

УДК 658.512.011

ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОГНОЗА НЕСТАЦИОНАРНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО РЕГУЛИРОВАНИЯ ЗНАЧЕНИЙ ПЕРЕМЕННЫХ

Жуманов И. И., Бекмуродов З. Т.

olimjondi@mail.ru; z-bekmurodov@mail.ru

Самаркандский государственный университет, 140100 Республика Узбекистан, г. Самарканд, ул. Университетская, д. 15.

Сформулирована проблема оптимизации прогноза на базе концептуальных принципов и методов многокомпонентного моделирования нестационарных объектов и синтеза вычислительных схем динамических моделей, нечетких множеств, нечеткой логики и нейронных сетей (НС). Предложен гибридный подход, основанный на методы поиска глобального и локальных экстремумов при оптимизации идентификации и обработки данных для обеспечения достоверности прогноза случайных временных рядов (СВР). Разработан метод обеспечения достоверности прогноза СВР на основе применения нейро-нечетких сетей (ННС), реализованы модифицированные вычислительные схемы структурной и параметрической идентификации, нечеткой логики, применения базы знаний (БЗ), включающих широкий набор нечетких правил взамен сложных аналитических функций и уравнений, описывающих нестационарный процесс. Реализована вычислительная схема нечеткого вывода Сугено нулевого порядка и пятислоистой НС, выполняющие функции формирования терм входных переменных, антецедентов нечетких правил, нормализации степеней выполнения правил, формирования заключений по нечетким правилам, агрегирования результатов по различным правилам. Разработан алгоритм обучения НС с определением и настройкой параметров функций принадлежности (ФП) носителя нечетких множеств, который основывается на алгоритм с обратным распространением ошибки по методам наименьших квадратов и градиентной оптимизации. Метод идентификации СВР совершенствован путем синтеза алгоритмов полиномиального нелинейного фильтра, нечетких множеств, регулирования переменных на основе нечеткой логики и нейронной сети. Разработанные алгоритмы идентификации СВР, оптимизации, регулирования и обработки данных реализованы в составе программного комплекса прогнозирования СВР и проведен сравнительный анализ их эффективности.

Ключевые слова: нестационарный объект, случайный временный ряд, структурная и параметрическая идентификация, достоверность прогноза, оптимизация, полиномиальный фильтр, нечеткая модель, нечеткая логика, нейронная сеть, нейро-нечеткая сеть, программный комплекс.

Цитирование: *Жуманов И. И., Бекмуродов З. Т.* Оптимизация прогноза нестационарных объектов на основе интеллектуального регулирования значений переменных // Проблемы вычислительной и прикладной математики. — 2018. — №3(15). — С. 111–126.

1 Актуальность темы

Методы обеспечения достоверности информации и прогноза случайных временных процессов (СВП) на основе алгоритмов интеллектуального анализа данных (ИАД) в системах мониторинга производственно-технологических, экономических,

экологических и подобных процессов позволяют спроектировать эффективный инструментарий обработки данных, применимый в условиях сильной вариации переменных, ограниченного задания первичных сведений, неопределенности, воздействия внешней среды и помех [1]. При этом используются механизмы обработки данных и регулирования переменных путем проверки принадлежности значений элементов в допустимых пределах, сравнения с эталонными характеристиками модальных объектов, базы данных (БД) и базы знаний (БЗ) [2].

При разработке методов оптимизации на основе ИАД актуальными являются результаты решения следующих задач [3, 4]:

- получение количественных и качественных показательных характеристик объектов моделирования;
- адекватная идентификация и аппроксимация СВП;
- разработка алгоритмов, основанных на извлечении и использовании скрытых свойств, особенностей, закономерностей в данных;
- создание гибридных моделей (ГМ), сочетающих возможности статистических, динамических моделей и интеллектуальных технологий, построенных на основе математического аппарата мягких вычислений;
- обработка данных объектов с нестационарными характеристиками, которые имеют сложную структуру и отличаются стохастичностью связей элементов, неоднозначностью поведения динамики, большим числом переменных, неполнотой первичной информации, разнообразием и стохастичностью воздействия внешней среды;
- оценка и контроль погрешности на всех этапах переработки информации с использованием механизмов регулирования переменных для достижения требуемой точности и достоверности прогноза СВП.

2 Основные подходы и принципы повышения достоверности прогноза СВП

В соответствии с постановкой задачи для нестационарных объектов, представляемых в виде многомерных СВП и случайных временных рядов (СВР), требуется построение методологии многокомпонентного моделирования, инструментариев стохастических, динамических моделей, нечетких множеств, нечеткой логики, нейронных сетей и синтеза аппаратов вычислений [2].

Для обеспечения качественной идентификации СВР с учетом факторов неточности, неопределенности параметров, априорной недостаточности данных предлагается гибридный подход к разработке алгоритмов идентификации, оптимизации, регулирования, позволяющий достигать высокой точности обработки данных при значительно уменьшенных материальных и временных затратах [5–9].

Проектируемые интеллектуальные технологии идентификации СВР базируются на отличающиеся между собой, дополняющие друг-друга следующие составных частях мягких вычислений, каждая из которых выполняет специфические функции:

- нечеткая логика используется для проектирования инструмента выполнения приближенных вычислений, грануляции информации, вычислений на словах;
- нейронные сети, нейро-нечеткие сети (ННС) связаны с построением алгоритмов обучения, регулированием и настройкой параметров структурных компонентов сетей для адаптации динамики объекта, оптимизации идентификации СВР и обработки данных;

- вероятностные вычисления основываются на концепции наличия неопределенности при моделировании хаотических процессов и использования уникальных свойств НС;

- стохастические вычисления используют методы синтеза, настройки и оптимизации в задачах случайного поиска на основе вероятностных моделей.

