

Рис. 2. Доочистка зворотних вод

Висновки. Застосування алгоритмів класифікації сприяє здійсненню комплексного аналізу якості зворотних вод, що дозволяє зменшити негативний вплив підприємства на навколишнє середовище і сприяє зменшенню витрат підприємства на доочистку води та штрафи.

Список літератури

1. Правила охраны поверхностных вод (типовые положения) / [Утв. Госкомприроды СССР]. – М., 1991.
2. Постанова Кабінету Міністрів України „Про порядок розроблення і затвердження нормативів гранично допустимого скидання забруднюючих речовин

та перелік забруднюючих речовин, скидання яких нормується“ від 11 вересня 1996 р. №1100.

3. Юрьев Б.Т. Очистка сточных вод малых объектов [Текст] / – Рига: Авотс, 1983.

4. Горшков В.А. Очистка и использование сточных вод предприятий угольной промышленности [Текст] / В.А. Горшков. – М.: Недра, 1981.

Рассмотрена задача определения качества возвратных вод. Предложена математическая модель, позволяющая свести эту проблему к задаче классификации на основе интегрального критерия качества, учитывающего выбранные показатели загрязнения и степень их опасности для окружающей среды. На основе предложенной модели разработана система поддержки принятия решений по контролю качества возвратных вод и определению необходимой программы по их доочистке.

Ключевые слова: *возвратные воды, проба, классификация, распознавание образов, период водоотведения, система поддержки принятия решений*

It is considered the problem of the return water quality analysis. A mathematical model is proposed to reduce the problem to a kind of classification problem on the basis of integral criterion of quality taking into account chosen indices of pollution as well as their environmental harm. The model is used as the basis for a system to support decision making concerning return water quality control, and for their final purification required program.

Keywords: *Pond-drive, return water, test, pattern recognition, classification, decision support system*

Рекомендовано до публікації д.т.н. В.В. Слесаревим 25.06.10

УДК 681.515: 519.7: 62-52

© Герасина А.В., Корниенко В.И., 2010

А.В. Герасина, В.И. Корниенко

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ОБЪЕКТОВ УПРАВЛЕНИЯ В АСУТП РУДОПОДГОТОВКИ

A.V. Gerasina, V.I. Korniyenko

THE IDENTIFICATION OF THE CONTROLLED OBJECTS IN THE COMMUNITION PROCESSES AUTOMATED CONTROLLING SYSTEM

Разработана структура математического и программного обеспечения для решения задачи идентификации объектов управления в АСУТП рудоподготовки. Исследована точность решения задачи структурно-параметрической идентификации в АСУТП рудоподготовки при вариации типов структур и базисных функций моделей объектов управления. Полученные интеллектуальные прогнозирующие модели имеют повышенную точность, а временные затраты на идентификацию не накладывают ограничений на их применение в АСУТП рудоподготовки.

Ключевые слова: *идентификация, математическое обеспечение, структуры моделей, базисные функции*

Введение. Рудоподготовка включает процессы дробления и измельчения, которые с позиций управления представляют собой сложные динамические объекты управления (ОУ), характеризующиеся нестационар-

ностью, стохастичностью и нелинейностью (включая хаотическую динамику и фрактальную размерность) [1].

Системы управления такими процессами требуют использования имеющейся априори информации в виде математической модели ОУ, поэтому актуаль-

ной задачей на стадиях проектирования и функционирования автоматизированной системы управления технологическим процессом (АСУТП) рудоподготовки является идентификация ОУ.

Постановка задачи. АСУТП реализуется посредством информационного (ИО), математического (МО), программного (ПО), технического (ТО) и других видов обеспечений, которые представляют собой комплекс методов и средств, объединенных в соответствии со спецификой решаемых ими задач.

Поскольку процессы рудоподготовки являются сложными ОУ, то для решения задач их идентификации целесообразно применять методы систем искусственного интеллекта (нейронные сети (НС), модели с нечеткой логикой, гибридные НС и др. [2, 3]), которые обеспечивают адаптацию полученных моделей под изменяющиеся свойства ОУ и, соответственно, представляют собой эффективные средства анализа и моделирования сложных систем.

