

На правах рукописи

Осокин

Осокин Михаил Владимирович

**АЛГОРИТМЫ И КОМПЛЕКС ПРОГРАММ
НЕПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ СЛОЖНЫХ
НЕЛИНЕЙНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ
МЕТОДОМ БЛИЖАЙШИХ УЗЛОВ**

**05.13.18 - Математическое моделирование, численные методы
и комплексы программ (технические науки)**

**Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук**

Москва 2003

Работа выполнена в филиале Московского энергетического института
(технического университета) в г. Смоленске

Научный руководитель:

доктор технических наук, профессор Дли Максим Иосифович

Научный консультант:

доктор технических наук, профессор Мешалкин Валерий Павлович

Официальные оппоненты:

доктор технических наук, профессор Борисов Вадим Владимирович
доктор технических наук, профессор Холоднов Владислав Алексеевич

Ведущая организация

ОАО «ПО ИСКРА»

Защита состоится « 1 » июня 2003 г. в 14⁰⁰ часов на заседании диссертационного совета Д 212.204.10 в РХТУ им. Д.И. Менделеева по адресу: 125047, Москва, Миусская пл., д. 9 в конференц-зале (ауд. 434).

С диссертацией можно ознакомиться в Научно-информационном центре РХТУ им. Д.И. Менделеева.

Автореферат разослан « 31 » 05 2003 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета
Д 212.204.10
д.ф.-м. н., профессор



В.М. Аристов

2003-A
10533

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Идентификация динамических объектов является достаточно распространенной задачей при прогнозировании и управлении сложными системами различной природы. Идентификация нелинейных динамических объектов может проводиться при различных уровнях априорной информации об объекте – либо при полностью известном виде математической модели (в виде нелинейных дифференциальных, интегральных, конечно-разностных уравнений и т.п.), либо в условиях, когда подобная структура известна частично или неизвестна вообще. В этом последнем случае наибольшее распространение получили методы идентификации, основанные на аппроксимации модели объекта, например, с помощью рядов Вольтерра, Гаммерштейна или Винера. Существенным недостатком этих методов является их применимость только для объектов, содержащих нелинейные элементы с характеристиками, представленными в виде отрезка степенного ряда, что на практике, естественно, выполняется далеко не всегда. Перспективным для идентификации нелинейных динамических объектов является направление, связанное с применением нейросетевого подхода, однако сдерживающим фактором здесь является отсутствие в настоящее время инструментов для нейронных сетей, позволяющих работать в режиме реального или псевдореального времени. Большими возможностями в точки зрения качества идентификации нелинейных динамических объектов обладают непараметрические методы идентификации (например, метод «М ближайших узлов»), подробно описанные в трудах профессоров С. А. Айвазяна, Н.Г. Загоруйко, В.Я. Катковника, В.В. Круглова, В.С. Мхитаряна, Л.А. Растригина. Однако существующие алгоритмы непараметрической идентификации предполагают хранение всего массива экспериментальных данных; при большом объеме такого массива эти методы весьма неэффективны с вычислительной точки зрения. К сожалению, в настоящее время отсутствуют методы построения непараметрических моделей в условиях малой обучающей выборки, не реализованы алгоритмы, позволяющие применять построенные модели в условиях наличия только входного сигнала. Открытыми остаются многие вопросы, касающиеся точности и сходимости моделей, построенных с использованием методов ближайших узлов.

Сказанное позволяет сделать вывод об актуальности и практической значимости научной задачи разработки и исследования универсальных и эффективных алгоритмов и комплекса программ идентификации существенно нелинейных динамических объектов в режиме реального времени, основанных на применении метода ближайших узлов.

Основные разделы диссертации выполнялись в рамках комплексных программ социально-экономического развития г. Смоленска на 1997-1998 г.г., 1999-2000 г.г. и 2001-20002 г.г. и их содержание соответствует перечню критических технологий, определяемых политической РФ в области науки и технологии на период до 2010 г., – математическое моделирование.

Цель диссертационной работы. Разработка и исследование алгоритмов и комплекса программ непараметрической идентификации существенно нелинейных динамических объектов, основанных на применении метода ближайших узлов, которые позволяют моделировать характеристики состояния сложных технических и социально-экономических систем. Применение разработанных быстродействующих алгоритмов и комплекса программ непараметрической идентификации нелинейных динамических объектов для решения практических задач прогнозирования и управ-

РОС. НАЦИОНАЛЬНАЯ
БИБЛИОТЕКА
С.Петербург

ления городским хозяйством и теплоэнергетическими станциями.

Для достижения поставленной цели были поставлены и решены следующие задачи:

- 1) анализ существующих методов идентификации и исследование возможностей применения метода ближайших узлов подходов к решению задачи идентификации нелинейных динамических объектов;
- 2) разработка алгоритмов построения непараметрической математической модели нелинейного динамического объекта, основанных на применении метода ближайших узлов;
- 3) исследование свойств разработанных алгоритмов построения непараметрических моделей нелинейных динамических объектов, основанных на использовании методов ближайших узлов;
- 4) разработка комплекса программ идентификации сложных нелинейных динамических систем с использованием алгоритмов, основанных на методе ближайших узлов;
- 5) применение разработанного комплекса программ как элемента систем поддержки принятия решений по управлению техническими и социально-экономическими объектами.

Методы исследования. В диссертационной работе используются методы теории автоматического управления, непараметрической идентификации, нечёткой логики, искусственного интеллекта, статистического анализа данных и имитационного моделирования.

Обоснованность научных результатов, выводов и рекомендаций, сформулированных в диссертации, подтверждается корректным применением теории автоматического управления, непараметрической идентификации, нечёткой логики, искусственного интеллекта, статистического анализа данных и имитационного моделирования.

