власне процедура структурної ідентифікації; 5) оцінка результатів (перевірка якості моделей);

6) застосування результатів (візуалізація, документування, використання для прогнозу або імітації, та ін.). Програмна система повинна підтримувати усі ці етапи, тобто її функціональна архітектура містить зазначені основні блоки.

Програмна система структурної ідентифікації, архітектура якої відповідає основним етапам процесу моделювання і базується на модульному принципі, потенційно володіє значною функціональною гнучкістю для адаптації як до наявної інформації, так і до конкретного користувача. Для цього діалогова оболонка системи повинна мати на кожному етапі відповідні процедури прийняття рішень.

У запропонованій концепції формування діалогу прийнято, що кваліфікацію користувача можна поділити на три основних рівні - низький, середній та високий, яким відповідають: початкуючий користувач (знайомий тільки зі своїм об"єктом моделювання), підготовлений (знає як об"єкт, так і загальні засади моделювання) та кваліфікований, або експерт (знайомий з об"єктом і з конкретними методами моделювання). Вказаним рівням на кожному етапі прийняття рішень відповідають три основних режими діалогу: автоматичний, інтерактивний та меню -подібний. У третьому режимі на екран подається перелік усіх можливих на даному етапі рішень (згідно з функціональним наповненням системи). Кілька найчастіше використовуваних з цих рішень з необхідними підказками, запитаннями та коментарями складають інтерактивний режим (який реалізує структурований досвід моделювання). Для автоматичного вибору фіксується одне, найдоцільніше рішення (гранична схематизація досвіду).

При такій структурі діалогу на протязі роботи системи можливий як один із вказаних режимів діалогу, так і довільна їх комбінація, змінювана від одного етапу вибору до іншого. Це дає ефект гнучкої адаптації системи до рівня кваліфікації користувача, тобто до знання ним об"єкта, інформованості про процес моделювання, а також до обсягу апріорної інформації.

Згідно з викладеною методологією автором виконано проекти функціональної та діалогової структур двох програмних комплексів структурно-параметричної ідентифікації моделей складних об"єктів на основі МГВА, розроблених в НДІ "Центрпрограмсистем" (Твер) спільно з Інститутом кібернетики імені В.М.Глушкова АН України.

Пакет прикладних програм ППП МГВА для СМ ЕОМ містить 9 алгоритмів МГВА різних авторів (у тому числі три, охарактеризовані вище), які дозволяють будувати моделі статичних та динамічних об"єктів і часових рядів у класах лінійних, поліноміальних, двохрівневих, кореляційних, тригонометричних та кластерних моделей. Алгоритми переборного типу мають спільний модуль генератора структур типу {SI,SA,FS}.

Діалогова програмна система ДПС МГВА, створена як розвиток ППП МГВА для IBM PC, містить єдиний генератор структур у вигляді узагальненого модуля типу {SI,SA,FS,NI}, еквівалентного основним генераторам МГВА та покрокової регресії. Дозволяє будувати моделі поліноміального та різницевого типу. Крім зовнішніх критеріїв, можна використати ряд критеріїв з явним штрафом за складність моделі (без розбиття вибірки), що розширяє можливості системи за межі МГВА.

Ці системи ефективні перш за все в умовах неповноти інформації щодо закономірностей функціонування об"єкта моделювання та характеристик шумів, що властиве, наприклад, екологічним, економічним та технологічним процесам і системам.

У главі наведено ряд прикладів застосування розроблених програмних засобів для побудови прогнозуючих моделей.

Процес росту ярової пшениці, що характеризувався подекадними значеннями трьох вхідних (вологість грунту, сонячна радіація та температура повітря) та чотирьох вихідних (надземна та коренева біомаса, висота стебла, площа зеленого листя) змінних, моделювався із застосуванням критеріїв регулярності, незміщеності та балансу. Якість одержаної системи чотирьох різницевих рівнянь перевірялася імітацією процесу розвитку пшениці з нульових початкових умов, одержана висока точність прогнозування.

