

УДК 658.512.011

ПОВЫШЕНИЕ ДОСТОВЕРНОСТИ ПЕРЕДАЧИ И ОБРАБОТКИ ВРЕМЕННОГО РЯДА ПУТЕМ ФИЛЬТРАЦИИ НЕСТАЦИОНАРНЫХ СОСТАВЛЯЮЩИХ

Ахатов А.Р.

д.т.н., профессор кафедры «Информационные технологии»,
Самаркандский государственный университет,
тел.: (+99890) 271-64-18, e-mail: akmalar@rambler.ru

Холмонов С.М.

ассистент кафедры «Информационные технологии»,
Самаркандский государственный университет,
тел.: (+99897) 922-03-67, e-mail: s-xolmonov@mail.ru

Сформулирована проблема и разработаны методические основы повышения эффективности обработки данных и достоверности прогноза случайных временных рядов (СВР) в системах управления путем синтеза динамической и нечеткой моделей идентификации. Исследованы возможности моделей идентификации СВР для оптимизации прогноза нестационарных объектов на основе методов отбора информативных элементов, фильтрации нестационарных составляющих, контроля достоверности данных, регулирования и настройки динамики СВР. Разработаны механизмы фильтрации нестационарных составляющих, устраняющие резкие скачки, случайные всплески, обнаруживающие и исправляющие искаженные элементы СВР. Для реализации высокопроизводительных инструментов распознавания и прогнозирования нестационарных объектов предложена гибридная модель идентификации, совмещающая технологии нейронных сетей (НС), нечетких множеств и нечеткой логики. Решены задачи построения методов оптимизации идентификации СВР с настройкой переменных по рекуррентным выражениям и без их участия. Разработаны вычислительные схемы нечеткого регулирования и настройки переменных на основе нечеткой логики, определения типа функции принадлежности (ФП), границ, параметров ФП, общего интервала принадлежности носителя соответствующим нечетким множествам входных и выходных лингвистических переменных, числа сегментов в общем интервале. Разработан и реализован алгоритм адаптивного обучения по принципу наращивания слоев НС с последовательной настройкой параметров компонентов сети. Гибридная модель построена на основе модифицированных вычислительных схем нечеткого регулятора, базы знаний нечетких правил, алгоритма адаптивного обучения НС. Эффективность инструментариев прогноза нестационарных объектов исследована с учетом воздействия внешней среды и помех, при недостаточности априорных сведений и параметрической неопределенности.

Ключевые слова: нестационарный объект, случайный временный ряд, стохастическая модель, нечеткая модель, идентификация, оптимизация, обработка данных, адаптация, рекуррентная зависимость, нечеткая логика, нечеткие правила, база знаний.

INCREASING THE TIME SERIES RELIABILITY DURING TRANSMISSION AND PROCESSING BY NON-STATIONARY COMPONENTS FILTRATION

Akhatov A.R. Kholmonov S.M.

The problem is formulated and the methodological basis is developed for increasing of data processing efficiency and random time series (RTS) forecasting reliability in control systems by synthesizing the dynamic and fuzzy identification models. Possibilities are investigated for RTS identification models which able to optimize the non-stationary objects forecasting on the basis of methods to selecting of informative elements, filtering of non-stationary components, controlling of data reliability, regulating and tuning of RTS dynamics. The mechanisms to filtering of non-stationary components that eliminate sudden jumps, random bursts, detect and correct the distorted elements of RTS are developed. To implement the high-performance tools for recognizing and predicting of non-stationary objects, a hybrid identification model that combines the technologies of neural networks (NN), fuzzy sets and fuzzy logic is proposed. The tasks of constructing methods for optimizing of RTS identification with adjustment of variables by recurrence expressions and without them participation are solved. Computational schemes are developed to fuzzy regulation and adjustments of variables on the basis of fuzzy logic, determination of the type of membership function (MF), boundaries, parameters of MF, common interval of the carrier belonging to the corresponding fuzzy sets of input and output linguistic variables, number of segments in common interval. An adaptive learning algorithm are developed and

implemented on the basis of principle of increasing the NN's layers by consequent adjustment of parameters of network components. The hybrid model is constructed on the basis of modified computational schemes of fuzzy controller, knowledge base with fuzzy rules, adaptive learning algorithm of NN. The effectiveness of tools for non-stationary objects forecasting has been studied taking into account the effect of external environment and interference, in the absence of a priori information and parametric uncertainty.

Keywords: non-stationary object, random time series, stochastic model, fuzzy model, identification, optimization, data processing, adaptation, recurrence, fuzzy logic, fuzzy rules, knowledge base.

НОСТАЦИОНАР ТАШКИЛ ЭТУВЧИЛАРНИ ФИЛТРЛАШ БЎЙИЧА ВАҚТЛИ ҚАТОРЛАРНИ УЗАТИШ ВА ҚАЙТА ИШЛАШ ИШОНЧЛИГИНИ ОШИРИШ

Ахатов А.Р., Холмонов С.М.