Достоверность теоретических разработок подтверждена вычислительными экспериментами на персональных компьютерах (ПК) и реальными натурными экспериментами, результаты которых позволяют сделать вывод об адекватности разработанных математических моделей.

Основные положения, выносимые на защиту.

1. Методические основы использования метода ближайших узлов для построения алгоритмов непараметрической идентификации существенно нелинейных динамических объектов.
2. Алгоритм построения разностной аппроксимационной модели нелинейного динамического объекта с прогнозированием на один такт и использующей для такого прогноза несколько предыдущих значений входного и выходного сигналов объекта.
3. Алгоритм построения обобщенной математической непараметрической модели одномерного стационарного нелинейного динамического объекта на основе метода ближайших узлов, использующей для прогнозирования выхода только значения входного сигнала.
4. Алгоритм идентификации нечётко-логической непараметрической модели динамического объекта в случае малых выборок.
5. Методика оценки точности непараметрических моделей динамических объектов, построенных на основе метода ближайших узлов.
6. Архитектура и программное обеспечение комплекса программ, реализующий разработанные алгоритмы непараметрической идентификации нелинейных динами-

ческих объектов.

Научная новизна работы:

1. Обоснована эффективность использование метода ближайших узлов для решения задач идентификации существенно нелинейных динамических объектов, что позволяет значительно повысить быстродействие и точность алгоритмов прогнозирования поведения сложных систем различной природы в режиме реального времени.

2. Разработан алгоритм непараметрической идентификации сложных нелинейных динамических объектов на основе метода ближайших узлов, который в отличие от известных алгоритмов непараметрической идентификации использует разностную локальную зависимость входных и выходных переменных, что позволяет существенно расширить возможности применения аппроксимационных методов для идентификации динамических систем и упростить вычисления.

3. Предложен алгоритм построения обобщённой непараметрической локальной модели, основанный на использовании функций Лагерра, а также (для дискретных объектов) - функций вида полиномов, который в отличие от известных алгоритмов, использующих метод ближайших узлов, позволяет использовать построенную модель при наличии значений только входного сигнала нелинейного динамического объекта (в дискретной или непрерывной форме), что позволяет в значительной степени повысить сходимость идентификации.

4. Разработан алгоритм построения непараметрической математической модели нелинейного динамического объекта, использующий аппарат нечеткой логики, который за счёт использования имеющейся экспертной информации о моделируемой нелинейной динамической системе позволяет повысить точность идентификации в условиях малых выборок экспериментальных данных и обеспечить адекватность построенных непараметрических моделей.

5. Сформулированы и доказаны утверждения, позволяющие оценить точность и сходимость алгоритмов построения непараметрических математических моделей нелинейных динамических объектов, основанных на применении метода ближайших узлов. Определены условия организации процесса обучения непараметрической модели, выполнение которых позволяет гарантировать точность модели в вероятностном смысле.

6. Сформулированы требования к входному идентифицирующему сигналу для нелинейного динамического, что позволяет в значительной степени ускорить процессы построения модели и её перенастройки.

Научная значимость работы. Разработанные в диссертации методы идентификации нелинейных динамических объектов и принципы их программной реализации могут являться основой для исследования сложных технических, социально-экономических и медицинских систем.

Практическая значимость.

1. На основе предложенных алгоритмов, разработан комплекс программ PROGN 1.0, который может быть использован для идентификации и управления в динамике сложными техническими системами различного назначения, а также социально-экономическими объектами.

2. Разработанный в диссертации комплекс программ может найти применение при проектировании сложных систем автоматического управления (САУ) при анализе динамических характеристик объекта управления и эффективности САУ.

Реализация результатов работы. Разработанный комплекс программ PROGN 1.0. практически используется администрацией г. Смоленска для поддержки приня-

тия решений по управлению городским хозяйством и ГУП «Облкомунэнерго» для прогнозирования выбросов вредных веществ теплоэнергостанций в атмосферу. Применение разработанного комплекса программ позволило повысить степень обоснованности и оперативности организационно-управленческих принимаемых решений.

Апробация работы. Основные результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на 1-й городской научно-практической конференции молодых ученых и студентов (г. Смоленск, 1998 г.), Международной конференции "Системы компьютерной математики и лингвистики" (г. Смоленск, 2000), молодежной научно-технической конференции технических вузов Центральной России (г. Брянск, 2000), областной научной конференции «Молодежь –21 веку. Наука, новации, технологии» (г. Смоленск, 2002), а также на научных семинарах кафедр компьютерных технологий и управления и менеджмента филиала МЭИ в г. Смоленске.

Публикации. По теме диссертации опубликовано 6 научных работ, в том числе одна монография, изданная в центральном издательстве.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, четырех основных глав, заключения, списка литературы, включающего 94 наименований и приложение. Диссертация содержит 151 стр. машинописного текста, 27 рисунков, 14 таблиц и 2 приложения.

Оглавление диссертации.

Введение

1. СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ НЕЛИНЕЙНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

1.1. Краткая характеристика существующих методов идентификации нелинейных динамических объектов

1.2. Предпосылки идентификации динамических объектов на основе метода ближайших узлов

1.3. Постановка цели и задач исследования

1.4. Выводы

2. АЛГОРИТМЫ НЕПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ НЕЛИНЕЙНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ МЕТОДА БЛИЖАЙШИХ УЗЛОВ

2.1. Алгоритм построения разностной непараметрической модели нелинейного динамического объекта методом ближайших узлов

2.2. Алгоритм построения обобщенной непараметрической модели нелинейного динамического объекта с использованием локальной аппроксимации характеристики нелинейного звена

2.3. Алгоритм построения нечётко-логической непараметрической модели динамического объекта при малых выборках наблюдений.

2.4. Точность алгоритмов непараметрических моделей существенно нелинейных динамических объектов, использующих метод ближайших узлов.