Циклічні природні процеси з різними варіантами двовимірного відліку часу моделювалися із застосуванням дворівневого алгоритму у класі моделей (35). У главі наведені результати моделювання для чотирьох задач: зміна температури води (L=12, N=19, інтервали усереднення місяць-рік); коливання стоку гірської ріки (L=24, N=30, година-доба); зміна показника стану іоносфери МПЧ (L=24,N=8, година-доба); коливання сонячної активності (L=45, N=19, такт - квартал, цикл - "сонячний рік" 11,25 року). В цілому приклади показали ефективність алгоритму та адекватність дворівневих моделей природним циклічним процесам.

Процес виплавки сілікомарганцю моделювався за такими середніми за зміну показниками роботи феросплавної печі: два керуючі впливи (відношення кварцит/агломерат та кокс/агломерат), десять контрольованих впливів, три вихідні змінні (питома витрата електроенергії, вміст кремнію в сплаві, вміст марганцю у шлаку). Перевірено сім варіантів гіпотез про закономірність функціонування даного процесу, для яких будувались моделі оптимальної складності. Остаточна модель з одержаних варіантів вибрана спеціалістами на основі точності прогнозування та фізичних міркувань.

Отже, результати розв"язання задач побудови прогнозуючих моделей об"єктів та процесів різної природи показали достатню загальність і практичну ефективність розроблених методик, алгоритмів та програмних засобів моделювання.

Окремі алгоритми, результати їх застосування, методологія проектування програмних систем, а також розроблені системи впроваджені у ряді організацій та підприємств, що підтверджено двома актами: 1) в НДІ "Центрпрограмсистем": алгоритми COMBI, MULTI, ARIMAD; концепція та функціональна архітектура ППП МГВА (створений у 1988р., 9 впроваджень); структура та організація діалогу ДПС МГВА (створений у 1990 р., 2 впровадження); 2) в НПО "Дніпрочорметавтоматика" (Дніпропетровськ) в АСУ ТП виплавки марганцевих сплавів використані математичні моделі для розробки нових алгоритмів керування процесом виплавки сілікомарганцю, які впроваджені на чотирьох печах Нікопольського заводу феросплавів.

ВИСНОВКИ І РЕЗУЛЬТАТИ

У дисертації узагальнена і теоретично досліджена актуальна наукова проблема структурної ідентифікації завадостійких прогнозуючих моделей складних об"єктів за умов вибірки даних обмеженого обсягу та невизначеності щодо інформативності вимірюваних змінних і властивостей неконтрольованих збурень. На основі одержаних результатів розроблені методологічні та прикладні основи створення інтерактивних програмних систем моделювання за експериментальними даними.

В основі розробленого підходу лежить всебічне дослідження природи і специфіки проблеми компромісного узгодження складності прогнозуючої моделі з обсягом та якістю даних і апріорної інформації. Одержані результати вказують на об"єктивне існування залежності оптимальної складності ідентифікованих структур моделей з мінімальною дисперсією помилки прогнозування від рівня апріорної невизначеності в наявних даних: чим більша невизначеність - тим менше число оцінюваних параметрів містить оптимальна модель.

В рамках даного підходу вперше отримано теоретичне обгрунтування ефективності МГВА як адекватного методу побудови завадостійких прогнозуючих моделей на основі вибіркової інформації, сутність якого полягає в автоматичній генерації моделей у заданому класі при послідовному відборі кращих з них за критеріями, що неявно, за рахунок розбиття вибірки, враховують рівень невизначеності.

Результати роботи мають суттєве прикладне значення для розробки ефективних процедур автоматизованого прийняття рішень у задачах системного аналізу даних з метою обгрунтованого вибору кращої моделі (що містить оптимальну підмножину інформативних змінних) за умовою мінімуму дисперсії помилки прогнозування. Запропонована методологія створення ефективних у прикладному плані програмних систем ідентифікації, яка включає: конструювання функціональної архітектури на основі структуризації знань та порівняльного аналізу різних методів побудови моделей; створення узагальнених багатофункціональних обчислювальних модулів; розробку структури діалогу на основі досвіду застосування методів з урахуванням можливого рівня кваліфікації користувача.