Кроме того, процессы рудоподготовки имеют различные динамические режимы [1, 4] и является целесообразным использование при их структурно-параметрической идентификации глобальных методов

оптимизации (алгоритмов прямого поиска, генетических алгоритмов, метода имитации отжига и др.).

В работе [4] предложена методика идентификации нелинейных динамических процессов рудоподготовки, включающая процедуры определение характеристик состояния ОУ и его структурно-параметрической идентификации. Эта методика позволяет идентифицировать режимы функционирования процессов рудоподготовки (от равновесия до хаоса) с позиций нелинейной динамики со снижением затрат на экспериментальные исследования по сравнению с традиционными методами.

Однако в работе [4] недостаточно исследовано влияние вариаций типа структуры и базисных функций моделей ОУ на точность идентификации его динамических режимов, а также не рассмотрена реализация методики идентификации в АСУТП рудоподготовки.

Цель статьи. Исследования точности решения задачи структурно-параметрической идентификации ОУ и его реализации в АСУТП рудоподготовки.

Решение задачи идентификации ОУ. Структура МО и ПО для решения задачи идентификации ОУ приведена на рис. 1.

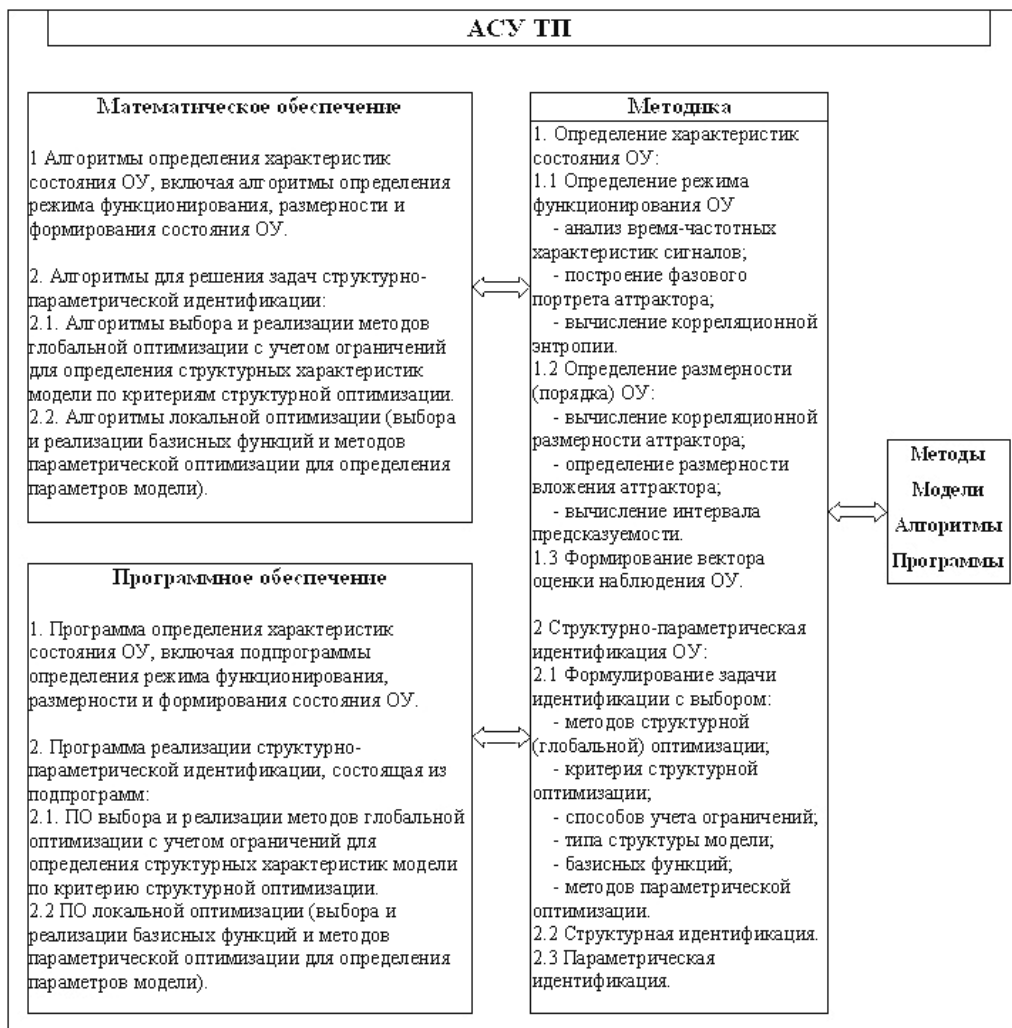


Рис. 1. Структура МО и ПО для решения задачи идентификации ОУ в АСУТП рудоподготовки