2.5. Выводы

3. КОМПЛЕКС ПРОГРАММ ДИНАМИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ МЕТОДОМ БЛИЖАЙШИХ УЗЛОВ

3.1. Структура комплекса программ PROGN 1.0. автоматизированной идентификации нелинейных динамических объектов при помощи метода ближайших узлов

3.2. Характеристика универсальных программных средств, входящих в комплекс программ PROGN 1.0.

3.3. Характеристика специализированных программных средств, входящих в комплекс программ PROGN 1.0., и инструкция пользователя

3.4. Выводы

4. ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ РАЗРАБОТАННЫХ АЛГОРИТМОВ И КОМПЛЕКСА ПРОГРАММ ДЛЯ ИСЛЕДОВАНИЯ СЛОЖНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ

4.1. Применение комплекса программ PROGН 1.0., в системе поддержки принятия управленческих решений администрации г. Смоленска

4.2. Применение комплекса программ PROGН 1.0. для прогнозирования величины выбросов в атмосферу загрязняющих веществ теплоэнергетическими станциями

4.3. Применение комплекса программ PROGН 1.0. для прогнозирования финансово-экономических показателей

4.4. Выводы

Заключение

Список литературы

Приложение 1. Экранные формы пользовательского интерфейса комплекса программ PROGН 1.0.

Приложение 2. Результаты применения комплекса программ PROGН 1.0. для решения прикладных задач идентификации нелинейных динамических объектов

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность решаемой научной задачи идентификации нелинейных динамических объектов. Дана краткая характеристика разработанных алгоритмов и комплексов программ идентификации нелинейных динамических объектов на основе использования методом ближайших узлов, а также полученные основные теоретические и практические результаты исследования.

В первой главе дана характеристика нелинейных динамических объектов, рассмотрены особенности их идентификации, проведен аналитический обзор современных методов идентификации существенно нелинейных динамических объектов. Сформулированы предпосылки идентификации нелинейных динамических объектов на основе метода ближайших узлов, конкретизирована задача исследования.

Пусть объект исследования имеет управляемый (или, по крайней мере, контролируемый) вход $u(t)$ и выход $\tilde{y}(t)$, а все действующие на объект внешние возмущения, а также неучтенные факторы и ошибки измерений могут быть сведены к аддитивно приложенной к выходу случайной помехе $\varepsilon(t)$. Таким образом, для наблюдений доступны лишь входной сигнал $u(t)$ и значения

$$y(t) = \tilde{y}(t) + \varepsilon(t). \quad (1)$$

Структура такого объекта показана на рис. 1.

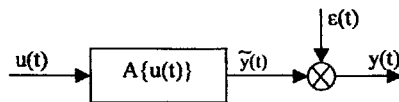


Рис. 1. Структурная схема идентифицируемого нелинейного динамического объекта

Связь между выходным и входным сигналами (при известных начальных ус-

ловиях) задается полностью или частично неизвестным оператором $A\{\bullet\}$:

$$\tilde{y}(t) = A\{u(t)\}. \quad (2)$$

Из изложенного следует, что процедура идентификации состоит из следующих этапов:

- 1) выбор структуры математической модели на основании имеющейся априорной информации об исследуемом объекте;
- 2) выбор критерия близости характеристик объекта и модели;
- 3) определение оценки оператора $A\{\bullet\}$, оптимальной с точки зрения выбранного критерия близости.

По наличию априорной информации все объекты могут быть разделены на две группы:

- объекты, для которых вид оператора $A\{\bullet\}$ известен с точностью до параметров, т. е.

$$A\{\bullet\} = A\{a, u(t)\}, \quad (3)$$

где a – вектор известных параметров;

- объекты, для которых конкретный вид оператора $A\{\bullet\}$ неизвестен, но имеется некоторая априорная информация, например, объект линеен или нелинеен, содержит гладкие нелинейности и т.д.

Если вид оператора $A\{\bullet\}$ известен с точностью до параметров a и заданы начальные условия в объекте, то реакция объекта на известный входной сигнал $u(t)$, т.е. зависимость выходного сигнала от времени есть функция (обозначим её через η) известного вида

$$\tilde{y}(t) = \eta(t, a).$$

Тогда

$$y(t) = \tilde{y}(t) + \varepsilon(t) = \eta(t, a) + \varepsilon(t). \quad (4)$$

Для рассматриваемого класса нелинейных объектов проявляется первая особенность их идентификации: функция $\eta(t, a)$, как правило, нелинейно зависит от параметров, поэтому, в отличие от идентификации линейных динамических объектов, алгоритмы идентификации, как правило, являются рекуррентными.

Очевидно, что однозначно определить вид оператора математической модели, исходя из теоретических соображений, удается далеко не всегда. В этом случае следует выделить другую особенность идентификации нелинейных объектов: неоднозначность отображения вида оператора математической модели объекта.

Приведенные особенности делают задачу идентификации нелинейных объектов значительно сложнее задачи идентификации линейных динамических объектов и являются причиной того, что большинство существующих в настоящее время методов идентификации нелинейных динамических объектов пока далеки от практического применения.

Аналитический обзор методов идентификации нелинейных динамических объектов позволил отразить их особенности, достоинства и недостатки. Если исходить из таких показателей как требуемый уровень априорной информации об идентифицируемом объекте, универсальность (т.е. применимость к широкому классу объектов), сложность организации вычислительного процесса и требуемый объем постоянно хранимой информации об объекте, сложность и длительность идентифицирующего эксперимента, возможность построения математической модели в реальном масштабе времени, то наиболее перспективными для дальнейшего развития представляются непараметрические методы, хотя и они не свободны от некоторых недостатков.

В соответствии анализом методов идентификации существенно нелинейных динамических объектов, можно сделать вывод, что задача идентификации таких объектов должна решаться при минимальном уровне априорной информации, в частности, при отсутствии заданного вида оператора математической модели объекта. Характер нелинейности в объекте может быть произвольным, в том числе нелинейная характеристика в общем случае может быть негладкой.