У дисертації одержано такі основні результати.

І. Сформульована задача структурної ідентифікації прогнозуючих моделей складних об"єктів в умовах невизначеності і виконано аналіз підходів до її розв"язання. Розроблено оригінальний метод критичних дисперсій як основний інструмент аналітичного дослідження задачі структурної ідентифікації за умов обмеженого числа спостережень при стохастичних припущеннях щодо збурень на виході об"єкта.

2. З застосуванням методу критичних дисперсій розроблено основи теорії оптимального вибору структур моделей за умовою мінімуму дисперсії помилки прогнозування. Засобами даної теорії вперше детально досліджено закономірності зміни вибору оптимальної моделі у залежності від рівня шуму, довжини вибірки, плану експерименту та числа інформативних змінних, а також в асимптотиці.

3. Розроблена методика аналітичного порівняння ефективності критеріїв якості моделей при короткій вибірці, встановлено умови оптимальності та адекватності окремих типів критеріїв вибору і досліджено їх асимптотичні властивості. Зокрема, доведені завадостійкість, адекватність та асимптотична незміщеність вибору моделей за зовнішніми критеріями, що неявно враховують неповноту інформації на основі розбиття вибірки. Розв"язана задача вибору розбиття в умовах планованого експерименту та запропоновано наближений алгоритм розбиття для пасивних спостережень.

4. Досліджена задача структурної ідентифікації моделей взаємозв"язаних процесів за критерієм балансу змінних, встановлено умови його коректного застосування. На основі цього критерію розроблено метод моделювання циклічних процесів у

класі двохрівневих різницевих моделей (з двохмасштабним відліком часу). Виконано аналіз стійкості і характеру розв"язків таких моделей, показана їх загальність по відношенню до ряду класів лінійних рівнянь.

5. Розроблено оригінальні алгоритми МГВА переборного типу з економними обчислювальними процедурами - комбінаторний, комбінаторно-селекційний та двохрівневий для побудови моделей у класах поліноміальних, різницевих та двохрівневих структур. Запропоновано принципи формування узагальнених багатофункціональних модулів генераторів структур, класів моделей і критеріїв якості моделей.

6. Запропонована концепція побудови функціональної архітектури та формування діалогової структури програмних систем автоматизованого моделювання за експериментальними даними, яка втілена в ППП МГВА для СМ ЕОМ та ДПС МГВА для IBM PC, що призначені для побудови лінійних за параметрами прогнозуючих моделей складних об"єктів.

7. Працездатність, ефективність та загальність розроблених методів і програмних засобів показано на практичних задачах моделювання та прогнозування природних, біологічних і технологічних об"єктів та процесів за даними спостережень. Методологія розробки автоматизованих систем структурної ідентифікації, створені діалогові пакети програм, окремі алгоритми та результати їх застосування впроваджені в ряді організацій та підприємств.

Основні положення та результати дисертації опубліковані в таких працях:

1. Ивахненко А.Г., Степашко В.С. Помехоустойчивость моделирования. - Киев: Наук. думка, 1985. - 216 с.

2. Ивахненко А.Г., Степашко В.С., Семина Л.П. Долгосрочное прогнозирование среднемесячного стока рек по принципу самоорганизации // Самоорганизующиеся кибернетические системы. - Киев: Ин-т кибернетики АН УССР, 1974. - С.3-14.

3. Івахненко О.Г., Степашко В.С. Самоорганізація моделей і довгострокове прогнозування річкового стоку за допомогою балансового критерію //Автоматика.- 1975.- №5.- С.34-41.

4. Степашко В.С. Синтез модели функционирования водохозяйственной системы при участии группы экспертов // Математические модели для прогнозирования и управления качеством вод. - Киев: Ин-т кибернетики АН УССР, 1976. - С.32-42.

