

УДК621.317

АЛГОРИТМИ ФОРМУВАННЯ ЧИСЛОВИХ ПОСЛІДОВНОСТЕЙ І МЕТОДИ НАВЧАННЯ НЕЙРОННИХ КОНТРОЛЕРІВ ДЛЯ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ ОБ'ЄКТАМИ ДРУГОГО ПОРЯДКУ

М.В. Наконечний, Ю.М. Наконечний

Національний університет "Львівська політехніка", Інститут комп'ютерних технологій, автоматизації і метрології, вул. С.Бандери 12, м. Львів, 79012, тел. 8-067-309-16-60

Рассмотрены особенности формирования обучающих последовательностей и методы обучения нейронных контроллеров. Проведен анализ результатов моделирования систем автоматического управления, выполненных на базе синтезированных контроллеров.

The features of forming of teaching sequences and methods of teaching of inspectors of neurons are considered. The analysis of results of design of the automatic control systems, executed on the base of the synthesized controllers is conducted.

Будь-який реальний керований динамічний об'єкт характеризується певними особливостями, основною з яких є його інерційність. Крім того, в ряді випадків на об'єкт діють різноманітні збурення, що приводить до зміни значень вихідної величини при сталому значенні вхідної.

Задача створення будь-якої системи автоматичного керування полягає в доповненні керованого об'єкта такими зовнішніми ланками, які забезпечували б проходження процесів в об'єкті відповідно до певних попередньо сформульованих критеріїв, що може вирішуватися за допомогою контролерів.

На сьогоднішній день запропоновані різні методи синтезу контролерів. Наприклад, метод кореневого годографа передбачає синтез контролера розміщенням в задану область коренів характеристичного рівняння системи, яка утворена на базі контролера та представленої у вигляді передавальної функції моделі об'єкта. Метод частотних характеристик використовує частотні характеристики контролера та об'єкта. В обидвох випадках вимоги до утвореної системи задаються опосередковано: або у вигляді заданої зони розташування коренів характеристичного рівняння, або у вигляді бажаної частотної характеристики.

Альтернативний підхід до синтезу контролера полягає в тому, щоб жорстко задати еталон, до якого слід звести систему. В такому випадку оцінкою, яка визначає ступінь наближення створеної системи до еталона, буде досягнення мінімального відхилення між

виходами системи і еталона. Математично таку оцінку можна задати у вигляді критерію мінімуму середньоквадратичної похибки.

В загальному вигляді введення нейронного контролера в систему автоматичного керування показано на рис. 1. В даному випадку нейронний контролер доповнює нелінійний об'єкт так, щоб при подачі будь-якої реально допустимої послідовності r_k утворена система максимально наближалася до еталону (в ідеалі $yr_k \approx y_k$). Якщо вважати, що архітектура нейронного контролера відома, то процес навчання полягає у визначенні його вагових коефіцієнтів.

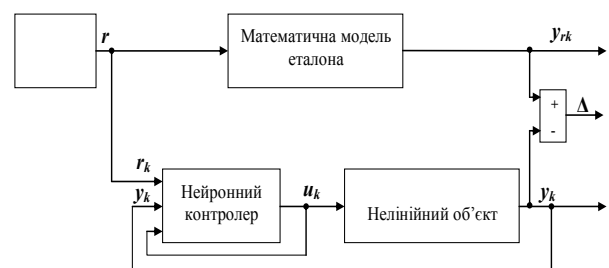


Рисунок 1— Схема включення нейронного контролера в систему автоматичного керування

Оскільки для навчання нейронної мережі необхідно знати її вхідні та вихідні сигнали, то нейронний контролер можна навчити, якщо одночасно відомі:

- 1) задаючий сигнал на вході нейронного контролера (послідовність r_k);
- 2) сигнал оберненого зв'язку з виходу об'єкта (послідовність y_k);
- 3) вихідний сигнал нейронного контролера (послідовність u_k , що подається на об'єкт).

Проблема полягає в тому, що до початку процесу навчання всі три вказані послідовності одночасно невідомі. Якщо задатися вхідним сигналом (послідовність r_k), то в припущенні того, що $y_k = y_{rk}$, на основі математичної моделі еталона можна знайти послідовність y_k , проте тоді невідомою залишається послідовність u_k . Якщо піти іншим шляхом і подати на об'єкт тестову послідовність u_k , то на виході об'єкта одержимо y_k , однак при тому невідомою залишиться послідовність r_k .