В связи с этим, ограничиваясь изучением только устойчивых одномерных объектов без обратных связей, можно полагать, что "истинное" описание таких объектов имеет общий вид

$$y_t = \eta(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-q}, u_{t-1}, u_{t-2}, \dots, u_{t-s}) + \varepsilon_t, \quad (5)$$

где обозначения сигналов соответствуют введенным ранее, а вид оператора $\eta(\cdot)$ неизвестен.

В работе принято, что шум ε_t является стационарным с нулевым математическим ожиданием; не предполагается наличие информации о виде закона распределения ε_t или о его параметрах, в частности о дисперсии σ_{ε}^2 .

Входной сигнал $\{u_t\}$ нелинейного динамического объекта предполагается как детерминированным, так и случайным (в зависимости от ограничений, накладываемых на идентифицирующий эксперимент) с заданными (известными) характеристиками.

В работе показано, что для разработки алгоритмов идентификации в качестве базового метода целесообразно применить разновидность непараметрического подхода – метод локальной аппроксимации с оценками типа "М ближайших узлов".

Во второй главе излагаются разработанные алгоритмы идентификации нелинейных динамических объектов, основанные на использовании метода ближайших узлов.

В диссертации предложен алгоритм построения разностной локально-аппроксимационной модели (АРЛАМ) нелинейного динамического объекта с прогнозированием на один такт и использующей для такого прогноза несколько предыдущих значений входного и выходного сигналов объекта.

В предположении, что, для малой окрестности точки $\langle y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-q}, u_{t-1}, u_{t-2}, \dots, u_{t-s} \rangle$ функция $\eta(\bullet)$ в выражении (5) линеаризуема, можно получить описание объекта вида

$$y_t = c_0 + c_1 y_{t-1} + c_2 y_{t-2} + \dots + c_q y_{t-q} + c_{q+1} u_{t-1} + c_{q+2} u_{t-2} + \dots + c_n u_{t-s} + \varepsilon_t, \quad (6)$$

в котором коэффициенты $c_0 \div c_n$ не являются фиксированными величинами, а зависят от $\langle y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-q}, u_{t-1}, u_{t-2}, \dots, u_{t-s} \rangle$. Формула (6) определяет общий вид аппроксимационной модели. При ее выводе не предполагалась адекватность полученного линеаризованного описания (6) исходному нелинейному (5) во всей области изменения сигналов $\{u_t, y_t\}$ – использовалась лишь предпосылка о возможности линеаризации в некоторой локальной подобласти. Малость же данной области (ограниченной на временной оси одним тактом) позволяет в большинстве случаев ограничиться моделью вида (6) порядка не выше второго, которое, несколько изменив обозначения коэффициентов, запишем в форме:

$$y_{t+1} = c_0 + c_1 u_{t-1} + c_2 u_t + c_3 y_{t-2} + c_4 y_{t-1} + c_4 y_t + \varepsilon_t, \quad (7)$$

что позволяет определить соответствующее выражение для предсказания выхода объекта

$$\hat{y}_{t+1} = \hat{c}_0 u_{t-1} + \hat{c}_1 u_t + \hat{c}_2 y_{t-2} + \hat{c}_3 y_{t-1} + \hat{c}_4 y_t. \quad (8)$$

Оценка вектора коэффициентов $c^T = (c_0, c_1, \dots, c_n)$ находится методом наи-

меньших квадратов (МНК) с использованием информации о M ближайших узлах, ближайших $k < y_{i-1}, y_{i-2}, \dots, y_{i-q}, u_{i-1}, u_{i-2}, \dots, u_{i-s} >$:

$$\hat{c} = (F^T \cdot F)^{-1} \cdot F^T \cdot y. \quad (9)$$

Здесь вектор y образован k элементами $<y_{i+1}>$, а матрица F имеет размер $k \times 5$, т.е. содержит k строк ($5 < k \leq N$) вида $<1, u_{i-1}, u_i, y_{i-1}, y_i>$ которые выбираются из базы данных модели как ближайшие к строке $<1, u_{i-1}, u_i, y_{i-1}, y_i>$, в смысле какого-либо расстояния, например, метрики евклидова или Хэмминга (значения u_i и y_i должны быть приведены к одному масштабу). Заметим, что в матрице F , соседние строки отнюдь не обязательно соответствуют соседним значениям дискретного времени.

Для построения локально-аппроксимационной модели могут использоваться и более простые выражения, чем (8); например, прогнозируемые значения можно находить по формуле

$$\hat{y}_{i+1} = \hat{c}_0 + \hat{c}_1 u_{i-1} + \hat{c}_2 u_i + \hat{c}_3 y_{i-1} + \hat{c}_4 y_i, \quad (10)$$

и т.п.

Здесь оценка \hat{c} носит локальный характер, т.е. зависит от значений $<u_{j-1}, u_j, y_{j-1}, y_j>$ и соответствует, таким образом, моменту t_j .

Алгоритм построения аппроксимационной разностной модели (АРЛАМ) нелинейного динамического объекта может быть представлен следующим образом.

1. Осуществляется ввод и нормировка имеющихся наборов экспериментальных значений входного и выходного сигналов.
2. Формируется матрица U (начальная база данных модели), содержащая N строк ($5 \leq k < N$) вида $<1, u_{i-1}, u_i, y_{i-1}, y_i, y_{i+1}>$.
3. Для каждой из не вошедших в базу данных экспериментальной точки $<u_{j-1}, u_j, y_{j-1}, y_j, y_{j+1}>$ формируется вектор расстояний, например, евклидовых метрик или метрик Хэмминга:

$$R = (\|x_1 - x_j\|, \|x_2 - x_j\|, \dots, \|x_N - x_j\|), \quad (12)$$

где $x_j = (u_{j-1}, u_j, y_{j-1}, y_j)^T$ – значения сигналов, относящиеся к очередной рассматриваемой точке; x_j ($j=1, 2, \dots, N$) – наборы значений этих же сигналов, уже введенных в базу данных модели; $\|\cdot\|$ – символ расстояния между векторами.