Определение характеристик состояния ОУ заключается в :

1) определении режима функционирования ОУ путем анализа время-частотных характеристик сигнала, построения фазового портрета аттрактора и вычисления корреляционной энтропии Колмогорова;

2) определении размерности d_i (порядка) ОУ путем вычисления корреляционного интервала предсказуемости (глубины прогноза), корреляционной размерности аттрактора и определения размерности вложения аттрактора в фазовое пространство (глубины памяти);

3) реконструкции модели режима функционирования путем выбора базисных функций и настройки модели, оптимальной по выбранному критерию временным реализациям.

Структурно-параметрическая идентификация ОУ заключается в:

1) идентификации структуры модели ОУ на базе композиции методов глобальной оптимизации, которые содержат генерирование структур моделей-претендентов (базисных функций) и методов локальной оптимизации для параметрического обучения базисных функций, а также селекцию лучших моделей по критериям структурной оптимизации;

2) идентификации параметров модели оптимальной структуры путем ее обучения методом локальной параметрической оптимизации по критерию регулярности на всей выборке данных.

Решение задачи идентификации выполняется в АСУТП с использованием совокупностей:

- экспериментальных и справочных данных о состоянии ОУ (ИО);
- математических методов и алгоритмов решения задачи структурно-параметрической идентификации (МО);
- системных и прикладных программ решения задачи структурно-параметрической идентификации (ПО);
- технических средств получения, обработки, отображения и хранения информации (ТО).

Структуры моделей. Одной из основных проблем при решении задачи идентификации ОУ является выбор типа структуры модели. Обычно структуру определяют, исходя из физических законов, реализуемых в системе. Однако, такая модель зачастую имеет высокую размерность, что затрудняет ее практическое использование.

Более продуктивным представляется определение структуры модели ОУ на основе наблюдений его входных и выходных переменных с использованием аппроксимаций в виде функциональных рядов Вольтерра, полиномов Колмогорова-Габора, блочно-ориентированных моделей и др. [2, 3].

В блочно-ориентированных моделях нелинейные динамические ОУ представляются путем композиции линейного динамического (ЛДБ) и нелинейного статического (НСБ) блоков, например, в виде моделей Винера, Гаммерштейна или их комбинаций.

Модель Винера содержит последовательно соединенные нелинейный статический и линейный динамический блоки (рис. 2, а), а в модели Гаммерштейна, наоборот, нелинейный блок приведен к выходу (рис. 2, б). На рисунках ЛДБ – линии задержки T , величины которых (глубина памяти) определяются размерностью входных d_i и выходных $d_{\hat{y}}$ переменных, а в качестве НСБ используются как традиционные средства (полиномы Лежандра или Колмогорова-Габора), так и интеллектуальные – НС, гибридные НС с нечеткой логикой и др. Входом моделей являются векторы наблюдений $\{z_i[k]\} \in \hat{Z}[k]$ для моментов времени k , а выходом – его прогноз на n тактов ($\hat{Y}[k+n]$).