Бошқариш тизимларида динамик ва нотиник идентификациялаш моделлари синтези бўйича маълумотларга ишлов бериш самарадорлиги ва тасодифий вақтли қаторлар (ТВҚ) башорати ишончлигини ошириш муаммоси талқин этилган ҳамда услубий асослари ишлаб чиқилган. Информатив элементларни танлаш, ностационар ташкил этувчиларни филтрлаш, маълумот ишончлигини назорат қилиш, ТВҚ динамикасини мослаш ва сошлаш усуллари асосида ностационар объектни мақбул башорат қилиш учун идентификациялаш моделлари имкониятлари тадқиқ қилинган. Кескин ва тасодифий сакрашларни бартараф этувчи, ТВҚ элементлари хатолигини аниқловчи ва тахрир қилувчи ностационар ташкил этувчиларни филтрлаш механизмлари яратилган. Ностационар объектларни таниш ва башоратлашнинг юқори унумдорликка эришувчи воситаларини амалга ошириш учун нейрон тармоқ (НТ), норавшан тўплам ва норавшан мантиқ технологияларини бирлаштирувчи идентификациялашнинг гибрид модели таклиф этилган. Рекуррент ифодалар бўйича ҳамда уларнинг иштирокисиз ТВҚни идентификациялашни оптималлаштириш усуллари яратиш масалалари ечилган. Нотиник мантик, тегишлилик функцияси (ТФ) турини, чегарасини, параметрларини, кирув ва чиқув лингвистик ўзгарувчиларга хос нотиник тўпламлар юритувчиси умумий интервалини ҳамда ундаги сегментлар сонини аниқлаш асосида ўзгарувчининг нотиник сошлаш ва мослашнинг ҳисоблаш схемалари ишлаб чиқилган. НТ қобикларини ошириш ҳамда тармоқ компонентлари параметрларини кетма-кет сошлаш принципага таянган тармоқни адаптив ўргатувчи алгоритм ишлаб чиқилган ва жорийлаштирилган. Жорийлашган гибрид модел нотиник регулятор, нотиник қоидалар билимлар базаси, НТни адаптив ўргатиш алгоритмининг такомиллаштирилган ҳисоблаш схемалари асосида яратилган. Ностационар объектларни башорат қилиш воситалари самарадорлиги ташқи муҳит ва помехалар таъсири, маълумотлар камчилиги, параметрик ноаниқликларни инобатга олган ҳолда тадқиқ этилган.

Калит сўзлар: ностационар объект, тасодифий вақтли қатор, стохастик модел, нотиник модел, идентификация, мақбуллаштириш, маълумотларни қайта ишлаш, мослаштириш, рекуррент ифода, нотиник мантик, нотиник қоидалар, билимлар базаси.

1. Актуальность темы

В современном мире информатизации и компьютеризации теоретически и практически значимой является проблема обеспечения достоверности передачи и обработки информации, которая считается ключевой задачей повышения эффективности систем управления производственно-технологическими процессами, медицинской диагностики, эконометрии, обработки речевых, акустических, гидролокационных сигналов, метрологии на основе технологии интеллектуального анализа данных (ИАД), широко расширяющих возможности проектирования эффективных инструментов идентификации и оптимизации за счет извлечения и использования статистических параметров, особенностей, специфических, динамических характеристик, скрытых свойств и закономерностей в данных [1].

Традиционные системы, посвященные решению отмеченной проблемы главным образом, используют динамические модели идентификации случайных временных рядов (СВР), задаваемых в виде сложных дифференциальных, разностных уравнений, алгоритмов для регулирования значений переменных по рекуррентным зависимостям, которые связаны с

реализацией трудоемких, высоко итеративных схем вычислений с недостаточно точными результатами.

Следовательно, остро востребованным является разработка методических основ проектирования методов идентификации, оптимизации, адаптации и обработки данных на основе методов и алгоритмов ИАД, предназначенных для реализации менее итеративных, упрощенных, свободных от синтеза сложных рекуррентных зависимостей алгоритмов с учетом реальных условий воздействия внешней среды и помех, недостаточности априорных сведений, неопределенности переменных [2-7].

Причем, проектируемые методы и алгоритмы должны обладать способностью реализации механизмов обеспечения достоверности передачи и обработки данных, основные функции которых предназначены для устранения резких скачков, случайных всплесков, обнаружения и исправления искажений в информации, а также идентификации нестационарных объектов [8, 9].

В связи с этим, настоящая работа посвящена исследованию и разработке основных принципов и методов адекватной идентификации, оптимизации обработки СВР, фильтрации нестационарных составляющих, синтеза механизмов обеспечения достоверности обработки данных и прогноза

нестационарных объектов, регулирования и настройки элементов временных рядов, построения и реализации обобщенного алгоритма, а также анализу его эффективности.

2. Основные принципы адекватной идентификации нестационарных объектов

Принципы построения адекватной модели идентификации СВР, в полной мере отражающей динамику нестационарных объектов позволяют определить и оценить структурные переменные, наиболее значимо и положительно влияющие на выходные величины моделирования, результаты которых используются с целью оптимизации обработки информации путем устранения погрешностей и корректировки недостоверных данных.

Пусть вход динамической модели идентификации S представляется измерениями СВР в виде вектора $\vec{X} = (X_1 \dots X_n)^T$, который позволяет вычислять достоверные элементы для получения выходной переменной в виде вектора величины $\vec{Y} = (Y_1 \dots Y_n)^T$.

Адекватность модели идентификации СВР зависит от значений набора элементов, достоверно передаваемых и формализуемых для расчета в виде вектора $\vec{C} = (C_1 \dots C_n)^T$.

Реакции динамической модели на внешние воздействия, априорная недостаточность, неопределенность переменных объекта, нестационарность безусловно влияют на качество получения набором элементов или вектора выходной величины $\hat{\vec{Y}} = (\hat{Y}_1 \dots \hat{Y}_n)^T$.

В связи с этим, конечный результат динамической идентификации СВР, связан с определением и оценкой значений переменных некоторой функции $L(\vec{X}, \vec{Y}, \hat{\vec{Y}}, \vec{C})$, представляемой для оптимизации процессов переработки данных. Для нахождения значений ее переменных представляется вектор оценок $\vec{C} = \vec{C}^*$.

Будем считать, что для повышения достоверности передачи, обработки и прогноза СВР адекватное описание представляется функционалом [5]

$$J(\vec{C}) = M \left\{ L(\vec{X}, \vec{Y}, \hat{\vec{Y}}, \vec{C}^*) \right\}, \quad (1)$$

где $M\{\dots\}$ – символ математического ожидания;

$\vec{C}^* = \arg \min_{\vec{C}} J(\vec{C})$ – вектор искоемых оценок переменных, способствующий оптимизации идентификации и обработки данных.