Из матрицы U отбирается k строк, наиболее близких в смысле выбранного расстояния к строке $<u_{j-1}, u_j, y_{j-1}, y_j>$. Формируются матрица F и вектор y . По соотношениям (10), (11) рассчитывается прогнозируемое значение \hat{y}_{j+1} и абсолютное значение ошибки $\Delta y_j = |y_{j+1} - \hat{y}_{j+1}|$.

4. Находится точка с некоторым номером g , ошибка для которой является наибольшей, т.е. $\Delta y_g = \max_j \Delta y_j$. Проверяется неравенство

$$\Delta y_g > d, \quad (13)$$

где d – заданная погрешность модели.

При выполнении неравенства база данных модели U пополняется путем добавления строки $<1, u_{g-1}, u_g, y_{g-1}, y_g, y_{g+1}>$. В противном случае база данных модели (матрица U) не изменяется.

5. Проверяется выполнение правила останова (в данном варианте алгоритма построение модели считается законченным, если очередной цикл перебора экспериментальных точек в соответствии с п.п. 3 и 4 не приводит к изменению базы данных модели, или в базу данных включены все экспериментальные данные). В случае его невыполнения – переход к п. 3 процедуры. При выполнении – переход к следующему пункту.

6. Конец алгоритма.

Результатом процесса построения модели нелинейного динамического объекта является сформированная база данных модели (матрица U). В итоговой матрице U (кроме, может быть, первых ее строк, относящихся к начальной матрице) соседние последовательные строки не обязательно относятся к соседним последовательным моментам времени. В процессе реализации алгоритма (АРЛАМ) параметры M и d считаются априори заданными.

В работе отмечено, что полученная таким образом аппроксимационная модель позволяет делать прогноз выхода нелинейного динамического объекта только на один интервал времени вперед, так как предполагает известными для целей прогноза реальные значения выхода объекта в предыдущие моменты времени.

В диссертации предложен алгоритм построения так называемой обобщенной модели (АПОМ), позволяющей прогнозировать выход объекта только по значениям его входного сигнала. Предполагается, что линейное динамическое звено (ЛДЗ), входящее в состав исследуемой нелинейной динамической системы, характеризуется дискретной импульсной переходной характеристикой $w(k)$, представимой в виде

$$w(t) = \sum_{j=1}^n a_j \cdot \varphi_j(t), \quad (12)$$

где $\varphi_j(t)$ - некоторые базисные функции, a_j - коэффициенты разложения.

Выбирая в качестве базисных функций

$$\left. \begin{aligned} \varphi_1(t) &= q^t \\ \varphi_2(t) &= kq^t \\ \dots \\ \varphi_j(t) &= t^{j-1} \cdot q^t, \end{aligned} \right\}, \quad (13)$$

где q в данном случае - некоторая константа; t - дискретные моменты времени, которые хорошо отображают $w(t)$ для объектов с аperiodическим и слабоколебательным характером переходного процесса.

При этом для выходного сигнала ЛДЗ можно записать:

$$z(t) = \sum_{j=1}^n a_j x_j(t), \quad (14)$$

$$x_j(t) = \sum_{i=0}^{t-1} \varphi_j(t-i-1) \cdot u(i), \quad (15)$$

а для выхода объекта в целом:

$$y(t) = \eta[z(t)]. \quad (16)$$

В предположении, что функция $\eta(z)$ является гладкой (дифференцируемой), в любой локальной области ее можно представить как

$$\eta[z(t)] = \eta(z^*) + \left. \frac{d\eta}{dz} \right|_{z=z^*} \cdot [z(t) - z^*], \quad (17)$$

где z^* - некоторая базовая точка.

При введении обозначений

$$\eta(z^*) - \left. \frac{d\eta}{dz} \right|_{z=z^*} \cdot z^* = c_0 = \text{const}, \quad \left. \frac{d\eta}{dz} \right|_{z=z^*} = \beta = \text{const}, \quad \eta[z(t)] = y_t, \quad z(t) = z_t,$$

соотношение (17) представляется в виде

$$y_t = c_0 + \beta \cdot z_t. \quad (18)$$

или, с учетом (14), в виде

$$y_i = c_0 + \beta \sum_{j=1}^n a_j x_j(t) = c_0 + \mathbf{x}_i^T \cdot \mathbf{c}_1, \quad (19)$$

где $\mathbf{c}_1^T = (\beta a_1, \beta a_2, \dots, \beta a_n)$, $\mathbf{x}_i^T = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$.

Из (19) следует, что прогнозируемое значение выхода объекта можно представить соотношением

$$\hat{y}_i = (\mathbf{l}, \mathbf{x}_i^T) \cdot \hat{\mathbf{c}}, \quad (20)$$

где в данном случае $\mathbf{c}^T = (c_0, c_1, c_2, \dots, c_n)$.

Значения вектора \mathbf{x}_i рассчитываются по известным дискретам входного сигнала по рекуррентному соотношению

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{x}_i + \mathbf{b} \cdot u_i, \quad (21)$$

где $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 2 & 1 & \dots & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 1 & n-1 & \frac{(n-1)(n-2)}{2} & \dots & 1 \end{bmatrix}$, $\mathbf{b}^T = (1, 0, 0, \dots, 0)$, $\mathbf{x}(0) = 0$.

Алгоритм построения обобщенной модели (АПОМ) нелинейного динамического объекта подобна рассмотренному выше алгоритму (АРЛАМ) за тем исключением, что вместо строк матрицы \mathbf{U} вида $\langle 1, u_{i-1}, u_i, y_{i-1}, y_i, y_{i+1} \rangle$ в рассмотрение вводятся (и используются) строки $\langle 1, x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t), y_i \rangle$.