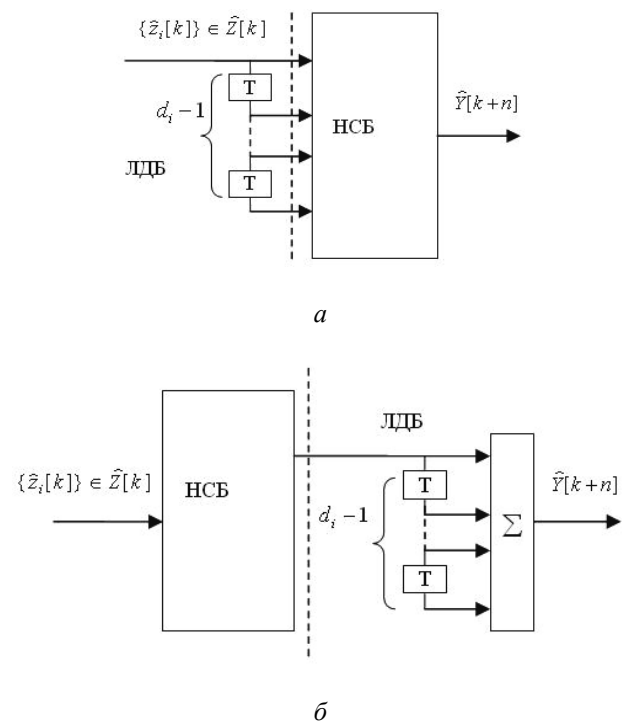


Рис. 2. Структура Винера (а) и Гаммерштейна (б) прогнозирующей модели нелинейного динамического ОУ

Модель Винера-Гаммерштейна образуется путем объединения блоков моделей Винера и Гаммерштейна, для чего вводится обратная связь (рис. 3, а).

Модель Гаммерштейна-Винера образуется последовательным соединением моделей Гаммерштейна и Винера. При этом в центре соединения оказываются два линейных динамических блока, которые объединяются в один (рис. 3, б).

Кроме моделей Винера, Гаммерштейна и их комбинаций, к блочно-ориентированным относятся также модели авторегрессии с дополнительным входным сигналом – ARX-модели [2, 3], которые описывают нелинейные структуры, используя параллельную комбинацию нелинейных и линейных блоков.

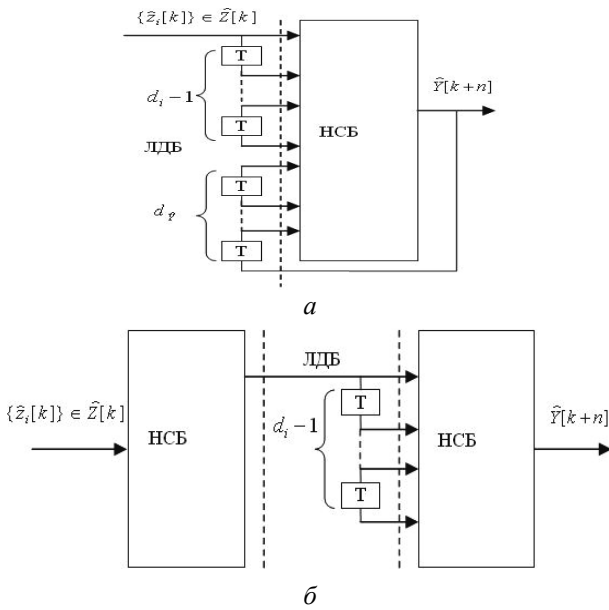


Рис. 3. Структура Винера-Гаммерштейна (а) і Гаммерштейна-Винера (б) прогнозирующих моделей нелинейного динамического ОУ

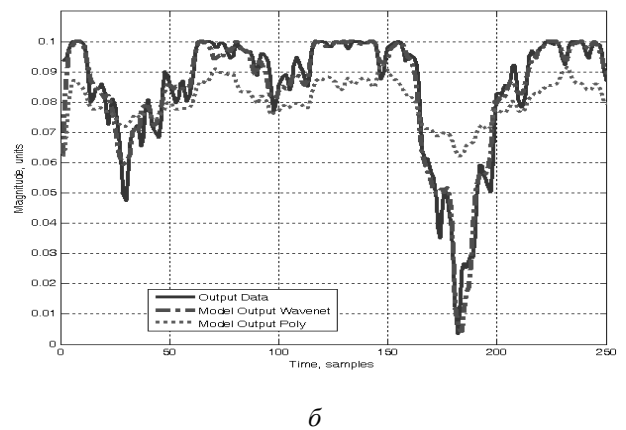
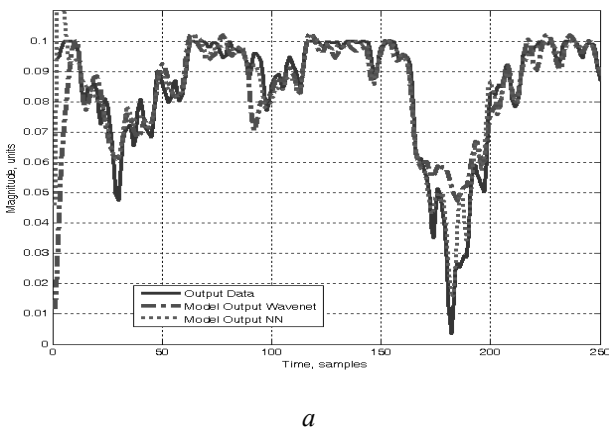