Розглянемо послідовно різні підходи до навчання нейронного контролера, ілюструючи застосування приведених положень на прикладах, в яких нелінійний об'єкт задано рівнянням

$$\frac{d^2 y}{dt^2} + 2 \frac{dy}{dt} + 10 \sin y = U_1, \quad (1)$$

а еталон – рівнянням

$$\frac{d^2 y_r}{dt^2} + 6 \frac{dy_r}{dt} + 9 y_r = 9 r. \quad (2)$$

Архітектура контролера зображена на рис. 2, а) структура системи керування відповідає рис. 3.

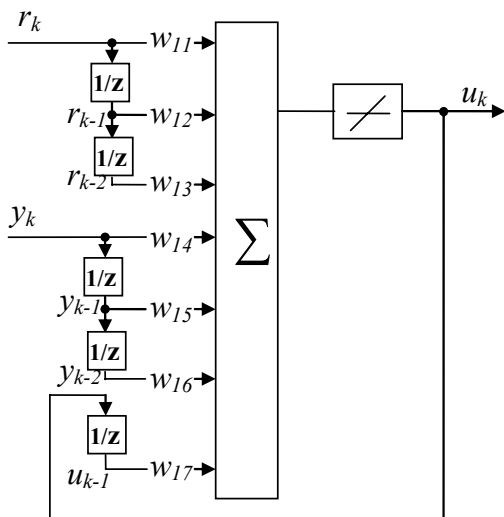


Рисунок 2– Нейронний контролер з розділеними входами

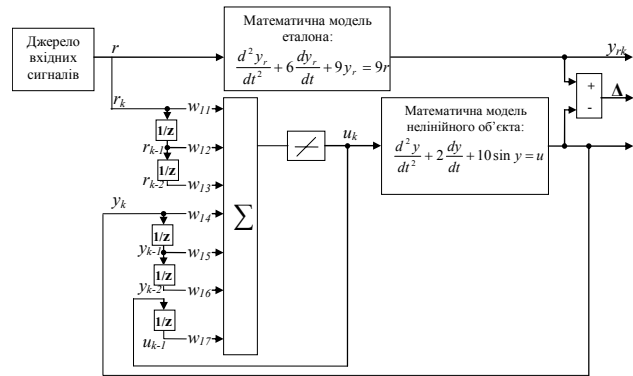


Рисунок 3– Структурна схема системи автоматичного керування з використанням нейронного контролера з розділеними входами

Навчання нейронного контролера з використанням нейронної моделі об'єкта полягає в тому, що при реалізації цього процесу навчання використовується тільки дві числові послідовності із трьох заданих. В даному випадку на основі послідовностей, які виміряні на вході та виході об'єкта (u_{k0} та y_{k0}), через навчання нейронної мережі формується нейронна модель об'єкта, яка доповнюється нейронним контролером і замикається оберненим зв'язком, що відповідає реальній системі. Утворена нейронна мережа відтворює модель поєднання контролера та об'єкта. Оскільки необхідно, щоб ця модель була еквівалентна еталону, то коефіцієнти контролера можна отримати навчанням цієї об'єднаної мережі послідовностями з входу і виходу еталона (r_k та y_k). При цьому значення тих коефіцієнтів, які відповідають підмережі об'єкта, мають бути фіксованими, тобто в процесі навчання повинні змінюватися тільки коефіцієнти контролера. Іншими словами, нейронна модель об'єкта використовується для того, щоб через неї похибка „обернено поширилась” на мережу контролера. Після навчання з об'єднаної мережі можна виділити ту частину, що відповідає контролеру і використати її для керування реальним об'єктом.

Описаний метод має ту перевагу, що навчання контролера відбувається тільки на послідовностях r_k та y_k без використання послідовності u_k , проте в даному випадку в середині мережі наявний обернений зв'язок, а навчання таких мереж вимагає значних затрат машинного часу.

Динаміку процесу навчання нейронного контролера з використанням нейронної моделі об'єкта зображено на рис. 4.

Час навчання нейронного контролера в залежності від початкових даних змінюється від 20 до 40хв.