Константа q , введенная в (13), находится исходя из априорной оценки $t_{\text{ин}}$ числа тактов переходного процесса в объекте следующим образом.

Учитывая, что из n функций $\varphi_i(t)$ базиса (13) наименее быстро "затухает" функция с наибольшим номером (т.е. $\varphi_n(t)$) и, используя определение переходного процесса (на уровне 1%, т.е. 0.01), можно записать

$$t_{\text{ин}}^{n-1} \cdot q^{t_{\text{ин}}} = 0.01, \quad (22)$$

откуда

$$q = 10^{\frac{-2-(n-1)q t_{\text{ин}}}{t_{\text{ин}}}}. \quad (23)$$

В работе рассмотрен алгоритм построения непараметрической модели нелинейного динамического объекта с упрощенным расчетом прогноза (АУРП).

Данный алгоритм целесообразно использовать, если размерность вектора \mathbf{x} велика (число его элементов, например, больше или равно 10). В этом случае процедура обращения матрицы $\mathbf{F}^T \cdot \mathbf{F}$ в (9) может привести к весьма неточным результатам. Альтернативой является расчет прогнозируемого значения \hat{y}_j по интерполяционной формуле Гаусса

$$\hat{y}_j = \frac{\sum_{r=1}^M y_r \cdot \frac{1}{\|\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_r\|^2}}{\sum_{r=1}^M \frac{1}{\|\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_r\|^2}}, \quad (24)$$

где u_i и \mathbf{x}_r – точки из базы данных модели (матрицы \mathbf{U}), являющиеся M ближайшими узлами к предъявленной точке \mathbf{x}_j .

В диссертации рассмотрен также алгоритм построения модели нелинейного динамического объекта, основанный на аппарате нечеткой (размытой) логики (АПМНЛ), который целесообразно использовать в случаях малых выборок экспери-

ментальных данных. Аппроксимация функции $\eta(\cdot)$ производится при этом следующим образом.

1. Имеющиеся данные отображаются в виде совокупности нечетких продукционных правил вида

P_j : если x_1 есть A_{j1} и x_2 есть A_{j2} и ... и x_n есть A_{jn} , то $y = y_j$, $j = 1, 2, \dots, N_3$, (25)
где $A_{j,j}$ - заданные термы с функциями принадлежности $\mu_{ji}(\sigma, x_i)$ гауссова вида

$$\mu_{ji}(\sigma, x_i) = \exp\left[-\frac{(x_i - x_{ij})^2}{2\sigma^2}\right], \quad (26)$$

где σ - параметр данных функций (отклонение).

2. Прогнозируемые значения \hat{y}_t рассчитываются в соответствии с алгоритмом нечеткого вывода Сугэно нулевого порядка с тем отличием от известного варианта данного алгоритма, что степень истинности предпосылки каждого правила находится как произведение:

$$\alpha_j = \prod_{i=1}^n \mu_{ji}(\sigma, x_{it}). \quad (27)$$

Четкое значение выходной переменной определяется с помощью дискретного варианта центроидного метода.

В работе проведено исследование точности обобщенной модели (в частности, в зависимости от числа слагаемых n в представлении (12)), а также разработана методика проверки адекватности модели по имеющимся экспериментальным данным; сформулированы требования к входному идентифицирующему сигналу.

В третьей главе приводится комплекс программ PROGН 1.0, которые включает модули, используемые для имитационного моделирования нелинейных динамических объектов, и модули, реализующие алгоритмы АРЛАМ, АПОМ, АПМНЛ, и АУРП на языке высокого уровня, и предназначенные для решения конкретных практических задач.

Используемые вычислительные средства: персональные компьютеры (ПК) класса Pentium, операционная среда - Windows 95/98, системы программирования - MathCAD 2000 PRO и DELPHI 5.

Блок-схема алгоритма функционирования разработанного комплекса программ приведена на рис.2.

Для проверки работоспособности разработанного комплекса программ PROGН 1.0. была построена имитационная модель нелинейного динамического объекта, который имитировался разностными уравнениями

$$\left. \begin{aligned} z_{t+2} &= 1.9z_{t+1} - 0.91z_t + 0.01u_t \\ y_t &= z_t + 0.6z_t^2 \end{aligned} \right\},$$

полученными при шаге дискретизации $\Delta t = 0.1$ с. Такое описание характерно для достаточно большого класса динамических объектов, содержащих нелинейности.

При построении, в соответствии с предложенным алгоритмом АПОМ (при значениях параметров $k=12$, $d=0.1$, $n=4$, $\alpha=0.6$ с⁻¹ и идентифицирующим сигналом типа дискретного белого шума $u_t \in (0,2)$) обобщенной модели динамического объекта была сформирована матрица, содержащая 6 столбцов и 18 строк.

Диагностическая проверка модели при $u(t)=1[t]$ дала результат, приведенный на рис. 3 (пунктиром обозначена кривая \hat{y}_t).