Рис. 4. Результаты идентификация ОУ в виде моделей ARX (а) и Гаммерштейна-Винера (б)

Результаты идентификации различных типов моделей с базисными функциями в виде вейвнет приведены на рис. 5.

Значения критерия ошибки ε составили: для модели Винера – 8,71% (рис. 5, а), Гаммерштейна – 18,62% (рис. 5, б), Гаммерштейна-Винера – 8,62% (рис. 5, в) и для ARX – 12,79% (рис. 5, г).

Время вычислений на компьютере с процессором Pentium IV по моделям Винера, Гаммерштейна и Гаммерштейна-Винера составляет 7-10 мс на цикл прогноза, а по ARX – 0,2 мс, что не вносит временных ограничений на применение этих моделей в АСУТП рудоподготовки.

Моделирование решения задачи структурно-параметрической идентификации выполнялось для процесса мокрого самоизмельчения [1] с помощью разработанных программ в среде Matlab [5].

В качестве критерия оценки моделей выбран критерий относительной среднеквадратической ошибки, а в качестве типов структур применялись модели Винера, Гаммерштейна, Гаммерштейна-Винера и ARX с НСБ (базисными функциями) в виде каскадной НС прямого распространения, вейвнета (НС с функциями активации в виде вейвлет) и полинома Колмогорова-Габора.

Результаты идентификации модели ARX с базисными функциями в виде вейвнета и каскадной НС приведены на рис. 4, а.

При этом значения критерия ошибки составили 12,79% для вейвнета и 8,9% для каскадной НС.

Результаты идентификации модели Гаммерштейна-Винера с базисными функциями в виде вейвнета и полинома приведены на рис. 4, б.

При этом значения критерия ошибки составили 8,62% для вейвнета и 17,34% для полинома Колмогорова-Габора.

Выводы. Установлено, что наименьшие значения критерия среднеквадратической ошибки идентификации достигаются при использовании базисных функций в виде каскадной НС или вейвнета, а в качестве структур используются модели Гаммерштейна-Винера или Винера.

Модели, построенные таким образом имеют повышенную точность, а временные затраты на реализацию не накладывают ограничений на их применение в АСУТП рудоподготовки.

Дальнейшие исследования должны быть направлены на разработку математического и программного обеспечения для решения задач структурно-параметрической идентификации ОУ в АСУТП рудоподготовки.