Предполагается формирование БД и БЗ, которые дают возможность проведения более эффективного поиска, идентификации, обработки данных, принятия оптимальных решений, обеспечивающих достижение требуемой точности (достоверности) прогноза СВР.

Востребованность таких результатов обосновывается большим объемом обрабатываемой информации, сложностью и большой размерностью решаемых задач идентификации, необходимостью учета наличия множества быстро меняющихся, взаимосвязанных факторов и переменных как объектов моделирования.

Исследование начинается с решения задачи формализации структуры гибридной модели (ГМ) для выбора и построения адекватной модели идентификации нестационарных объектов.

3 Описание модели СВР для повышения достоверности прогноза на основе ННС

Методы повышения точности анализа и обработки данных, а также обеспечения достоверности прогноза СВР на основе ННС требуют реализации модифицированных вычислительных схем структурной и параметрической идентификации, моделей нечеткой логики и применения базы знаний (БЗ), включающих широкий набор нечетких правил взамен сложных аналитических функций и уравнений, описывающих нестационарный процесс [5].

Формальная модель идентификации СВР в системе ИАД на основе ННС в общем виде представляется, как

$$J = F(u(t - \Delta t), w, a), \quad (1)$$

где $u(t - \Delta t)$ – параметр, получаемый для настройки процесса идентификации СВР по значениям, установленным на предыдущем шаге выполнения системы;

w – вектор неизвестных параметров и случайных возмущений;

a – вектор известных параметров.

В аналитических моделях предполагается проведение идентификации СВР исходя из определения первоначальной информации о процессе по ретроспективным данным. Когда априорные сведения о структуре и свойствах параметров СВР, которые являются необходимыми при описании функции $F(u, w, a)$ достаточны, то построение математического выражения приведенной функции (1) для разработки методов обеспечения достоверности прогноза СВР не представляет большой сложности.

Когда априорные сведения о параметрах, структуре, свойствах и законах распределения СВР недостаточны, или же вообще отсутствуют, тогда эффективным считается подход, который направлен на построение методов и алгоритмов повышения достоверности прогноза на основе использования свойств моделей нечетких логических выводов.

4 Модели нечеткой логики

В общем случае, задача обеспечения достоверности прогноза СВР сводится к поддержанию значения некоторого выходного (расчетного) параметра u технологического процесса на требуемом уровне, который зависит от закономерности поступления

входного параметра x . Нестационарные СВР для дискретизированного входного параметра x задаются последовательностью измерений от 0 до k , а для непрерывных параметров в интервале времени от 0 до T [5].

Модель описания СВР при статистическом подходе представляется дифференциальными уравнениями и функционал качества непрерывных входных параметров представляется в виде

$$u = \int_0^T (x(t) - g)^2 dt \rightarrow \min. \quad (2)$$

Отметим, что существует бесконечное множество вариантов достижения x уровня g , однако в поставленной задаче оптимизации (2) для упрощения процессов поиска локальных и глобального минимума предлагаются следующие варианты построения условий контроля достоверности прогноза СВР.

Вариант 1. Набор условий записывается в виде:

1. Если $x < g$, то $u = 1$.
2. Если $x = g$, то $u = v/k$.
3. Если $x > g$, то $u = 0$.

Однако, при этих условиях не учитывается дискретизации времени и изменения x , когда его значение превышает требуемый уровень g . Как следствие этого, может возникнуть режим скачкообразного изменения параметра x , а следовательно искажение прогноза. При этом условие 2 недостоверно и требуется его регулировка.

Для устранения недостатков условий варианта 1 предлагаются следующие условия в терминах нечетких множеств.

Вариант 2. Условия имеют вид:

1. Если $x = \text{«меньше } g\text{»}$, то $u = \text{«около } 1\text{»}$.
2. Если $x = \text{«}g\text{»}$, то $u = \text{«около } v/k\text{»}$.
3. Если $x = \text{«больше } g\text{»}$, то $u = \text{«около } 0\text{»}$.

Введение нечеткого моделирования обуславливается еще тем, что методы моделирования на основе статистических подходов не учитывают сложные нелинейности, погрешности измерения параметров, искажений информации, временные запаздывания в реальной динамике нестационарных объектов. Кроме того, когда требуется учет динамических свойств параметров объекта, моделирование приводит к сложным алгоритмам анализа и обработки данных. В этих условиях алгоритмы с нечеткими правилами успешно выполняют задачи обеспечения точности анализа и обработки данных, а также повышения достоверности прогноза СВР за счет использования уникальных свойств самоадаптации, самоорганизации и аппроксимации [6].

Приведенный вариант (2) условий контроля достоверности прогноза по моделям Сугено задается набором нечетких правил вида:

$$R_r: \text{Если } \bigcap_{i=1}^m (x_i = a_{ir}), \text{ то } u = b_{0r} + \sum_{i=1}^n b_{ir}x_i,$$

где m – количество нечетких правил $r = 1, 2, \dots, m$;

a_{ir} – нечеткий терм с функцией принадлежности (ФП) μ_{ir} для лингвистической оценки переменной x_i в правиле r ($r = 1, 2, \dots, m$; $i = 0, 1, \dots, n$);

b_{0r} – действительные числа в заключении в правиле r .

Модель Мамдани задается набором нечетких правил следующего вида:

$$R_r: \text{Если } \bigcap_{i=1}^m (x_i = a_{ir}), \text{ то } u = b_j,$$

где b_j – нечеткий терм с ФП η_j , применяемый для лингвистической оценки переменной u в правиле j ($j = 1, 2, \dots, k$; $k \leq n$).

5 Алгоритм обучения ННС для идентификации СВР

Решение конкретной задачи идентификации СВР требует проектирования структуры ННС, которая будет состоять из входного (нулевого) слоя с внешними n -признаками и последующих k -слоев, где каждый слой имеет m -узлов. Выходы узлов слоя образуют внутренние признаки для следующего слоя. В качестве узла выступает заданное количество входов d [7].