5. Самоорганізація моделей росту сільськогосподарських культур для керування зрошуваною сівозміною / О.Г.Івахненко, В.С.Степашко, М.Г.Хомовненко, Є.П.Галямін // Автоматика.- 1977. - № 5. - С.32-44.

6. Кротов Г.И., Степашко В.С. Способы сокращения необходимой оперативной памяти ЭВМ при использовании алгоритмов МГУА // Там же. - 1978. - № 4. - С. 89-91.

7. Степашко В.С. Оптимизация и обобщение схем перебора моделей в алгоритмах МГУА // Там же.- 1979.- № 4.- С.36-43.

8. Степашко В.С. Комбинаторная программа для структурной идентификации объектов и процессов управления // Справочник по типовым программам моделирования / Под ред.А.Г.Ивахненко. - Киев: Техніка, 1980. - С.80-86.

9. Степашко В.С. Программа самоорганизации прогнозирующих моделей циклических процессов // Там же. - С. 50-54.

10. Степашко В.С. Комбинаторный алгоритм МГУА с оптимальной схемой перебора моделей // Автоматика.- 1981.- № 3. - С.31-36.

11. Ивахненко А.Г., Степашко В.С. Численное исследование помехоустойчивости многокритериальной селекции моделей // Там же. - 1982. - № 4. - С.26-35

12. Степашко В.С. Потенциальная помехоустойчивость моделирования по комбинаторному алгоритму МГУА без использования информации о помехах // Там же. - 1983. - № 3. - С.18-27.

13. Степашко В.С. Конечная селекционная процедура перебора моделей // Там же. - 1983. - № 4.-С.84-38.

14. Степашко В.С. Быстродействующая алгоритмическая реализация метода всех регресий // Тр. Всесоюз. конф. "Программное обеспечение АСУ". Секция 3. - Калинин: НПО ЦПС, 1983. - С.21-23.

15. Степашко В.С., Кочерга Ю.Л. Классификация и анализ помехоустойчивости внешних критериев селекции моделей // Автоматика. - 1984. - № 3.- С.38-50.

16. Степашко В.С. Помехоустойчивость выбора моделей по критерию баланса прогнозов // Там же. - 1984. - С.27-37.

17. Степашко В.С., Кочерга Ю.Л. Методы и критерии решения задач структурной идентификации // Там же.- 1985.- № 5.- С.29-37.

18. Степашко В.С. Селективные свойства критерия непротиворечивости моделей // Там же. - 1986. - № 2. - С.40-49.

19. Степашко В.С. , Мамедов М.И. Об оценке достоверности моделей по значениям внешних критериев // Там же. - 1986. - № 3. - С.75-77.

20. Ивахненко А.Г., Степашко В.С. Структурная идентификация как задача выделения сигнала на фоне помех // Там же. - 1987. - № 1. - С.37-42.

21. Степашко В.С., Костенко Ю.В. Алгоритм МГУА для двух-

уровневого моделирования многомерных циклических процессов // Там же. - 1987. - № 4. - С.51-59.

22. Степашко В.С. Автоматизация решения задач моделирования сложных систем на основе метода группового учета аргументов // Тр.Всесоюз.семинара "Проблемы создания программного обеспечения комплексной автоматизации". - Калинин: НПО ЦПС, 1987. - Т.1.-С.147-151.

23. Степашко В.С. Алгоритмы МГУА как основа автоматизации процесса моделирования по экспериментальным данным // Автоматика. - 1988. - № 4. - С.44-55.

24. Степашко В.С. Асимптотические свойства внешних критериев выбора моделей // Там же. - 1988. - № 6. - С.75-82.

25. Степашко В.С., Семенов Н.А., Михеев В.Н. Диалоговый пакет прикладных программ для решения задач моделирования на основе алгоритмов МГУА // Proc. Int. Conf. "Information Technology Advances in Computer Science and Informatics INFOTEC-88". - Bucharest, 1988. - Vol.5.-P. 1230-1236.

26. Степашко В.С., Зинчук Н.А. Алгоритмы расчета геометрического места минимумов критерия точности моделей // Автоматика. - 1989. - № 1. - С.82-86.