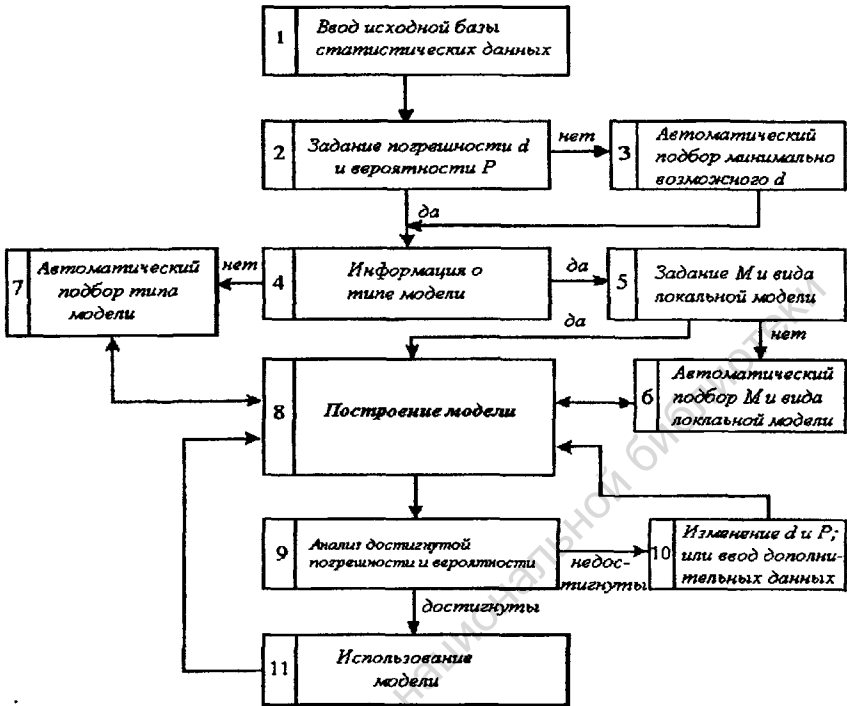
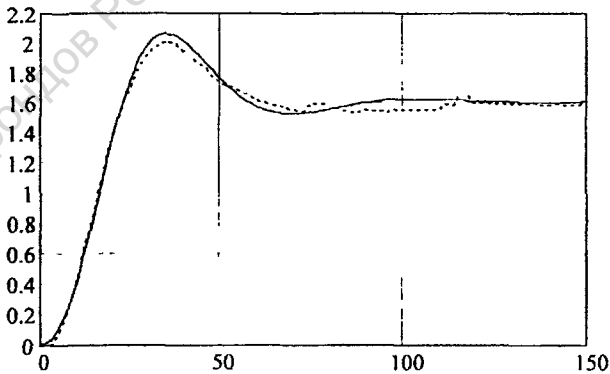


Рис. 2 Блок-схема алгоритма функционирования разработанного комплекса программ PROGN 1.0

Y_t, \hat{Y}_t



Дискретное время, t

Рис. 3. Иллюстрация применения модели нелинейного динамического объекта, построенной при помощи комплекса программ PROGN 1.0. (использовался алгоритм АПОМ)

В четвертой главе приводятся результаты практического использования комплекса программ PROGН 1.0. для решения конкретных задач.

Разработанный в рамках диссертационного исследования комплекс программ PROGН 1.0. практически используется администрацией г. Смоленска для информационной поддержки принятия решений по управлению муниципальным образованием. В данном случае город Смоленск рассматривался в качестве сложной динамической социально-экономической системы, для прогнозирования выхода которой необходимо учитывать следующие основные факторы: объём промышленного производства, инвестиции в основной капитал предприятий, относящихся к различным отраслям, и городскую инфраструктуру, демографические показатели, уровень безработицы и т.д. Исследования показали, что связи между входными и выходными характеристиками системы обычно имеют существенно нелинейный характер, что определяет эффективность применения предлагаемых алгоритмов построения непараметрических моделей динамических объектов. В диссертации приведены результаты краткого и среднесрочного прогнозирования таких социально-экономических показателей как объём капитального строительства, розничный товарооборот и размер налоговых поступлений из различных источников. Применение разработанного комплекса программ PROGН 1.0. позволило повысить степень обоснованности и оперативности принимаемых решений за счёт использования результатов прогнозирования, точность которого в среднем составила по различным показателям 3-6%.

Комплекс программ PROGН 1.0. практически используется ГУП «Облкомунэнерго» для прогнозирования выбросов вредных веществ в атмосферу в результате деятельности теплоэнергостанций, которые относятся к наиболее распространенным и мощным источникам выбросов вредных веществ. В атмосферу поступают твердые частицы (зола, сажа), оксиды серы (SO_2 и SO_3), оксиды азота (NO и NO_2). При неполном сгорании топлива в газообразных продуктах сгорания могут накапливаться оксиды углерода (CO), предельные и полициклические ароматические углеводороды и пентаокись ванадия (V_2O_5).

В настоящее время для паровых котлов большой производительности для определения выбросов применяется экспериментальный метод, основанный на инструментальных замерах концентраций вредных веществ в дымовых газах, а для котлов производительностью до 30 т/час - расчетный метод определения выбросов загрязняющих веществ.

Сложность определения некоторых коэффициентов в выражениях для расчётов выбросов оксидов азота (которые являются основными загрязняющими веществами для электростанций и котельных, сжигающих газовое топливо) привело к использованию для котлов малой мощности упрощенных выражений расчёта объёмов выбросов оксидов азота исходя из заданных значений расхода топлива и фактической нагрузки котла, коэффициенты которых определяются экспериментально для каждой установки конкретного типа. Однако обычно на практике указанные зависимости имеют более сложный вид, поэтому погрешность расчёта при использовании указанных выражений приводит к достаточно большим погрешностям (20-30%). Зависимость объёмов выбросов оксидов азота от значений расхода топлива и фактической нагрузки котла, полученная в ходе наблюдения за тепловым котлом типа ТП-20/39У, приведена на рис. 4.