В исследуемой системе ИАД на основе ННС реализуются модель нечеткого логического вывода Сугено нулевого порядка и НС с пяти слоями, которые выполняют следующие функции: первый слой формирует термы входных переменных; второй слой формирует antecedentes (посылки) нечетких правил; третий слой производит нормализацию степеней выполнения правил; четвертый слой формирует заключения правил; пятый слой производит агрегирование результата, полученного по различным правилам.

Обучение НС с определением и настройкой параметров ФП производится с обратным распространением ошибки по гибридной модели, которая представляет собой комбинацию метода наименьших квадратов и градиентного метода. Первоначально для выполнения алгоритма осуществляется преобразование множества данных

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_p] \quad (3)$$

на множество

$$Z = [z_1, z_2, \dots, z_p], \quad (4)$$

представляемое в диапазоне $(-1, 1)$ с равномерным законом распределения.

На следующем этапе реализуется алгоритм нормировки входных данных, включающий следующие шаги.

Шаг 1. Определяются среднее значение и стандартное отклонение множества (3):

$$\bar{x} = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p x_i; \quad (5)$$

$$\sigma = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (x_i - \bar{x})^2, \quad (6)$$

где p – число измерений СВР;

x_i – входная переменная ($i = \overline{1..p}$);

\bar{x} – среднее значение;

σ – стандартное отклонение входной переменной.

Шаг 2. Нормировка множества (4) осуществляется по функции:

$$z_i = \frac{2}{1 + \exp[-K(x_i - \bar{x})]} - 1 \quad (7)$$

где K – настраиваемый коэффициент нормировки;

z – преобразованная переменная.

Шаг 3. Определяется энтропия полученного множества по формуле К. Шеннона:

$$H(Z) = - \sum_{j=1}^h P_j(z) \log P_j(z), \quad (8)$$

где h – количество вариантов в вариационном ряде;

$P_j(z) = a_j/a$ – частота встречаемости переменной z в множестве;

a_j – количество измерений, включенные в обучающую выборку;

a – общее количество измерений.

Шаг 4. Коэффициент $K := K + 0,01$ наращивается и пересчитываются шаги 2 и 3 до тех пор, пока функционал (8) растет.

Принадлежность преобразованного множества диапазону $(-1,1)$ гарантируется функцией (7), а равномерность закона распределения обеспечивается поиском коэффициента K по функционалу (8).

Следующим этапом обучения НС является запуск алгоритма определения рационального размера обучающей выборки и архитектуры НС. Алгоритм представляется в следующих шагах.

Шаг 1. Определяется рациональный размер обучающей выборки данных по формуле

$$p \approx [2^d(4d + 1)]^2/d, \quad (9)$$

где p – количество измерений в обучающей выборке;

d – размер вектора измерений, подаваемых на обучение.

Шаг 2. Определяются число и значения узлов в слоях ННС, когда $t_k \leq 0$ и $m_k = 1$ по системе:

$$\begin{cases} m_1 = (m_0 - t_1)/d, \\ m_2 = (m_1 + t_1 - t_2)/d, \\ m_3 = (m_2 + t_2 - t_3)/d, \\ \vdots \\ m_k = (m_{k-1} + t_{k-1} - t_k)/d. \end{cases} \quad (10)$$

$$M = [m_1, m_2, \dots, m_k],$$

где k – число слоев сети;

m_k – количество узлов в k -слое, округленное до меньшего целого числа от деления m_{k-1}/d ;

$t = m_{k-1} - d \cdot m_k$ – остаток от деления, определяющий количество незадействованных признаков в k -слое и переходящих на следующий слой $m_0 = n$.

Шаг 3. Для j узла l слоя формируется обучающая выборка:

$$y_i = [x_1, x_2, \dots, x_d]_{l,j,i}, l = \overline{1..k}, j = \overline{1..m_l}, i = \overline{1..p}. \quad (11)$$

Обучающие выборки формируются по следующим правилам.

Правило 1. Признаки (внешние или внутренние) объединяются в группы по минимальной энтропии:

$$I(x) = \log(N_{x_1} \cdot N_{x_2} \cdot \dots \cdot N_{x_d} / N_{x_1, x_2, \dots, x_d}) \quad (12)$$

где $N_{x_1} \cdot N_{x_2} \cdot \dots \cdot N_{x_d}$ – количество промежутков со свойством квазистационарности СВР;

N_{x_1, x_2, \dots, x_d} – количество измерений в разделенных сегментах СВР, в которых содержатся точки с координатами x_1, x_2, \dots, x_d .

Правило 2. Каждый признак (внешний или внутренний) используется только в одной группе и только один раз.

Правило 3. Признаки (внешние или внутренние), не вошедшие в группу в верхнем слое, участвуют в соревновании на образования группы в нижних слоях.

Шаг 4. j узел l слоя возвращает обучающие выборки при обучении НС.

Шаг 5. Аналогично шагам 3 и 4 формируются узлы последующих слоев ННС. При этом учитывается, что выходы узлов предыдущего слоя являются внутренними признаками и участвуют в формировании обучающих наборов (групп) для последующих слоев.

Шаг 6. Производится агрегированный расчет значений выходных узлов последнего слоя ННС. Работа сети оценивается по оценкам ФП выходов на последнем слое.

Отметим, что при выработке решений в разработанных алгоритмах используются эвристические приемы подтверждения или опровержения гипотез о достоверности прогноза на основе статистических исследований, знания экспертов, статистические критерии оценки расчета прогнозных показателей, а также процедура сравнения расчетов, выполненных в вычислительных схемах компонентов ННС с заданными параметрами.

В работе получены результаты идентификации некоторого условного технологического показателя, при котором протестированы реализованные алгоритмы обучения НС на базе моделей Сугено и Мамдани. Определено, что оптимальное значение функционала качества идентификации без применения нечетких правил равно 275; для нечеткой модели Сугено – 675 и для нечеткой модели Мамдани – 650. Модель Сугено дает наилучший результат при расчете достоверности прогноза условного СВР.