27. Годына В.В., Степашко В.С. Моделирование процесса выплавки силикомарганца в электропечах // Там же.- 1989.- № 2.- С.71-75.

28. Stepashko V.S. Structural Identification of Forecasting Models Based on Cross-Validation Criteria / Intern. Conf. on System Sci. / Abstracts of Papers.- Wroclaw: WPW, 1989.- P.185.

29. Степашко В.С., Семенов Н.А., Михеев В.Н. Диалоговый пакет прикладных программ моделирования на основе МГУА (ППП

МГУА) // Искусственный интеллект — основа новой информационной технологии. — Калинин: НПО ЦПС, 1990. — С. 105—116.

30. Степашко В. С. Основные требования к функциональной структуре ППП МГУА для персональных ЭВМ // Управление в технических системах. — Киев: Ин-т кибернетики им. В. М. Глушкова АН УССР, 1990. — С. 27—34.

31. Валькман Ю. Р., Степашко В. С. Принципы построения экспертных систем математического моделирования для испытаний сложных объектов // Прикладная информатика. — М.: Наука, 1990. — Вып. 16. — С. 129—143.

32. Степашко В. С. О задаче структуризации знаний эксперта в области моделирования по экспериментальным данным // Кибернетика и вычисл. техника. — 1991. — Вып. 92. — С. 80—83.

33. Степашко В. С. Исследование прогнозирующих свойств рекуррентного структурно-параметрического идентификатора // Автоматика. — 1991.— № 3. — С. 33—41.

34. Степашко В. С. Проблема структуризации знаний для разработки программных систем моделирования по экспериментальным данным // Междун. конф. «Программное обеспечение ЭВМ». Сб. докл. — Тверь: НПО ЦПС, 1991. — С. 82—92.

35. Степашко В. С. Структурная идентификация прогнозирующих моделей в условиях планируемого эксперимента // Автоматика. — 1992. — № 1. — С. 26—35.

Степашко В. С. Автоматизированная структурная идентификация прогнозирующих моделей сложных объектов.

Диссертация на соискание ученой степени доктора технических наук по специальности 01.01.11 — системный анализ и автоматическое управление. Ин-т кибернетики им. В. М. Глушкова НАН Украины, Киев, 1994.

Защищается рукопись на основе монографии и 34 статей, содержащих результаты исследований задачи структурной идентификации в условиях неполноты информации. Разработана теория выбора структур моделей с минимальной дисперсией ошибки прогнозирования. Установлено, что рост неопределенности уменьшает сложность оптимальной модели. Доказана эффективность критериев, основанных на разбиении выборки, приведены примеры практических задач. Разработаны и внедрены автоматизированные программные средства структурной идентификации.

Stepashko V. S. Computer-aided structural identification of forecasting models of complex plants.

Doctor of technical sciences thesis, speciality 01.01.11 — system analysis and automatic control V. M. Glushkov Inst. of Cybernetics, NAS of Ukraine, Kiev, 1994.

It is defended the manuscript based on the monography and 34 artikles containing the resultes of the investigations of the structural identification problem under inkomplete information conditions. The theory of selection of the model structures whith minimum forecasting error variance was worked out. It is established that an uncertainty increasing decreasies the optimal model complexity. Efficiency of the criteria based an the sample division was proved, some case studies were considered. Computer-aided structural identification means were designed and introduced.

Ключеві слова: структурна ідентифікація, прогнозуючі моделі, неповнота інформації, складні об'єкти, програмні системи.

Підп. до друку 19.09.94. Формат 60×84/16. Папір друк. № 2. Офс. друк. Ум. друк арк. 2,68. Ум. фарбо-відб. 2,80. Обл. вид. арк. 3,0. Тираж 100. Зам. 936.

Редакційно-видавничий відділ з поліграфічною дільницею
Інституту кібернетики імені В. М. Глушкова АН України
252022 Київ 22, проспект Академіка Глушкова, 40