Якість роботи побудованого контролера можна оцінити за допомогою часових характеристик, які наведені на рис. 5.

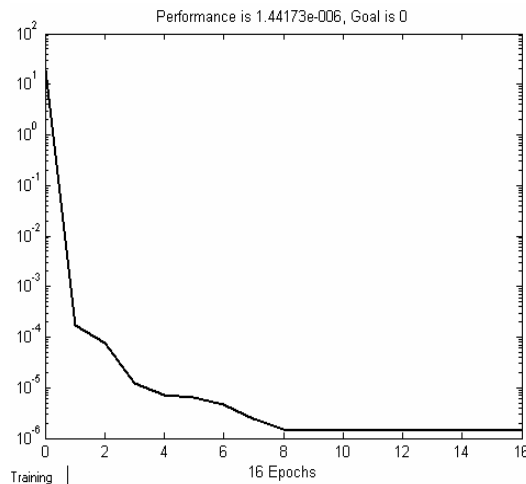


Рисунок 4— Динаміка навчання нейронного контролера з використанням нейронної моделі об'єкта

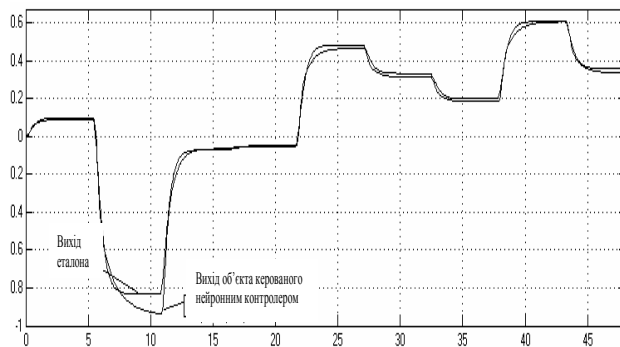


Рисунок 5 – Порівняння сигналів на виходах еталона і об'єкта, керованого синтезованим нейронним контролером

Порівняння сигналів на заданому інтервалі часу вказує на їх суттєву розбіжність при певних керуючих діях, причому чим більше відхилення вхідного сигналу від нуля, тим більша відмінність виходу еталона від виходу керованого об'єкта. Значення середньої

квадратичної похибки при моделюванні системи складає 0,023.

При навчанні нейронного контролера з використанням нейронної моделі оберненого об'єкта використовуються всі три послідовності (r_k, y_k, u_k) . Суть методу полягає в тому, що на основі значень y_k , які були одержані при підведенні до еталону послідовності r_k , обчислюється послідовність u_k . Фактично даний метод вимагає використання оберненої моделі об'єкта, реалізація якої не завжди можлива. Побудувати обернену модель об'єкта у формульному вигляді не вдається, якщо інформація про керований об'єкт обмежена. Тому для формування вхідної послідовності об'єкта u_k на основі значень вихідної послідовності еталона y_k можна використати нейронну модель оберненого об'єкта, навчання якої здійснюється на базі одержаних експериментальним шляхом вхідних U_{k0} і вихідних y_{k0} послідовностей об'єкта. Така модель може коректно функціонувати тільки в тих випадках, коли відсутні запізнення та гістерезисні явища в об'єкті. Створення нейронної моделі оберненого об'єкта також неможливе, або складає суттєві труднощі тоді, коли наявні в об'єкті нелінійності при їх оберненні стають неоднозначними.

Для порівняння побудовано два нейронні контролери: при побудові першого використовувалась двохшарова нейронна модель оберненого об'єкта за схемою: 12 нейронів з функцією активації *tansig* в першому шарі і один нейрон з функцією активації *purelin* в другому шарі, а при побудові другого контролера використовувалась аналогічна модель, тільки з іншою кількістю нейронів (в нашому випадку у першому шарі використовувалось 5 нейронів, а в другому - 1 нейрон).

Динаміка процесу навчання нейронного контролера з використанням нейронної моделі оберненого об'єкта наведена на рис. 6. Як виявилось в процесі моделювання, друга модель є більш ефективною.

Не зважаючи на задовільні показники процесу навчання в обох випадках (час навчання приблизно 10с, невелика кількість ітерацій, мале значення середньої квадратичної похибки), переміщення утворених нейронних контролерів в модель SIMULINK і під'єднання кожного з них до моделі об'єкта показало, що перший контролер працює незадовільно, в той час як другий забезпечує достатньо високу якість процесу керування (рис. 7).