Результаты тестирования вычислительных схем сети показывают, что проблемой обучения НС остается возможная «зашумленность» обучающих данных. Реализованные методы обучения НС создают возможность для автоматической коррекции параметров модели СВР и получаются более точные результаты анализа и обработки информации при сильных вариациях статистических параметров и нестационарных свойствах СВР. Спроектированная ННС сохраняет прозрачность логического вывода, а достоверность прогноза достигается изменением лишь только порогового значения параметра x путем настройки с учетом динамики технологического показателя.

6 Формализация структуры гибридной модели нестационарных объектов

ГМ объекта включает r переключений в звеньях S_i , которые направлены на достижение глобальной и локальных целей [10]

$$S = \bigcup_r S_i \quad (13)$$

где $S_i = \langle G, X, U, Y, W \rangle$ – кортежи локальной модели (ЛМ);

g_i – вектор состояний i -го звена $g_i \in G$ ЛМ;

x_i – вектор входов $x_i \in X$ ЛМ;

u_i – вектор управляющих воздействий $u_i \in U$ ЛМ;

y_i – вектор выходов $y_i \in Y$ ЛМ;

w – вектор неуправляемых возмущений $w \in W$ на входе ЛМ;

В общем виде функционирование ГМ представляется как

$$S : (X(V_k)) \rightarrow (G) \rightarrow (Y). \quad (14)$$

Описание каждой ЛМ производится по набору принятых r_{ik} входных и выходных переменных

$$L_i = [Ti(u), U_i],$$

где $T_i(u)$ – набор переменных внешней среды, определяемых степенью принадлежности элементов к множеству универсума U .

Определение выхода ЛМ связано с заданием набора Q

$$Q = \{a_{jn}(x_{k-1}), b_{jm}(g_{k-1}), c_j(y_{k-1})\}.$$

Оценки выхода ЛМ представляются как

$$Q : U_i = \arg \text{extr } Q(y_i | y_j, j = 1, n). \quad (15)$$

Воздействие внешней среды g_j приводит к изменению переменных ЛМ $u_j \in U$, j -го звена, в результате чего меняются значения выхода y_j .

Для оптимизации принятия решений учитываются следующие условия:

- из множества возможностей $U = \{U_k\}$ выбирается такое, которое обеспечивает переключение из X^{B5} : текущего состояния в $X^{>?B}$ оптимальное состояние;
- полученное решение должно способствовать достижению

$$Q(U) \rightarrow \text{extr}, \quad (16)$$

где Q – множество оценок по вектору переменных $\{Y, U\}$;

- выбранные переменные ГМ должны обеспечивать максимизацию целевого функционала Q при заданных ресурсах, т.е. возможностях U ;
- регулирование значений элементов входной информации X_i ($i = \overline{1, n}$) должно оптимизировать идентификацию СВР в реальных ситуациях;
- качество принятого решения оценивается по каждой ЛМ, т.е.

$$Q(y, u) = q_1(y, u), q_2(y, u), \dots, q_e(y, u); \quad (17)$$

- оптимизация производится в соответствии с функционалом

$$U^{opt} = \arg \min_{u \in U} Q(y, u). \quad (18)$$

Результаты формализации структуры гибридной модели позволяют предложить метод оптимизации идентификации и прогноза СВР, который основывается на использовании полиномиального нелинейного фильтра с математическим выражением рекуррентного регулирования значений переменных ГМ [11–14].

7 Метод оптимизации идентификации и прогноза СВР на основе полиномиальной нелинейной фильтрации и механизма рекуррентного регулирования

Методы линейной фильтрации с успехом используются в различных системах идентификации и аппроксимации СВП и в существующих работах указаны их недостатки и пути преодоления этих недостатков [15, 16]. Причем, существует класс нелинейных фильтров, в частности, методы полиномиальной фильтрации, которые дают весьма эффективные инструменты идентификации СВР. Оптимальные нелинейные фильтры характеризуются многомерным, конечным дискретным рядом типа Вольтера.

В общем случае цифровой полиномиальный фильтр Вольтера определяется как

$$\begin{aligned} y_m(n) &= H_m[x(n)] = \\ &= \sum_{n_1, \dots} \dots \sum_{n_m \in R_r} h_m(n_1, \dots, n_m) \prod_{j=1}^m x(n - n_j) \end{aligned} \quad (19)$$

где r – размерность полинома;

M – порядок полинома;

$n_j = [n_{j1}, \dots, n_{jr}]$ – некоторая опорная область, представляющая r -мерную решетку $R_r = \{(n_{j1}, \dots, n_{jr}) : 0 \leq n_{ji} \leq N_i - 1; i = 1, \dots, r\}$;

$h_m(n_1, \dots, n_m)$ – многомерное ядро фильтра, зависящее от векторных аргументов n_j .

Предлагается методика представления полиномиальных фильтров в эквивалентной матричной форме, которая получается лексикографическим упорядочиванием элементов опорной области R_r . В таком случае многомерный полиномиальный фильтр задается $L_M \times 1$ вектором коэффициентов

$$h^T = [h_0 | h_1^T | h_2^T | \dots | h_M^T], \quad (20)$$

составленным из векторов h_m^T , соответствующих различным составляющим фильтра, содержащим уникальные коэффициенты

$$L_M = \sum_{m=0}^M C_{N+m-1}^m = C_{N+M}^M,$$

где C_n^m – число сочетаний.

Для повышения качества идентификации рассматриваемый метод синтезирует алгоритм сегментирования контура СВР.