Функционал оптимизируется при следующих условиях:

$$\begin{aligned} \vec{\nabla} J(\vec{C}) &= M \left\{ \vec{\nabla} L(\vec{X}, \vec{Y}, \hat{\vec{Y}}, \vec{C}) \right\} = \vec{0}; \\ \vec{\nabla}^2 J(\vec{C}^*) &= M \left\{ \vec{\nabla}^2 L(\vec{X}, \vec{Y}, \hat{\vec{Y}}, \vec{C}) \right\}_{\vec{C}=\vec{C}^*} > 0, \quad (2) \end{aligned}$$

где $\vec{\nabla} = \left(\frac{\partial}{\partial C_1}, \dots, \frac{\partial}{\partial C_n} \right)^T$ – оператор;

$\vec{\nabla}^2 J(\vec{C}^*) > 0$ – определитель положительности квадратичной формы вектора величины \vec{C} в заданной точке.

Выходной вектор $\hat{\vec{Y}}$ отражается в виде вектора элементов величины $\hat{\vec{Y}}$, которые определяются в результате реализации механизма корректировки искаженных значений элементов входного вектора \vec{X} . Для оптимизации идентификации и обработки данных с механизмами регулирования и корректировки недостоверных значений СВР могут быть применены различные критерии оценки достоверности.

В [8, 9] разработаны методы идентификации СВР на основе полиномиальных моделей, параболических, кубических сплайн-функций для сглаживания, фильтрации помех и случайных всплесков, предложены механизмы регулирования и корректировки значений элементов СВР, в которых синтезируются обобщенный алгоритм поиска глобального и локальных экстремумов, выражение типичной функции потери (риска), определения точки оптимизации по вектору \vec{C} .

Следовательно, дальнейшее решение задачи требует получения оценки элемента вектора \vec{C}^* . Такая задача оптимизации связана с нахождением приближения критерия $J(\vec{C})$ минимальной оценке $J^* = J(\vec{C}^*)$, при котором значения переменных в векторе \vec{C} отличаются.

Предлагаются два подхода, в которых предполагается построение методов и алгоритмов идентификации, оптимизации и обработки данных для прогнозирования СВР на основе совмещения с возможностями и использования свойств алгоритмов адаптации (регулирования и корректировки) переменных (ААП) и алгоритмов без адаптации переменных (АБАП) [10-14].

3. Особенности методов оптимизации переработки данных на основе ААП

В методах переработки данных на основе АБАП по ретроспективным измерениям СВР определяются значения неопределенных характеристик внешних воздействий и помех, настраиваются модели идентификации, т.е. определяется переменная величина γ , ее оценка $\hat{\gamma}$, значение которой формируется в векторе $\vec{C} = \vec{C}(\hat{\gamma})$. Однако определение значений переменных в векторе $\vec{C}(\gamma)$ представляет решение трудоемкой задачи. При таком подходе минимизация (максимизация) критерия $J(\vec{C})$ достигается с помощью алгоритмов регулирования значений переменных в векторе \vec{C} , что требует много итеративной обработки данных.

Кроме того, таким методам идентификации СВР при рассмотрении многомерных зависимостей «входы и выходы» и в условиях АБАП присущи следующие недостатки [15]:

- получение оценок $\hat{\gamma}$ достигается сложными математическими зависимостями при большой неопределенности;
- получение оценок $\hat{\gamma}$ требует дополнительных вычислений и регулирования и настройки значений переменных моделей по этим оценкам;
- алгоритмы настройки, как правило, неустойчивы к погрешностям оценке переменной $\hat{\gamma}$, что требует модификации вычислительных схем;
- значения переменной $\hat{\gamma}$ в векторе $\vec{C} = \vec{C}(\gamma)$, принимаемые как оптимальные, могут отличаться друг от друга;
- требуется определение оценки текущего значения $J(\vec{C})$;
- требуется, чтобы поведение критерия $J(\vec{C})$ было наблюдаемым.

Однако неопределенность в состоянии переменной в векторе $\vec{C} = \vec{C}(\gamma)$ делает алгоритмы идентификации, оптимизации и обработки данных непрозрачными, в результате чего ограничивается область их применения.

Следует отметить важные особенности предлагаемого подхода к идентификации СВР с применением ААП, которые в отличие от варианта АБАП не требуют явного выражения функции потерь. При этом вычисляется градиент средних потерь при сделанных допущениях. Применение подхода с ААП правомерно в случаях, когда:

- невозможно получение точного значения градиента в функционале $\vec{\nabla}_C L(\vec{X}, \vec{Y}, \hat{Y}, \vec{C})$ и переменные в $L(\vec{X}, \vec{Y}, \hat{Y}, \vec{C})$ считаются недостаточно заданными;
- требуется формирование матрицы, элементы которой позволяют задавать условия, накладываемые на решения задачи оптимизации;
- вектор переменных $\vec{C} = \vec{C}(\gamma)$ входит нелинейно в векторное уравнение описания состояния СВР нестационарного объекта;
- градиентный функционал задается в виде аналитического выражения;
- накладываемые ограничения способствуют нахождению оптимального значения $L(\vec{X}, \vec{Y}, \hat{Y}, \vec{C})$ в виде некоторого приближения $\vec{\nabla} J(\vec{C})$.

Функция градиента средних потерь $\vec{\nabla} J(\vec{C})$ представляется, как

$$C^{(i)} = C^{(i-1)} - \alpha_i H^{(i)} \nabla J(C^{(i-1)}), \quad (3)$$

где i – номер шага итерации ААП;

$C^{(i-1)} = C_0$ – начальное приближение;

$H^{(i)}$ – матрица переменных;

α_i – число, определяющее значение переменной.

Для оптимизации переработки информации в общем случае задается матрица для регулирования значений переменной α_i , которые определяются по стохастической модели аппроксимации СВР нестационарного объекта. При этом вместо функционала градиента средних потерь $\vec{\nabla} J(\vec{C})$

используется функция потерь вида $\vec{\nabla}_C L(\vec{X}, \vec{Y}, \hat{Y}, \vec{C})$.