Очевидно перша нейронна модель оберненого об'єкта і, відповідно, перший

нейронний контролер не змогли на етапі навчання виявити специфіку побудови нелінійного об'єкта і відповідним чином відреагувати на неї при коригуванні вагових коефіцієнтів мережі, що і стало основною причиною низької ефективності процесу навчання. В другому випадку навчання мережі виявилось успішнішим і різницю між керованими сигналами об'єкта і еталона можна побачити тільки при зміні масштабу. Значення середньої квадратичної похибки при моделюванні системи з використанням другого нейронного контролера становило 0,0108.

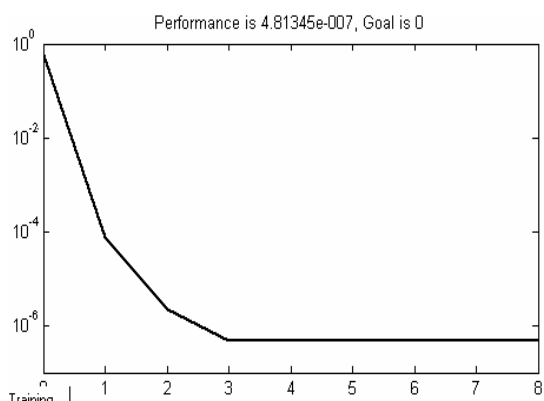


Рисунок 6 – Динаміка навчання нейронного контролера з використанням нейронної моделі оберненого об'єкта

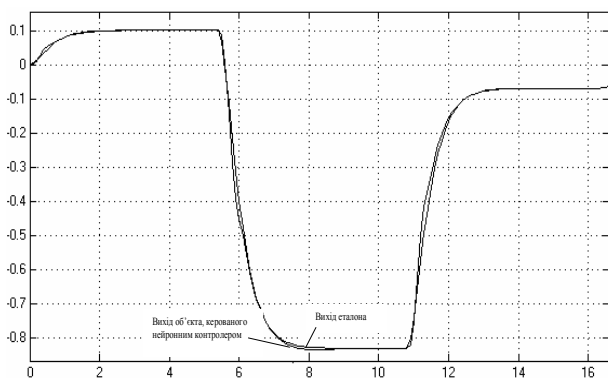


Рисунок 7 – Порівняння сигналів на виходах моделей еталона і об'єкта, керованого другим нейронним контролером (перший шар - 5 нейронів, другий шар - 1 нейрон)

У випадку навчання нейронного контролера з використанням оберненого еталона запропоновано підхід, аналогічний до попереднього. Однак тепер навчання

проводиться на основі послідовності u_k , що подається на вхід об'єкта і відповідної їй послідовності y_k , яка знімається з його виходу. Застосовуючи модель оберненого еталона, на основі послідовності y_k можна одержати таку вхідну послідовність еталона r_k , яка будучи поданою на вхід ввімкненого в систему контролера, спричинить на його виході керуючу дію u_k . Така схема навчання є більш перспективною з огляду на те, що еталон в порівнянні з об'єктом є простішим і, як наслідок, процес побудови моделі оберненого еталона значно простіший, ніж процес побудови моделі оберненого об'єкта. Обернення еталона в класичному розумінні можна здійснити двома методами: перший полягає в розв'язуванні рівняння еталона відносно вхідної змінної, другий – в побудові оберненої моделі з використанням системи *SIMULINK*. Одним із найбільш перспективних методів обернення еталона є побудова оберненої моделі на основі нейронної мережі.