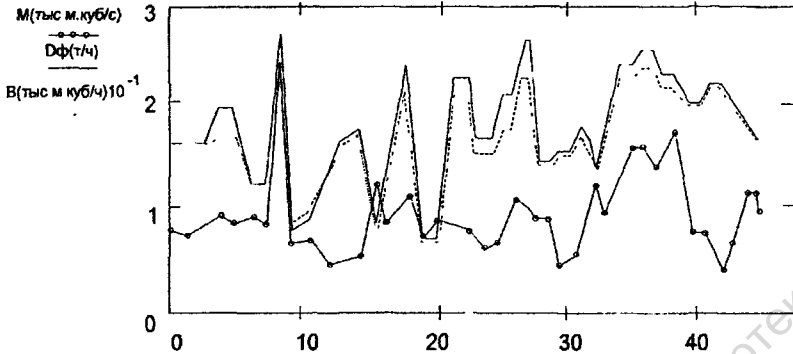


Рис.4. Графики изменения выброса оксидов азота (M), расхода топлива (B), фактической нагрузки котла (Dф) (экспериментальные и прогнозируемые значения)

Результаты применения комплекса программ PROGN 1.0 (приведены на рис.4) для решения указанной задачи показали определенные преимущества предложенных алгоритмов (погрешность снизилась до 5-7%). Комплекс программ PROGN 1.0 также практически используется для определения объемов выбросов других отравляющих веществ в процессе деятельности электроэнергетических и тепловых установок.

В диссертации показано, что применение алгоритмов построения и использования моделей, основанных на применении методов ближайших узлов, для идентификации динамических состояний теплоэнергетических станций позволяет с достаточно высокой точностью прогнозировать экологические параметры подобных систем.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

1. Проведён анализ существующих методов идентификации динамических объектов, результаты которого показали эффективность применения метода М ближайших узлов для решения задачи построения алгоритмов автоматизированной непараметрической идентификации существенно нелинейных динамических объектов.
2. Разработан алгоритм непараметрической идентификации сложных нелинейных динамических объектов на основе метода ближайших узлов, который в отличие от известных алгоритмов непараметрической идентификации использует разностную локальную зависимость входных и выходных переменных, что позволяет существенно расширить возможности применения аппроксимационных методов для идентификации динамических систем и упростить вычисления.
3. Предложен алгоритм построения обобщённой непараметрической локальной модели, основанный на использовании функций Лагерра, а также (для дискретных объектов) - функций вида полиномов, который позволяет использовать построенную модель при наличии значений только входного сигнала нелинейного динамического объекта (в дискретной или непрерывной форме), что позволяет в значительной степени повысить сходимость идентификации.
4. Разработан алгоритм построения непараметрической математической модели не-

линейного динамического объекта, использующий аппарат нечеткой логики, который за счёт использования имеющейся экспертной информации о моделируемой нелинейной динамической системе позволяет повысить точность идентификации в условиях малых выборок экспериментальных данных и обеспечить адекватность построенных непараметрических моделей.

5. Сформулированы и доказаны утверждения, позволяющие оценить точность и сходимость алгоритмов построения непараметрических математических моделей нелинейных динамических объектов, основанных на применении метода ближайших узлов. Определены условия организации процесса обучения непараметрической модели, выполнение которых позволяет гарантировать точность модели в вероятностном смысле.

6. Сформулированы требования к входному идентифицирующему сигналу для нелинейного динамического, что позволяет в значительной степени ускорить процессы построения модели и её перенастройки.

7. На основе предложенных алгоритмов, разработан комплекс программ PROGN 1.0, который может быть использован для идентификации и управления в динамике сложными техническими системами различного назначения, а также социально-экономическими объектами.

8. Разработанный комплекс программ PROGN 1.0. практически используется администрацией г. Смоленска для поддержки принятия решений по управлению городским хозяйством и ГУП «Облкомунэнерго» для прогнозирования выбросов вредных веществ теплоэлектростанций в атмосферу. Применение разработанного комплекса программ позволило повысить степень обоснованности и оперативности организационно-управленческих принимаемых решений.

Результаты диссертации опубликованы в следующих работах.

1. Дли М.И., Круглов В.В., Осокин М.В. Локально-аппроксимационные модели социально-экономических систем и процессов. – М.: Наука. Физматлит, 2000. -224 с.

2. Круглов В.В., Дли М.И., Осокин М.В. Методы идентификации существенно нелинейных динамических объектов (обзор). - М.: Деп. в ВИНТИ РАН. № 3726-В98, 1998.- 34 с.

3. Осокин М.В. Об одном подходе к непараметрической идентификации нелинейных динамических объектов // Мат. 1-й гор. науч.-практ. конф. молодых ученых и студентов г. Смоленска. - Смоленск, 1998. С. 12.

4. Круглов В.В., Осокин М.В. Опыт использования системы MATHCAD для имитационного моделирования существенно нелинейных динамических объектов // Мат. межд. конф. "Системы компьютерной математики и лингвистики". Смоленск, 2000. С. 30.

5. Осокин М.В. Идентификация существенно нелинейных динамических объектов методом локальной аппроксимации // Тез. докл. молодежной науч.-технич. конф. технических вузов центральной России. – Брянск: Изд-во Брянского государственного технического ун-та, 2000. С. 21-22.

6. Осокин М.В. Динамическая идентификация существенно нелинейных динамических объектов методом ближайших узлов// Тез. докл. обл. науч. конф. «Молодежь –21 веку. Наука, новации, технологии».- Смоленск: СФМЭИ, 2002. С. 73-74.

В работах, написанных в соавторстве, Осокину М.В. принадлежат следующие результаты.

В работе [1] Осокиным М.В. предложен дискретный вариант обобщенной модели динамического объекта, основанной на применении метода ближайших узлов; в [2] – модификация метода локальной аппроксимации для случаев малой выборки наблюдений; в [4] - результаты программной реализации предлагаемого метода моделирования.

Из фондов Российской национальной библиотеки

Из фондов Российской национальной библиотеки

Формат 60×84/16 Тир. 100 Зак. 1404/2. Печ. листов 1.1
Отпечатано в типографии ООО «Принт-Экспресс»
Лиц. ПЛД № 71-38 от 07.09.99 г.
г. Смоленск, проспект Гагарина, 21, т.: (0812) 68-32-14

2003-A

10533

№ 10533

Из фондов Российской национальной библиотеки