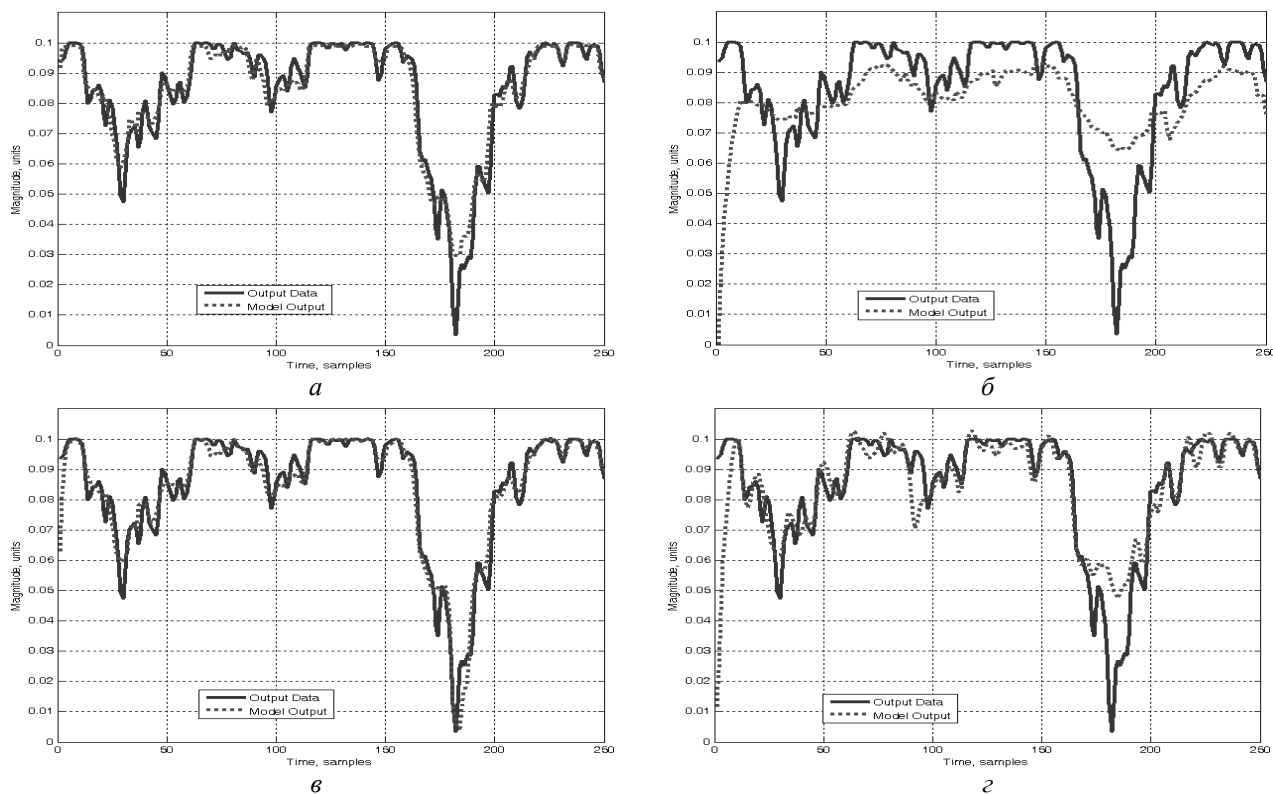


Рис. 5. Результати ідентифікації ОУ в формі моделей Вінера (а), Гаммерштейна (б), Гаммерштейна-Вінера (в) і ARX (з)

Список літератури

1. Марюта А. Н. Автоматическое управление технологическими процессами обогатительных фабрик / А.Н. Марюта, Ю.Г. Качан, В.А. Бунько – М.: Недра, 1983. – 277 с.
2. Nelles O. Nonlinear System Identification: From Classical Approaches to Neural and Fuzzy Models / O. Nelles – Berlin: Springer, 2001. – 785 p.
3. Ljung L. Identification of Nonlinear Systems / L. Ljung // Proceeding of the IEEE. – 2006. – №6. – P. 1–10.
4. Корнієнко В.І. Методика ідентифікації нелінійних процесів рудопідготовки / В.І. Корнієнко, О.В. Герасіна // Гірнична електромеханіка та автоматика: Наук.-техн. зб. – 2009. – Вип. 82. – С. 77–85.
5. Дьяконов В.П. MATLAB. Анализ, идентификация и моделирование систем. Специальный справочник / В.П. Дьяконов, В.В. Круглов – С.-Пб.: Питер, 2001. – 448 с.

Розроблено структуру математичного та програмного забезпечення для розв'язання задачі ідентифікації об'єктів керування в АСКТП рудопідготовки. Досліджена точність розв'язання задачі структурно-параметричної ідентифікації в АСКТП рудопідготовки при варіації типів структур і базисних

функцій моделей об'єктів керування. Отримано інтелектуальні прогнозуючі моделі, що мають підвищену точність, а часові витрати на ідентифікацію не накладають обмежень на їх застосування в АСКТП рудопідготовки.

Ключові слова: ідентифікація, математичне забезпечення, структури моделей, базисні функції

The software structure for decision of controlled objects identification tasks in automated controlling system of comminution processes is developed. The precision of decision of task of structural-parametric identification in automated controlling system of comminution processes with variable types of structures and base functions of controlled objects models is investigated. The received intellectual predicting models have improved accuracy. And time expenses for identification do not impose restrictions on their application in automated controlling system of comminution processes.

Keywords: identification, software, structures of models, base functions

Рекомендовано до публікації д.т.н. В.В. Слесаревим 27.07.10