При этом многомерный полиномиальный фильтр, линейный относительно h и содержащий L_M коэффициентов представляется в следующей упрощенной форме

$$y(n) = h^T \chi_n, \quad (21)$$

где $\chi_n^T = [1 | x_n^T | (x_n^{(2)})^T | \dots | (x_n^{(M)})^T]$ – вектор произведений входов, формируемый по строке X - матрице входных переменных, т.е.

$$X = \begin{bmatrix} \chi_1^T \\ \vdots \\ \chi_I^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_1^T & (x_1^{(2)})^T & \dots & (x_1^{(M)})^T \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_I^T & (x_I^{(2)})^T & \dots & (x_I^{(M)})^T \end{bmatrix}.$$

Предлагается критерий минимальной среднеквадратической погрешности идентификации СВР, который требует задания следующей системы уравнений

$$Xh = y. \quad (22)$$

Вектор y выхода ГМ задается в матричной форме

$$y = Xh,$$

где h – вектор коэффициентов модели;

χ_i^T – строки матрицы входных переменных, $i = 1, \dots, I$.

Уравнение (22) решается путем учета вектора входных воздействий и характера динамики изменений переменных на входе ГМ. Для этого оно дополняется уравнением динамики в виде:

$$y_k = X_k h_k + e_k, \text{ при } k \geq s;$$

$$h_k = h_{k-1} + \zeta_k.$$

Решение уравнения динамики, связано с определением статистических характеристик путем применения метода наименьших взвешенных квадратов, которые дают оценки вектора коэффициентов \tilde{h}_{k+1} .

Для случая вырожденной матрицы данных W_{k+1} получены оценки вектора этих коэффициентов в виде

$$\tilde{h}_{k+1} = \Omega_{k+1}^{(1)} \hat{h}_k + \Omega_{k+1}^{(2)} y_{k+1}. \quad (23)$$

Вектора коэффициентов \tilde{h}_{k+1} вычислены для полиномиального нелинейного фильтра, которые служат в качестве инструмента идентификации СВР с регулированием переменных ГМ. Причем, полиномиальные фильтры идентификации СВР обладают большой чувствительностью к изменениям значений переменных входных воздействий в расширенном диапазоне.

Получено выражение для построения механизма рекуррентного регулирования значений переменных ГМ. Однако, реализация такого вычислительного процесса связана с много итеративными алгоритмами поиска локальных экстремумов и функционал среднеквадратической погрешности идентификации минимизируется при много ресурсных ограничениях.

Для совершенствования и развития методов идентификации сложного нестационарного объекта предлагается подход, в котором синтезируются полиномиальный нелинейный фильтр, модели нечетких множеств и нечеткой логики, а также используются инструменты регулирования значений переменных [17].

8 Метод оптимизации нечеткой идентификации с регулированием значений переменных ГМ

Сформированная БЗ нечетких правил, учитывая сложившуюся текущую ситуацию, способствует выбору действий, обеспечивающих необходимое качество идентификации, регулирование переменных в условиях недостаточности первичных сведений, вариации и неопределенности параметров внешней среды.

Особенностью решаемой задачи оптимизации является включение нечеткого регулятора на выходе ГМ $y(s)$, который основывается на правила сравнения результатов расчета со значением характеристик заданного модального примера $g(s)$.

Механизм нечеткого регулятора вырабатывает значения параметра рассогласования $e(s)^*$, которые масштабируются с коэффициентом k_e и представляются в дифференциатор P .

Выход дифференциатора умножается на коэффициент k_e^* .

Значения параметров рассогласования $e(s)^*$ и производной $e^*(s)^*$ от этого параметра по вычислительной схеме фаззификации преобразуются в лингвистические термы в виде нечетких входных переменных.

Нечеткие термы переменных $e(s)^*$, $e^*(s)^*$ поступают в БЗ, формируются таблицы для лингвистических преобразований (ТЛП) и адаптации (ТЛПА).

Масштабирующие коэффициенты k_e , k_e^* , k_u являются параметрами универсальных нечетких множеств E , E^* и U , для которых определяются коэффициенты принадлежности элементов нечетких переменных $e(s)_1^*$, $e^*(s)_1^*$, $u(s)_1^*$. Механизм регулирования основывается на правила нечетких выводов, которые представляются в виде:

- «Если $(e(s) \text{ } 5ABL \text{ } e(s)_1^*)$ И $(e(s)^* \text{ } 5ABL \text{ } e^*(s)_1^*)$, ТО $(u(s) \text{ } 5ABL \text{ } u(s)_1^*)$ »,

где $e(s)$, $e(s)^*$, $u(s)$, $e(s)_1^*$, $e^*(s)_1^*$, $u(s)_1^*$ – лингвистические переменные;

- «ЕСЛИ ошибка e^* » положительно большая (ПБ), и скорость изменения ошибки e^* ПБ, то контролируемый процесс считается удовлетворительным и настройка переменной не нужна;

- «ЕСЛИ ошибка e^* » положительно малая (ПМ), и скорость изменения ошибки e^* ПБ, то контролируемый процесс считается неудовлетворительным и необходима отрицательно средняя (ОС) для настройки u^a .

Описание реакции нечетких правил представляется, как

$$R_k^a = E_i \times E_j \times U_e^a, i = \overline{1, n_1}, j = \overline{1, n}, e = \overline{1, n}, k = \overline{1, n},$$

где E_i, E_j, U_e^a – соответственно, нечеткие множества для следующих параметров: ошибки идентификации $e(s)$, скорости изменения ошибки $e(s)^*$ и настройки переменных $u(s)$.

Формируются матрицы нечетких отношений:

$$R^a = R_1^a \vee R_2^a \vee \dots \vee R_k^a \vee \dots \vee R_n^a. \quad (24)$$

Матрицы R^a используются для регулирования значений элементов входных СВР путем проверки принадлежности значений выходной переменной в пределы допустимых границ. Регулирующие воздействия вырабатываются в следующих случаях:

NB – отрицательно большая; NS – отрицательно средняя; NM – отрицательно малая; Z – нулевая; PM – положительно малая; PS – положительно средняя; PE – положительная большая.