В нашому випадку обернення еталона можна здійснити на основі рівняння (2). Представивши (2) в операторній формі, запишемо відношення $r(s)/y_r(s)$ у вигляді:

$$\frac{r(s)}{y_r(s)} = \frac{1}{9}(s^2 + 6s + 9). \quad (3)$$

$$\text{Здійснивши в (3) підстановку } s = \frac{(1 - z^{-1})}{\Delta t},$$

одержимо

$$\frac{r(z)}{y_r(z)} = \frac{(3\Delta t + 1)^2}{9\Delta t^2} - \frac{6\Delta t + 2}{9\Delta t^2} z^{-1} + \frac{1}{9\Delta t^2} z^{-2}, \quad (4)$$

що при врахуванні прийнятого інтервалу дискретизації $\Delta t = 0,1$ с дає

$$\frac{r(z)}{y_r(z)} = 18,78 - 28,89z^{-1} + 11,11z^{-2}. \quad (5)$$

Розглянуто і досліджено декілька варіантів побудови нейронних контролерів, для навчання яких використовувалися різні тестові послідовності та різні методи обернення еталона. Динаміка навчання одного із найбільш ефективних контролерів наведена на рис. 8.

Результати моделювання системи автоматичного керування з використанням нейронного контролера на базі нейронної моделі оберненого еталона, який навчався з використанням тестового сигналу у вигляді послідовності стрибків різного значення, наведено на рис. 9, а нейронного контролера, що

навчався при застосуванні тестового сигналу у вигляді частотномодульованої синусоїди – на рис.10 (для кращої ілюстративності при моделюванні в обох випадках на вхід подавався сигнал у вигляді послідовності стрибків).

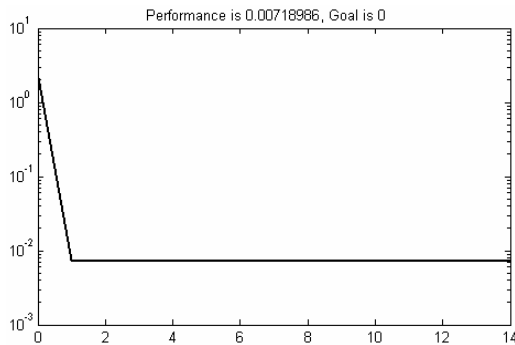


Рисунок 8 – Динаміка навчання нейронного контролера з використанням нейронної моделі оберненого еталона

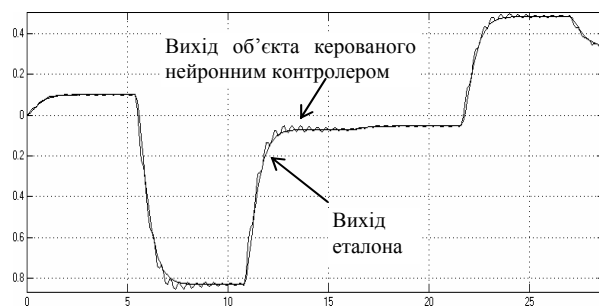


Рисунок 9 – Порівняння сигналів на виходах моделей еталона і об'єкта, керованого нейронним контролером, який навчався з застосуванням стрибкоподібної функції

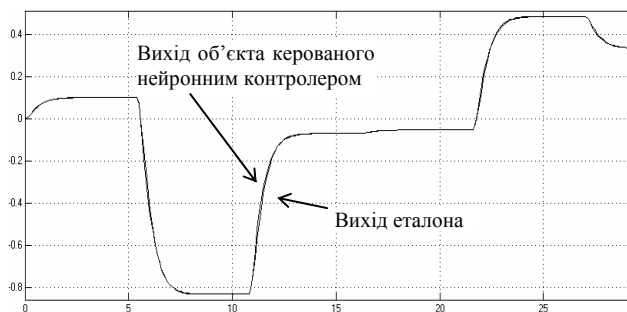


Рисунок 10 – Порівняння сигналів на виходах моделей еталона і об'єкта, керованого нейронним контролером, навчання якого проводилося з використанням частотно-модульованої синусоїди

Порівнюючи рис. 9 і рис. 10, можна зробити висновок, що навчання нейронного контролера при частотно-модульованому тестовому сигналі виявилось ефективнішим, ніж при використанні послідовності стрибків. Значення середньої квадратичної похибки при моделюванні системи з використанням частотно-модульованого сигналу становило $7,0 \times 10^{-3}$.