Результат регулирования значения переменной α_i используется с такой целью, чтобы значение функционала в последующем шаге алгоритма не превышало его значения, полученного в предыдущем шаге.

Градиент средних потерь оценивается, как

$$C^{(i)} = C^{(i-1)} - \alpha_i H^{(i)} * \vec{\nabla}_C L(\vec{X}, \vec{Y}, \hat{Y}, \vec{C}). \quad (4)$$

Для сопоставления эффективности различных методов оптимизации переработки данных представляет большой интерес проведение дополнительного исследования, связанного с анализом и оценкой степени отрицательных влияний на качества идентификации СВР при условиях применения алгоритмов регулирования значений переменной на основе рекуррентных зависимостей.

4. Методика анализа эффективности методов идентификации с ААП по рекуррентным зависимостям

Предполагается, что динамическая модель идентификации нестационарного объекта включает множества входов и единственный (скалярный) выход в моменты времени $i = 1, \dots, n$.

В общем виде выходная переменная динамической модели идентификации настраивается решением следующего уравнения

$$Y^{(i)} = K^{(i)T} X^{(i)} + \varepsilon^{(i)}, \quad (5)$$

где $C_n^T(\gamma) = K^{(i)T} X^{(i)}$ – вектор значений коэффициентов, влияющих на входные измерения $X^{(i)}$, которые также отражают динамические характеристики процесса и используются при регулировании и корректировке недостоверных элементов СВР;

$\varepsilon^{(i)}$ – систематическая погрешность идентификации СВР, оптимизации и обработки данных.

Для оптимизации получения оценок величины $Y^{(i)}$ на основе ААП задается следующее условие

$$\frac{\partial}{\partial C_n} \sum_{i=1}^n q^{(i)} (Y^{(i)} - K^{(i)T} X^{(i)})^2 = 0, \quad (6)$$

где $q^{(i)}$ – оценка значений элементов в векторе коэффициентов $K^{(i)T}$, которая получается с помощью следующего рекуррентного выражения

$$P_n^{-1} = \sum_{i=1}^n q^{(i)} (X^{(i)} X^{(i)T}). \quad (7)$$

Задается матрица значений переменных $C_n^T(\gamma)X^{(i)}$, которая служит для оценки других значений переменной при идентификации СВР

$$C_n = C_{n-1} + P_n q^{(n)} X^{(n)} (Y^{(n)} - X^{(n)T} C_{n-1});$$

$$P_n^{-1} = P_{n-1}^{-1} + q^{(n)} X^{(n)} X^{(n)T}. \quad (8)$$

Для наибольшей простоты представления и приемлемости результатов задача оптимизации заданная система уравнений решается при следующих допущениях: учитываются влияния помехи на входе модели; заданы начальные условия, когда $C_0 = 0$; $P_0 = I/\delta$; I – единичная матрица; $\delta \ll 1$.

Полученные решения задачи оптимизации рассмотрим в условиях адаптации на основе рекуррентных выражений (ААПР) и без рекуррентного выражения (ААП).

5. Анализ эффективности методов переработки информации на основе ААПР

В принятых условиях матрица переменной задается следующим преобразованием

$$C^{(i)} = C^{(i-1)} + \frac{Y^{(i)} - \hat{Y}^{(i)}}{\|X^{(i)}\|^2} X^{(i)} =$$

$$= C^{(i-1)} + \frac{X^{(i)} X^{(i)T}}{\|X^{(i)}\|^2} \theta^{(i-1)}, \quad (9)$$

где $Y^{(i)} = K^{(i)T} X^{(i)}$ – выходной результат;

$\hat{Y}^{(i)} = C^{(i-1)T} X^{(i)}$ – оценки выхода по ААП;

$\theta^{(i-1)} = K^{(i)} - C^{(i-1)}$ – оценки погрешности выполнения ААП.

Для оценки квадрата ошибки выполнения обобщенного алгоритма переработки информации с ААПР используется рекуррентное соотношение

$$\|\theta^{(i)}\|^2 = \|\theta^{(i-1)}\|^2 - \frac{(Y^{(i)} - \hat{Y}^{(i)})^2}{\|X^{(i)}\|^2}. \quad (10)$$

Для реальных условий целесообразно задавать матрицы переменной в виде

$$C^{(i)} = C^{(i-1)} + \mu \frac{Y^{(i)} - \hat{Y}^{(i)}}{\gamma + \|X^{(i)}\|^2} X^{(i)}. \quad (11)$$

Для улучшения сходимости ААПР вводятся следующие релаксационные переменные $\gamma \geq 1$ и $\mu > 0$.

Эффективность обобщенного алгоритма переработки информации на основе синтеза двухпараметрического ААП исследована в условиях воздействия помех внешней среды, априорной недостаточности, параметрической неопределенности и нестационарности процессов.

6. Анализ эффективности методов переработки информации на основе ААП

Пусть матрица переменных задается в виде

$$C^{(i)} = \alpha^{(i)} C^{(i-1)} + \beta^{(i)} X^{(i)} + \varepsilon^{(i)}, \quad (12)$$

где $\alpha^{(i)}$ и $\beta^{(i)}$ – переменные, значения оценок которых используются при настройке модели идентификации СВР;

$C^{(i-1)}$ – вектор оценок значений переменной в текущем моменте времени, зависящий от значения оценки, полученной на предыдущей итерации;

$\varepsilon^{(i)}$ – параметр погрешности обобщенного алгоритма идентификации СВР, значение которого для решения задачи оптимизации задается в виде гауссовского распределения, т.е. $\sim N(0, \sigma^2)$.