Оптимизация значения выходной переменной ГМ производится путем выбора типа функций принадлежности, их границ, интервалов носителя нечетких множеств лингвистических терм. Определяется размер БЗ, рациональный набор нечетких правил. Считается, что чем больше количество правил, тем успешнее будет значение выходной переменной, а следовательно точность прогноза СВР.

Эффективность корректирующих воздействий нечетких правил определяет тензор

$$R_{n-k} = E_{n-k} \times E_{n-k}^* \times U_{n-k}, \quad (25)$$

где $E_{n-k} = \bar{F}\{e_{n-k}\}$, $E_{n-k}^* = F\{e_{n-k}^*\}$, $U_{n-k} = F\{u_{n-k}\}$;

n – индекс текущего времени;

k – определяется из динамики объекта;

\bar{F} – оператор перехода от четкой переменной к нечеткой.

Неудовлетворительные реакции нечетких правил составляет тензор:

$$R_n^a = E_n \times E_n^* \times U_n^a. \quad (26)$$

Неудовлетворительные нечеткие правила заменяются новыми, скорректированными правилами.

Набор предпочтительных нечетких правил составляет тензор

$$R^i = E_{n-k} \times E_{n-k}^* \times U^H, \quad (27)$$

где $U^H = F\{u_{n-k} + u_n^a\}$.

Замена неудовлетворительных правил выполняется оператором

$$u^0 = u_n + u_n^a, \quad (28)$$

где $u_n = D\{U_n\}$, $u_n^a = D\{U_n^a\}$;

D – оператор дефаззификации.

Разработан и реализован программно-алгоритмический комплекс идентификации и обработки данных нестационарных объектов на основе ГМ, функционирование, которого определяется следующими кортежами:

ES – среда функционирования ГМ объекта;

IS – правила извлечения и использования свойств объекта;

IK – правила классификации объекта по признакам и характеристикам;

IM – правила выбора адекватных компонентов в структуре ГМ;

G – правила учета состояний и условий функционирования ГМ;

X – входы ГМ;

Y – выходы ГМ;

U – регулирующие воздействия на значения переменных ГМ;

W – неуправляемые возмущения на входе модели;

Q – критерии оценки качества функционирования ГМ;

P – связи между компонентами ГМ на уровне элементов и звеньев.

Алгоритмы регулирования значений переменных ГМ с помощью полученных рекуррентных выражений функционируют с шагом запаздывания $g(s) = 2, 5$.

В качестве нечетких выводов использованы модели Мамдани и Сугено. Для нечеткой идентификации СВР БЗ содержит набор из 49 нечетких правил.

Результаты сравнительного анализа эффективности разработанных алгоритмов идентификации СВР, оптимизации, регулирования и обработки данных в составе программного комплекса даны в табл. 1.

Таблица 1 Качество алгоритмов идентификации СВР с регулированием переменных

Показатели алгоритмов	Механизмы регулирования	
	РМ	НР
T_p, c	85	38
$g_1(t)$	4,5	3

На рис. 1. а) и б) графически проиллюстрированы результаты анализа эффективности алгоритма с рекуррентными моделями (РМ) (линия 1) и алгоритма с нечеткими регуляторами (НР) (линия 2) по функции относительной среднеквадратической погрешности идентификации СВР в зависимости от числа итерации.

Как видно из графиков, функция погрешностей алгоритма с НР имеет локальные экстремумы в точках ($T_p = 15$ и $T_p = 32$), в то же время функция погрешности алгоритма с РМ имеет затухающий характер. В точках ($T_p = 10$ и $T_p = 20$) показатели качества работы алгоритма с НР демонстрирует лучшие характеристики по сравнению с алгоритмом с РМ. А в точках ($T_p = 22$ и $T_p = 40$) алгоритмы с НР оказываются чувствительнее к изменениям в структуре объекта в значительном диапазоне.

На рис. 1. б) интересно заметить, что в случае включения в структуру алгоритма процедуры запаздывания начиная с $T_p = 40$ и $T_p = 55$ эффективность алгоритма с НР достигает предельного значения.