З погляду дослідження можливостей покращання швидкодії системи розглянуто навчання нейронного контролера з використанням різних варіантів моделі еталона, наприклад, еталонів з більш крутими фронтами перехідного процесу. Навчання проводилось з використанням наступних рівнянь еталона:

$$\frac{d^2 y_r}{dt^2} + 10 \frac{dy_r}{dt} + 20 y_r = 20 r ; \quad (6)$$

$$\frac{d^2 y_r}{dt^2} + 11 \frac{dy_r}{dt} + 30 y_r = 30 r ; \quad (7)$$

$$\frac{d^2 y_r}{dt^2} + 15 \frac{dy_r}{dt} + 50 y_r = 50 r . \quad (8)$$

Порівняння виходу об'єкта, керованого нейронними контролерами, що сформовані на основі наведених рівнянь еталона, подано на рис. 15, а); 15, б) і 15, в) відповідно.

Також проведено синтез нейронних контролерів із зміненими в сторону сповільнення тривалості перехідного процесу коефіцієнтами еталона:

$$\frac{d^2 y_r}{dt^2} + 6 \frac{dy_r}{dt} + 5 y_r = 5 r ; \quad (9)$$

$$\frac{d^2 y_r}{dt^2} + 6 \frac{dy_r}{dt} + 3 y_r = 3 r . \quad (10)$$

При цьому в усіх випадках було одержано коректні нейронні контролери.

Аналіз залежностей, наведених на рис. 11, і залежностей (9) та (10) показує, що якість керування процесами в об'єкті за допомогою синтезованих нейронних контролерів тим гірша, чим значніша відмінність коефіцієнтів рівняння еталона від початкових значень.

Таким чином на основі вказаного вище можна констатувати, що побудова нейронного контролера з використанням нейронної моделі об'єкта дозволяє обійтися без визначення сигналу на виході нейронного контролера, проте, внаслідок наявності в середині нейронної мережі обернених зв'язків, її навчання

здійснюється з невисокою точністю. З метою скорочення тривалості процесу навчання нейронного контролера і підвищення його навчання запропоновані методи з

використанням моделей оберненого об'єкта та оберненого еталона.

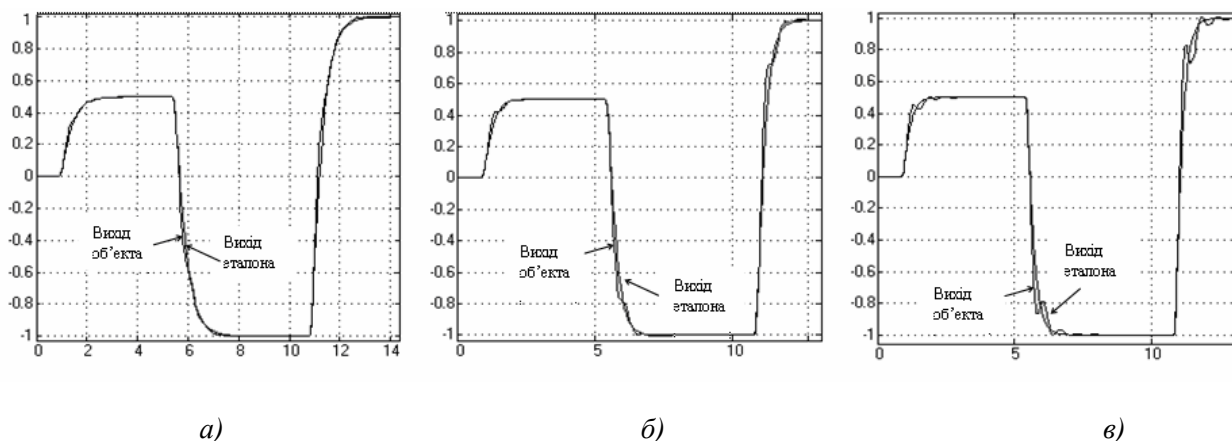


Рисунок 11 – Порівняння сигналів на виході об'єкта, керованого нейронними контролерами, виконаними на базі прискорених еталонів, з вихідними сигналами відповідних еталонів

Література

1. Сигеру Омату. *Нейроуправление и его приложения. Кн.2 / Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсуф; Пер. с английского Н.В. Батина, Под ред. А.И. Галушкина, В.А. Птичкина* – М.: ИПРЖР, 2000. – 272 с.

2. Осовский С. *Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д.*

Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

3. Руденко О.Г., Бодянский Е.В. *Основы искусственных нейронных сетей.* – Харьков: Телетех, 2002. – 317 с.

4. Медведев В.С., Потёмкин В.Г. *Нейронные сети. MATLAB 6.* – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.