Значения переменных $\alpha^{(i)}$ и $\beta^{(i)}$ определяются по следующим выражениям:

$$\alpha^{(i)} = \frac{\|C^{(i-1)}\|^2 \|X^{(i)}\|^2 - Y^{(i)} (C^{(i-1)T} X^{(i)})}{\|C^{(i-1)}\|^2 \|X^{(i)}\|^2 - (C^{(i-1)T} X^{(i)})^2};$$

$$\beta^{(i)} = \frac{\|C^{(i-1)}\|^2 (Y^{(i)} - C^{(i-1)T} X^{(i)})}{\|C^{(i-1)}\|^2 \|X^{(i)}\|^2 - (C^{(i-1)T} X^{(i)})^2}. \quad (13)$$

Исследована эффективность методов идентификации СВР, построенных на базе экстраполирующих моделей, алгебраических многочленов, ортогональных полиномов, параболических и кубических сплайн-функций, нелинейных фильтров, в структуру которых синтезированы ААП [8, 9].

Проведен сопоставительный анализ эффективности алгоритмов с регулированием значений переменных по критерию минимальной среднеквадратической погрешности обработки данных.

Определено, что при реализованных динамических моделях идентификации СВР с линейно независимыми входами и выходами ААП, механизм регулирования переменных на основе ААП обеспечивает достижение монотонного схождения среднеквадратической погрешности обработки данных σ^2 .

Эффективность переработки данных с механизмом регулирования оценивается относительной разностью соответственно расчетных величин от значений модальных примеров $Y^{(i)} - \hat{Y}^{(i)}$, т.е.

$$E^{(i)} = \frac{\delta Y^{(i)}}{Y^{(i)}} = \frac{|Y^{(i)} - \hat{Y}^{(i)}|}{Y^{(i)}}. \quad (14)$$

Среднеквадратическая погрешность переработки данных оценивается, как

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\frac{Y^{(i)} - \hat{Y}^{(i)}}{Y^{(i)}} \right)^2}, \quad (15)$$

где m – число измерений СВР.

Подтвержден факт, что ААП по рекуррентным зависимостям реализуется при высоко итеративных вычислительных схемах. Причем, преимущества обобщенного алгоритма с ААП можно существенно увеличить путем синтеза в контур модели механизмов, направленных на использование статистических параметров, специфических, динамических характеристик, скрытых свойств информации и особенностей объектов. Дальнейшее совершенствование и развитие методов идентификации, оптимизации и обработки данных нестационарных объектов для повышения достоверности прогноза СВР обосновывается необходимостью решения задач с учетом следующих условий:

- значительная часть факторов внешних воздействий не подвергается математической интерпретации;
- СВР зачастую являются нестационарными и слабо формализуемыми;
- требуется обобщение свойств и особенностей СВР, совмещение возможностей динамических моделей с моделями нечетких множеств и нечетких выводов.

Доказано, что подходы к применению методов нечетких множеств и нечеткой логики позволяют спроектировать эффективные инструменты идентификации, оптимизации и обработки данных, которые приобретают еще ряд дополнительных преимуществ, связанных с автоматизированным приобретением знаний, использованием статистических параметров, специфических, динамических характеристик, скрытых свойств информации и закономерностей [5-7].

Совершенствование методов прогнозирования нестационарных объектов на основе мягких вычислений

Как было отмечено, решение задач распознавания, классификации, идентификации и прогнозирования в автоматизированных системах управления технологическими процессами, медицинской диагностики, эконометрии, обработки речевых, акустических, гидролокационных сигналов, метрологии, когда данные представляются в виде СВР, требует разработки и реализации эффективных методов обработки данных при недостаточности априорной информации, параметрической неопределенности и нестационарности процессов.

Статистические и динамические модели, на которых основаны существующие подходы к идентификации СВР ориентированы, главным образом, на применение методов, задаваемых сложными аналитическими зависимостями, дифференциальными разностными уравнениями и им присущи трудоемкие, много итеративные алгоритмы, выдающие результаты со значительной погрешностью обработки данных.

Эффективным направлением совершенствования и развития методов обработки данных считается гибридная идентификация, совмещающая

возможности современных технологий интеллектуального анализа данных (ИАД), нейронных сетей (НС), нечетких множеств, нечеткой логики с помощью которых реализовываются высокопроизводительные инструменты построения практических приложений распознавания, анализа и прогнозирования нестационарных объектов, а также решения многих других проблемных задач.

Инструменты НС обладают широкими возможностями при идентификации СВР, нелинейных зависимостей «входы и выходы», способствуют обработке данных с упрощенными вычислительными схемами в условиях структурной, параметрической неопределенности, ограниченности первичных сведений. Другим важным рычагом для повышения эффективности обработки данных считаются механизмы регулирования переменных моделей идентификации за счет использования статистических параметров, специфических, динамических характеристик, скрытых знаний, закономерностей и свойств данных.

В моделях идентификации на основе НС объединяются и используются характерные черты различных сетей, в частности используется особенности сетей Джордана и Элмана, состоящих из входного, скрытого, выходного и мультиконтекстного слоев и предназначенных для решения задач интеллектуального анализа и прогнозирования СВР.

Мультиконтекстные слои НС для аппроксимации сигналов нейронов будут напрямую связаны с выходным слоем, благодаря которому уменьшается зависимость сети от выхода скрытого слоя и создается возможность устойчивого обучения НС. Другой особенностью предложенного подхода является построение механизмов перетрансляции свойств динамического ряда на НС, адекватное описание СВР на основе оптимизации вычислительных схем компонентов сети путем регулирования значений переменных взамен традиционных регуляторов, использующих сложные, нелинейные аналитические, регрессионные зависимости, дифференциальные и разностные уравнения.

Построение гибридной модели (ГМ) идентификации нестационарных объектов на основе методов, совмещающих возможности и свойства нечетких множеств в виде перцептивных зависимостей позволяет представить эффективный инструментарий обработки данных в условиях априорной недостаточности и параметрической неопределенности за счет использования нечеткой логики в формате словесных продукционных правил вида

$$\text{“If } X \text{ is } T_k \text{ then } Y \text{ is } S_k \text{”}, \quad (16)$$

где T_k – лингвистический терм входной переменной X ;

S_k – лингвистический терм выходной переменной Y при входе X .