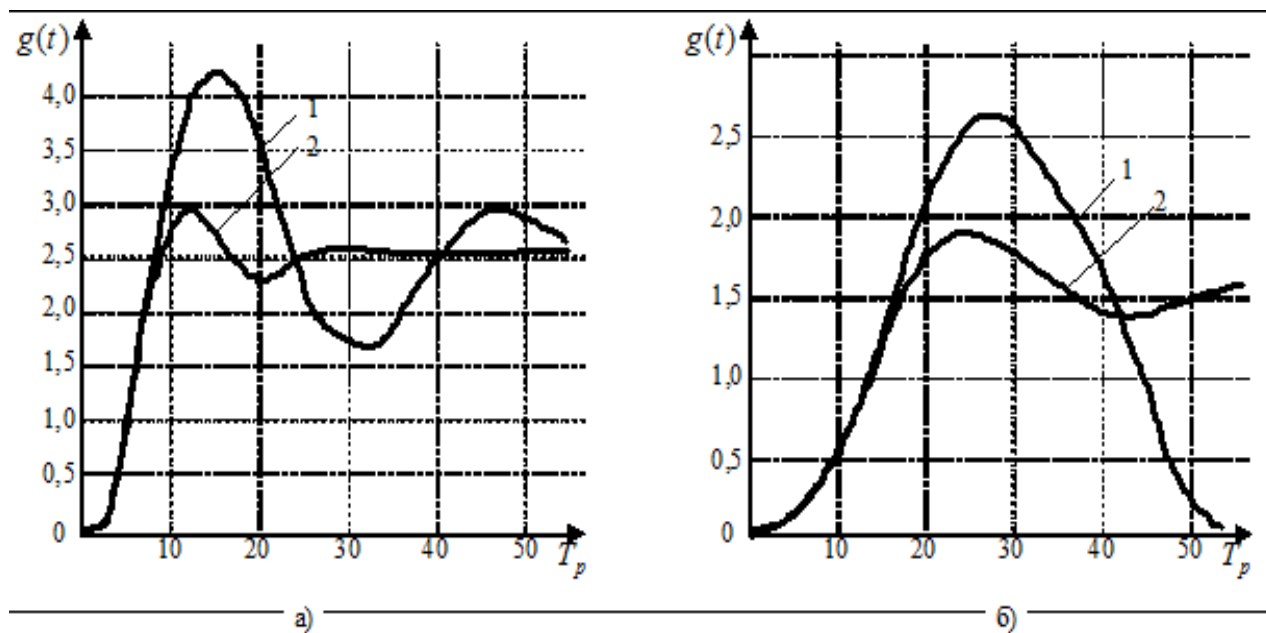


Рис. 1 Эффективность алгоритмов: а) без звена запаздывания, б) со звеном запаздывания.

9 Заключение

Таким образом, построенный алгоритм идентификации СВР с нечетким регулятором на основе нечеткой логики обладает способностью обеспечивать более высокие качества по сравнению с алгоритмами, построенными на основе полиномиальных моделей с рекуррентными механизмами регулирования. В условиях стационарности процесса оба алгоритма с регуляторами переменных демонстрируют хорошие характеристики. Алгоритм с НР при нестационарном процессе дает удовлетворительные значения показателей, имеет большое преимущество по сравнению с алгоритмом с регуляторами по РМ. Эффективную коррекцию параметров на изменения внешних воздействий осуществляют механизмы, использующие БЗ нечетких правил. Достоверность результатов исследований проверялась имитационным экспериментом в среде пакета MATLAB.

Литература

- [1] Колесников А. В., Кириков И. А. Методология и технология решения сложных задач методами функциональных гибридных интеллектуальных систем. — М.: ИПИ РАН, 2007. 387 с.
- [2] Аверкин А. Н., Беленький А. Г. Иерархические интеллектуальные системы поддержки принятия решений в сложно структурированных областях с использованием экспертной информации. // Интеллектуальные системы, Том 11, выпуск 1-4, -М., 2007. - с. 5-20.
- [3] Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект: современный подход. // —М.: Вильямс, 2006. 1408 с.
- [4] Усков А. А., Кузьмин А. В. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика. —М.: Горячая линия - Телеком, 2004. 143 с.
- [5] Милов В. Р., Баранов В. Г., Бажанов Ю. С., Утробин В. А. Распознавание образов и обработка изображений в информационно-аналитических системах. —М.: Радиотехника, 2014. 144 с.
- [6] Рутковский Л. Методы и технологии искусственного интеллекта. —М.: Горячая линия - Телеком, 2010. 520 с.

- [7] *Савченко А. В.* Статистическое распознавание образов на основе вероятностной нейронной сети с проверкой однородности // Искусственный интеллект и принятие решений., 2013. №4. С. 45–56.
- [8] *Савченко А. В., Милов В. Р.* Нейросетевые методы распознавания кусочно-однородных объектов // Нейрокомпьютеры: разработка, применение., 2014. №11. С. 10–20.
- [9] *Галушкин А. И.* Теория нейронных сетей. —М.: ИПРЖР, 2000. 415 с.
- [10] *Jumanov I. I., Bekmurodov Z. T.* Algorithms of properties extraction and informative attributes selection on the basis of mellin transformation and parallel calculations, // Всемирная конференция «Интеллектуальные системы для индустриальной автоматизации» - WCIS-2016, Ташкент, 2016. С. 77–81.
- [11] *Mathews V. J., Sicuranza G. L.* Polynomial signal processing, // A. Wiley-Interscience publication, 2000. p. 452.
- [12] *Садылов Р. Х., Дудкин А. А.* Обработка изображений и идентификация объектов в системах технического зрения // Искусственный интеллект, 2006. №3. С. 634–643.
- [13] *Терехов В. А., Ефимов Д. В., Тюкин И. Ю.* Нейросетевые системы управления. — М.: ИПРЖР, 2002. 480 с.
- [14] *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр. —М.: ООО "И.Д.Вильямс 2006. 1104 с.
- [15] *Леондеса К. Т.* Фильтрация и стохастическое управление в динамических системах / —М.: Мир, 1980. -407 с.
- [16] *Синицын И. Н.* Фильтры Калмана и Пугачева / —Изд-во: Логос, 2006. -640 с.
- [17] *Жуманов И. И., Бекмуродов З. Т.* Повышение точности обработки данных нестационарных объектов на основе оптимизации набора параметров гибридной модели идентификации, // XII Международная Азиатская школа-семинар «Проблемы оптимизации сложных систем», Новосибирск, 2016. С. 192–201.

Поступила в редакцию 23.04.2018

UDC 658.512.011

OPTIMIZATION OF NON-STATIONARY OBJECTS FORECAST ON THE BASIS OF INTELLECTUAL REGULATION OF VARIABLES VALUES

Jumanov I. I., Bekmurodov Z. T.

olimjondi@mail.ru; z-bekmurodov@mail.ru

Samarkand State University, 15, University Str., Samarkand City, Republic of Uzbekistan,
140100.