Адекватность модели описания СВР обеспечивается за счет субъективного выбора компонентов нечетких множеств.

Однако, при этом, наличие неструктурированных данных, необходимость определения и настройки переменных нечеткой ГМ представляет собой сложную задачу, которая обуславливает построение и реализацию следующих специфических механизмов:

- преобразование статистических моделей описания СВР в дискретные нечеткие модели идентификации временных рядов;
- регулирование и настройка переменных на основе нечеткой логики;
- определение типа функции принадлежности (ФП), границ, параметров, общего интервала принадлежности носителя соответствующим нечетким множествам входных и выходных лингвистических переменных, числа интервалов их разбиения (сегментации).

Нечеткая идентификация нестационарных объектов

Идентификация реальных элементов СВР осуществляется по набору заданной функции $F(t) = (f_1(t), f_2(t), \dots, f_n(t))$, которая показывает сложные функциональные, регрессионные зависимости.

Описание реального элемента СВР $f_i(t) \in F(t)$ преобразовывается в виде дискретных моделей на универсуме нечетких множеств U

$$A = f_A(u_1)/u_1 + f_A(u_2)/u_2 + \dots + f_A(u_n)/u_n, \quad (17)$$

где $f_A(u_r)$ - ФП носителя нечеткому универсуму U , $f_A(u) : U \rightarrow [0,1]$, $u_r \in A$, $r = \overline{1, n}$.

Принадлежность носителя $Y(t)$, ($t = 0, 1, 2, \dots$) к общему интервалу нечеткого универсума U фиксируется минимальным и максимальным диапазоном разности в моменты $t-1$ и t

$$Y(t) = [D_{\min} - D_1, D_{\max} + D_2], \quad (18)$$

где $D_{\min} = \min_t (f(t) - f(t-1))$ минимальное и $D_{\max} = \max_t (f(t) - f(t-1))$ максимальное значение диапазона разности ФП;

D_1 и D_2 - границы сегмента общего интервала носителя.

Для совокупности терм $A_r (r = \overline{1, n})$ лингвистических переменных задаются функции их описания.

Для этого общий интервал носителя нечеткого универсума U разбивается на n сегменты равной длины u_1, u_2, \dots, u_n , которые задаются набором функций T_i , где $A_i \in T_i, i = \overline{1, n}$:

$$\begin{aligned} A_1 &= 1/u_1 + 0,5/u_2 + 0/u_3 + \dots + 0/u_{n-1} + 0/u_n; \\ A_2 &= 0,5/u_1 + 1/u_2 + 0,5/u_3 + 0/u_4 + \dots + 0/u_n. \end{aligned} \quad (19)$$

$$A_n = 0/u_1 + 0/u_2 + \dots + 0/u_{n-2} + 0,5/u_{n-1} + 1/u_n.$$

Нижняя граница сегмента X_i определяется, как
$$X_i = 1/A_1 + 0,5/A_2. \quad (20)$$

Верхняя граница сегмента $X_{\bar{a}}$ определяется, как
$$X_{\bar{a}} = 0,5/A_{n-1} + 1/A_n. \quad (21)$$

Принадлежность носителя u_r в пределы нижней $X_i = \min_t (u(t) - u(t-1))$ и верхней $X_{\bar{a}} = \max_t (u(t) - u(t-1))$ границ оценивается по функции $F_{i+1}(t)$, как

$$F_{i+1}(t) = \sum_{r=1}^n w_r \cdot z_r / \sum_{r=1}^n w_r, \quad (22)$$

где n - количество сегментов;
 z_r - оценка принадлежности носителя u_r ($r = \overline{1, n}$) в границы сегмента;
 w_r - оценка принадлежности носителя u_r в диапазоны функции $F_{i+1}(t)$.

Результат нечеткой идентификации элемента СВР u_{i+1} представляется в виде суммы результатов по наборам функции $F_{i+1}(t)$ и $A_{i+1} \in T_i$, как

$$u_{i+1} = F_{i+1}(t) + A_{i+1}(t), \quad (23)$$

где $A_{i+1}(t)$ - выход, определяется, как центр тяжести одноточечных элементов СВР.

Эффективность идентификации СВР в нечеткой среде оценивается среднеквадратической погрешностью в виде

$$\sigma_{\Pi} = (100/m) \sum_{i=1}^m |(A_{i+1}(t) - T_i) / T_i|, \quad (24)$$

где m - количество элементов СВР.

Механизм настройки переменных модели идентификации на основе нечеткой логики

Исследование показало, что инструменты моделей нечетких множеств становятся конструктивными при совмещении вероятностных, регрессионных вычислений, байесовских моделей с механизмами настройки переменных по правилам нечеткой логики [7].

Правила нечеткой логики продуцируются в виде <ЕСЛИ X , ТО Y , ИНАЧЕ Z >.

Механизм настройки основывается на реализацию условного оператора

$$\Phi(X \rightarrow Y(Z)) = \{\mu_x / \Phi(Y), (1 - \mu_x) / \Phi(z)\}, \quad (25)$$

где X, Y, Z - обозначения нечетких множеств;

μ_x - ФП элемента СВР.

Для повышения эффективности нечеткого моделирования разработаны алгоритмы следующих задач, в которых реализованы типовые вычислительные схемы нечеткого моделирования и алгоритмов нечеткой логики Мамдани и Сугено:

- формирование рациональных наборов обучающих пар;
- формирование рациональной совокупности нечетких правил, субоптимальных наборов параметров, использующих свойства, специфические и динамические характеристики входных лингвистических переменных;

– определение механизмов настройки параметров ФП для входных и выходных лингвистических переменных.

Исследованы методы оптимизации идентификации СВР и обработки данных, основанные на механизмы настройки параметров вычислительных схем компонентов многослойной НС и алгоритма обучения сети. Особенность подхода заключается в реализации в каждом слое НС отдельного этапа нечеткого вывода.

В разработанном алгоритме адаптивного обучения реализован принцип наращивания слоев НС последовательно, причем в каждом слое добавляется один нейрон, а настройка параметров сети осуществляется с учетом этого добавленного нейрона.

Модифицированная сеть используется для выполнения функции нечеткого регулятора, основанного на применении совокупности нечетких правил БЗ, механизмов корректировки переменных после каждой итерации алгоритма обучения НС.

В структуре ГМ предусмотрены инструменты коррекции набора нечетких правил, регулирования параметров ФП входных и выходных лингвистических переменных, общего интервала принадлежности носителя, соответствующим нечетким множествам.

Гибридное моделирование совершенствуется за счет включения вычислительных схем распараллеливания нечеткой обработки многокомпонентных СВР, алгоритма адаптивного обучения НС, в котором нейроны в скрытых и выходных слоях сети копируются в модуле задержки сигналов, градиентный метод оптимизации при поиске экстремумов заменяется методом рандомизированного перебора.

Особенностью поиска с рандомизированным перебором является использование механизмов настройки параметров нечеткой модели, НС, путем формирования субоптимальных наборов переменных, обучающих пар, использования статистических параметров, специфических и динамических характеристик, свойств данных.

Определено, что в результате реализации предложенного подхода существенно расширяется спектр приложений, инструменты которых превосходят возможности алгоритмов, основанных лишь только на применение отдельно нечеткой модели, нечеткой логики, НС.

Построение механизмов настройки переменных

Предложены следующие принципы разработки и реализации механизмов настройки переменных ГМ идентификации СВР:

- первый принцип основан на использование в сформированной исходной последовательности элементов СВР и их свойств в качестве переменных;

- второй принцип основан на использование типичных вычислительных схем структурных компонент НС и их параметров в виде активационной функции, весовых коэффициентов

нейронов, архитектуры сети, числа слоев, нейронов в слоях сети и при необходимости других структур математического аппарата нейронных сетей для регулирования переменных ГМ;

- третий принцип основан на адаптивное обучение НС, в качестве регулирующих параметров которого рассматриваются погрешности сумматора, активизатора и точек ветвления НС;

- четвертый принцип основан на формирование и использование субоптимальных наборов параметров и обучающих данных для оптимизации обработки данных.

Модифицированный вариант ГА (МГА) идентификации СВР с настройкой переменных, в отличие от традиционного позволяет находить оптимальное решение избегая локальных экстремумов. Для этого используются вероятностные правила преобразования данных с учетом случайности и неопределенности, все преимущества методов эвристического и стохастического поиска, благодаря которым обеспечивается эффективное решение сложных задач за существенно меньшее время с повышенной точностью обработки данных.

Для выяснения достоинства предложенных подходов, методов и алгоритмов при оптимизации идентификации СВР и обработки данных на основе ГМ проведены следующие экспериментальные исследования:

- в первом исследовалась возможность настройки значимых переменных ГМ на основе правил нечеткой логики;

- во втором проверялась эффективность ГМ на основе механизма настройки параметров компонентов НС и адаптивного обучения сети;

- в третьем проводился сопоставительный анализ эффективности реализации ГМ в режимах применения механизмов настройки параметров: вычислительных схем НС, адаптивного обучения НС.

БЗ включает 23 нечетких правила, в которых реализованы типовые алгоритмы обучения НС с прямым и обратным распространением ошибки при случайных входных данных, равномерно распределенных в интервале $[-2, +2]$.

Для лингвистической оценки входных переменных используется 3 терма, длина строки матрицы поиска составляет 39 параметров.

Для случая 5 термов длина строки матрицы поиска составляет 95 параметров, в случае 7 термов - 175 параметров.

Установлено, что реализация механизмов настройки переменных ГМ способствует нахождению глобального экстремума, не заостряя внимание в точках локального оптимума. Существенно повышается точность обработки данных и уменьшаются вычислительные затраты.

Результаты тестирования программного комплекса идентификации и обработки данных нестационарных объектов на основе мягких вычислений с механизмами настройки приведены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты тестирования комплекса программ

Параметр	Гибридная идентификация		Гибридная идентификация на основе НС с настройкой параметров вычислительных схем компонентов сети
	Динамическая модель (кубический сплайн 5-го порядка)	Нечеткая модель с настройкой по нечеткой логике	
Размер набора элементов СВР	121	15	15
Количество регулируемых переменных для идентификации СВР	30	7	7
Размер набора обучающих данных	5	5	5
Размер тестового набора обучения	7	7	7
Погрешность обработки данных	0,3	0,3	0,3
Трудоёмкость обработки данных	0,001	-	-

Определено, что реализация ГМ на основе ННС без механизма настройки обусловлена значительными временными затратами.

Результаты реализации обобщенных алгоритмов переработки данных нестационарных объектов

На рис. 1 графически сравниваются погрешности динамических моделей идентификации СВП с ААП,

использованных для решения задач краткосрочного прогнозирования некоторого условного технологического параметра.

Результаты, показанные на рис. 1 соответствуют моделям динамической идентификации с ААПР и ААП, построенных при разных начальных приближениях параметров.