The problem is formulated for forecast optimization on the basis of conceptual principles and techniques of multicomponent modeling of non-stationary objects and synthesis of computing schemes of dynamic models, fuzzy sets, fuzzy logic and neural networks (NN). A hybrid approach based on methods of searching for global and local extremes during optimization of identification and processing of data to ensure the reliability of forecast of random time series (RTS) is proposed. Methods is developed to ensure the reliability of RTS forecast on the basis of application of neural-fuzzy networks (NFN), modified computational schemes of structural and parametric identification, fuzzy logic,

using of knowledge base (KB) including a wide set of fuzzy rules instead of complex analytical functions and equations describing nonstationary process. Implemented computational scheme of fuzzy inference Sugeno of zero level and five-layered NN have functions of forming the term of input variables, antecedents of fuzzy rules, normalization degrees rule execution, forming conclusions of fuzzy rules, aggregation of results obtained by different rules. NN training algorithm is designed for defining and setting the parameters of belonging functions (BF) of fuzzy sets carrier, which is based on an algorithm to reverse the spread of least squares and gradient optimization mistakes. The method of OTS identification is improved by synthesizing the algorithms of polynomial nonlinear filter, fuzzy sets, regulation of variables based on fuzzy logic and neural network. The developed algorithms for OTS identification, data optimization, regulation and processing were implemented as part of the software complex for OTS forecasting and comparative analysis of their effectiveness are carried out.

Keywords: nonstationary object, random time series, structural and parametric identification, forecast reliability, optimization, polynomial filter, fuzzy model, fuzzy logic, neural network, neural-fuzzy network, software complex.

Citation: Jumanov I. I., Bekmurodov Z. T. 2018. Optimization of non-stationary objects forecast on the basis of intellectual regulation of variables values. *Problems of Computational and Applied Mathematics*. 3(15): 111–126.

References

- [1] Kolesnikov A. V., Kirikov I. A. *Metodologiya i texnologiya resheniya slojnyx zadach metodami funkcionalnyx gibridnyx intellektualnyx sistem*. [Methodology and technology for solving complex problems using the methods of functional hybrid intelligent systems.] — Moscow: IPI RAS, 2007. 387 p.
- [2] Averkin A. N., Belenkiy A. G. Iyerarxicheskiye intellektualnye sistemy podderjki prinyatiya resheniy v slojno strukturirovannyx oblastyax s ispolzovaniyem ekspertnoy informatsii. [Hierarchical intellectual decision support systems in complex structured areas using expert information.] // *Intellectual systems*., Volume 11, issue 1-4, -M., 2007. - p. 5-20.
- [3] Russel S., Norvig P. *Iskusstvennyy intellekt: sovremenny podxod*. [Artificial intelligence: a modern approach.] // —M.: Williams, 2006. 1408 p.
- [4] Uskov A. A., Kuzmin A. V. *Intellektualnye texnologii upravleniya. Iskusstvennyye neyronnye seti i nechetskaya logika*. [Intelligent control technologies. Artificial neural networks and fuzzy logic] // —M.: Hot line - Telecom, 2004. 143 p.
- [5] Milov V. R., Baranov V. G., Bajanov Yu. S., Utrobin V. A. *Raspoznavaniye obrazov i obrabotka izobrajeniy v informacionno-analiticheskix sistemax*. [Image recognition and image processing in information and analytical systems] // —M.: Radio engineering, 2014. 144 p.
- [6] Rutkovskiy L. *Metody i texnologii iskusstvennogo intellekta*. [Methods and technologies of artificial intelligence] // —M.: Hot line - Telecom, 2010. 520 p.
- [7] Savchenko A. V. Statisticheskoye raspoznavaniye obrazov na osnove veroyatnostnoy neyronnoy seti s proverkoj odnorodnosti [Statistical recognition of images based on a probabilistic neural network with the verification of homogeneity.] // *Artificial intelligence and decision-making*., 2013. Issue 4. p. 45–56.
- [8] Savchenko A. V., Milov V. R. Neyrosetevye metody raspoznavaniya kusochno-odnorodnyx obyektov. [Neural network methods for recognition of piecewise homogeneous objects] // *Neurocomputers: development, application*., 2014. Issue 11. p. 10–20.

- [9] Galushkin A. I. *Teoriya neyronnyx setey* [The theory of neural networks] — Moscow: IPRZHR, 2000. 415 p.
- [10] Jumanov I. I., Bekmurodov Z. T. *Algorithms of properties extraction and informative attributes selection on the basis of mellin transformation and parallel calculations*, // Vsemirnaya konferensiya «Intellectualnye sistemy dlya industrialnoy avtomatizatsii» - WCIS-2016, Tashkent, 2016. s. 77–81.
- [11] Mathews V. J., Sicuranza G. L. *Polynomial signal processing*, // A. Wiley-Interscience publication, 2000. p. 452.
- [12] Sadyxov R. X., Dudkin A. A. *Obrabotka izobrajeniy i identifikatsiya obyektov v sistemax texnicheskogo zreniya* [Image processing and object identification in vision systems.] // *Artificial Intelligence*, 2006. Issue 3. p. 634–643.
- [13] Terexov V. A., Yefimov D. V., Tyukin I. Yu. *Neyrosetevye sistemy upravleniya*. [Neural network control systems.] —M.: IPRZHR, 2002. 480 p.
- [14] Xaykin S. *Neyronnye seti: polny kurs, 2-ye izd., ispr.* [Neural networks: full course, 2 nd ed., Corrected.] —M.: "I.D.Vilyamc"LLC, 2006. 1104 p.
- [15] Leondes K. T. *Filtratsiya i stoxasticheskoye upravleniye v dinamicheskix sistemax* [Filtration and stochastic control in dynamic systems] / —M.: Mir, 1980. -407 p.
- [16] Sinisyn I. N. *Filtry Kalmana i Pugacheva* [Filters Kalman and Pugachev] / —Publishing house: Logos, 2006. -640 p.
- [17] Jumanov I. I., Bekmurodov Z. T. *Povysheniye tochnosti obrabotki dannyx nestacionarnyx obyektov na osnove optimizatsii nabora parametrov gibridnoy modeli identifikatsii* [Increase the accuracy of data processing of non-stationary objects on the basis of optimization of the hybrid model identification parameter set], // XII International Asian School-Seminar "Problems of optimization of complex systems" Novosibirsk, 2016. p. 192–201.

Received April 23, 2018