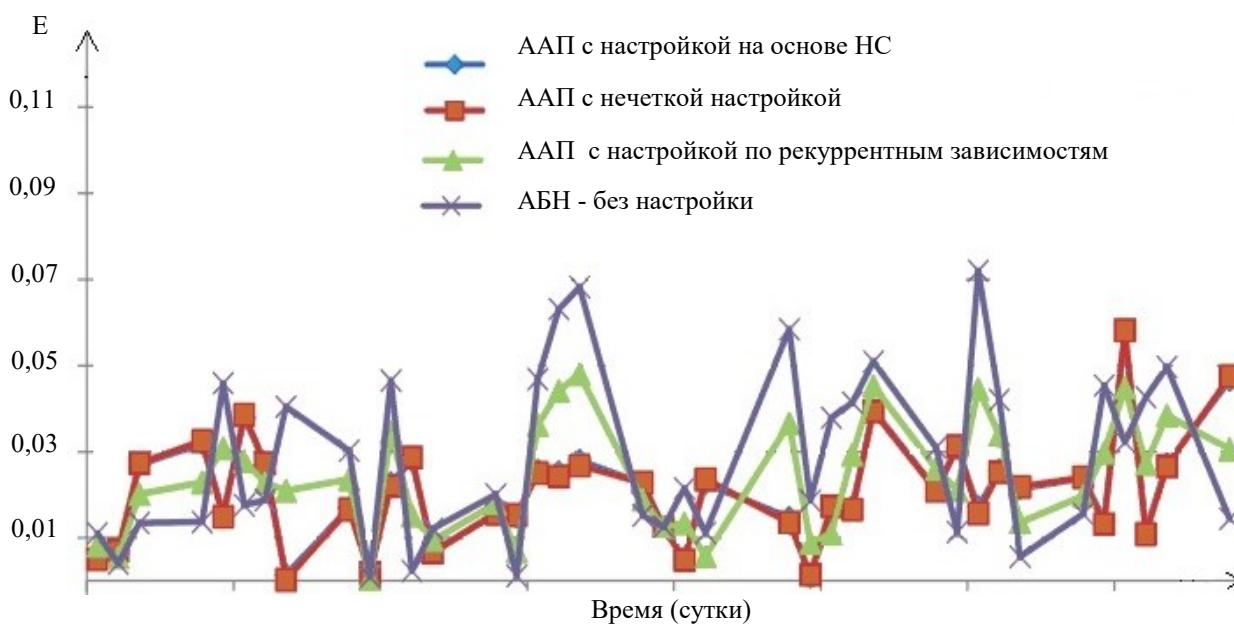


Рис. 1. Погрешность краткосрочного прогнозирования СВР

Аналогичное тестирование эффективности алгоритмов проведено для задач долгосрочного прогнозирования СВП.

Определено, что сходимость обобщенного ААП удовлетворительна при любых начальных условиях и в жестких ограничениях на размеры входных измерений СВР. В то же время результаты реализации алгоритмов ААПР показывают, что

получение оценок значений переменных связано с трудоемкими вычислениями оптимума, применением метода случайного перебора вариантов, который достигается при увеличенных затратах на идентификацию и обработку данных. В случае динамической идентификации СВР, особенно ортогональными полиномами n -ой степени для

минимизации погрешности ААП до нуля требуются вычисления в чрезмерно большом объеме.

Для сопоставительного анализа эффективности ААП построены графики результатов нечеткой идентификации СВР и нечетких логических выводов при краткосрочном прогнозировании условного технологического параметра.

Относительная среднеквадратическая погрешность краткосрочного прогнозирования СВР в рассмотренном примере составляет 2.5 - 3.5.

6. Заключение

Определено, что сходимость обобщенного ААП удовлетворительна при любых начальных условиях и в жестких ограничениях на размеры входных измерений СВР.

Реализация алгоритмов ААПР показывают, что получение оценок значений переменных связано с трудоемкими вычислениями оптимума,

применением метода случайного перебора вариантов, который достигается при увеличенных затратах на идентификацию и обработку данных. В случае динамической идентификации СВР ортогональными полиномами n -ой степени для минимизации погрешности ААП требуются вычисления в чрезмерно большом объеме. Благодаря применению ААП на основе НС эффективно стабилизируется динамика входных воздействий и результаты идентификации характеризуются небольшим разбросом ошибок. Синтезированные нечеткие модели с ААП для идентификации СВР способствуют уменьшению значения среднеквадратической погрешности краткосрочного прогнозирования с 0.15 до 0.25.

Алгоритмы отличаются прозрачностью и устойчивостью, а также существенным повышением достоверности прогноза СВР.

Литература

- [1] Пащенко Ф.Ф. Введение в состоятельные методы моделирования систем. Ч.1. Математические основы моделирования систем // М.: Финансы и статистика, 2006 - 328 с.
- [2] 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.
- [3] Рутковский Л. Методы и технологии искусственного интеллекта // М.: Горячая линия – Телеком, 2010.– 520 с.
- [4] Савченко, А.В. Статистическое распознавание образов на основе вероятностной нейронной сети с проверкой однородности // Искусственный интеллект и принятие решений.– №4, 2013.– с.45–56.
- [5] Савченко А.В., Милов В.Р. Нейросетевые методы распознавания кусочно-однородных объектов // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – №11, 2014.– с. 10–20.
- [6] Рутковская М., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы // М.: Горячая линия, Телеком, 2006. – 452 с.
- [7] Пегат А. Нечеткое моделирование и управление. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний. – 2013. - 798 с.
- [8] Жуманов И.И. Бекмуродов З.Т. Контроль достоверности прогноза случайных временных рядов на основе нейро-нечеткой сети // «Химическая технология. Контроль и управление», ТГТУ, Ташкент. – № 1 (61), 2015. - с. 43-48.
- [9] Жуманов И.И. Бекмуродов З.Т. Алгоритмы повышения достоверности прогноза временных рядов с использованием нейро-нечетких сетей и методов кластеризации // «Вестник ТУИТ», Ташкентский университет информационных технологий. - Ташкент, 2015. - №2 (34). - с. 106-112.
- [10] Галушкин А.И. Теория нейронных сетей // М.: ИПРЖР, 2000. - 415 с.
- [11] Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. - «Дом Вильямс». - Москва, 2001. - 371 с.
- [12] Садыхов Р.Х., Дудкин А.А. Обработка изображений и идентификация объектов в системах технического зрения // «Искусственный интеллект», Вып.3. - 2006 г. - 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] Жуманов И.И. Бекмуродов З.Т. Идентификация случайных временных рядов на основе нейро-нечеткой сети для повышения достоверности прогноза // Труды XI Международной Азиатской школы-семинара «Проблемы оптимизации сложных систем», 27 июля – 7 августа 2015 г., Кыргызская Республика, 2015 - с. 258-264.