

СИСТЕМА ОБРАБОТКИ ДАННЫХ СЛУЧАЙНЫХ ВРЕМЕННЫХ ПРОЦЕССОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРО-НЕЧЕТКОЙ СЕТИ

Джуманов О.И., Хасанов У.
Самаркандский государственный университет

Физиологические процессы в медицине; динамика временных рядов в эконометрии, в управлении технологическими процессами; передача и обработка речевых, акустических, гидролокационных и других сигналов рассматриваются в виде случайных временных процессов (СВП) и нестационарных объектов, основным параметром моделирования которых является время, а структура и законы поведения слабоформализуемы из-за недостаточности априорных сведений [1,2].

Развитие существующих технологий анализа СВП объясняется ограниченными возможностями традиционных подходов, основанных на методах авторегрессии, спектральных преобразований, экспоненциального сглаживания и других вычислительных технологий. При идентификации нестационарных объектов часто не известны априоры о структуре ВР, не представляется возможность подбора подходящих структур сложных статистических и динамических моделей, разрабатываемых в рамках классических теорий [3].

Перспективным направлением исследования является разработка систем интеллектуального анализа и обработки данных СВП на основе совмещения моделей нейронных сетей (НС), нечеткой логики, нейро-нечетких систем, генетических алгоритмов, иммунных сетей и разнородных статистических и динамических моделей временных рядов (ВР), каждая из которых должна учитывать индивидуальные особенности и свойства ВР для достижения наилучших результатов [3].

В настоящей работе разработаны методы и алгоритмы системы интеллектуального анализа нестационарных объектов по концепциям использования свойств нейронных сетей (НС), моделей нечетких выводов, извлечения знаний и полезных свойств из данных, динамических характеристик случайных временных процессов (СВП). Предложены методы структурной и параметрической идентификации нестационарных объектов, моделирования функций принадлежности и формирования лингвистических термов, баз нечетких правил, синтеза компонентов ННС, выбора рациональной архитектуры НС.

При идентификации временных рядов задается $T=[t_1, t_2, \dots, t_n]$ – дискретная временная шкала в виде упорядоченной последовательности числовых значений $\bar{s}(t_i) = (x_1(t_i), x_2(t_i), \dots, x_k(t_i))$ и формализуются процедуры аппроксимации и экстраполяции ряда по его прошлым значениям для произвольного момента времени t с заданной точностью.

В качестве базового алгоритма идентификатора могут быть применены методы авторегрессии, фильтры со ступенчатой, полиномиальной, параболической и кубической функциями восстановления.

Предполагается формирование обучающего подмножества на основе авторегрессионной схемы общего вида:

$$X(t+d) = \psi(x(t), \dots, x(t-l), \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k)$$

где d – шаг прогнозирования; l – длина ретроспективы; k – число измерений.

Для развития систем интеллектуального анализа СВП нами предложено НС с временной задержкой (НСВЗ), отличающихся наличием петель обратной связи. Типичными представителями, которых являются сети Джордана и Элмана [2]. Эти сети используют контекстные слои для отображения в них информации о предыдущих значениях ВР. Однако НСВЗ при их практическом использовании имеет существенный недостаток, связанный с длительностью времени обучения НС.

Идентификация и аппроксимация нестационарных объектов на основе моделей нечеткой логики. В основу построения таких систем анализа на основе моделей нечеткой логики положена идея трансформации динамики процесса в статику методом погружения, для чего нечетко-логическая система дополняется входами обратной связи, на которые подаются задержанные во времени сигналы.

Нечеткая логическая модель реализует нелинейное отображение предшествующих значений ВР в последующее выражение:

$$X(t-1) \times X(t-2) \times \dots \times X(t-k) \rightarrow X(t+1).$$

Реализация данного выражения опирается на нечеткие правила вида “ЕСЛИ <<УСЛОВИЕ>>, ТО <<Действие>>”.

Система анализа данных временных рядов представляет совокупность моделей и методов, поддерживающие на основе задач экстраполяции, интерполяции, извлечения и использования свойств информации, БД и БЗ и прогнозирования ВР.

В качестве базовой предлагается гранулярная модель, представляющая собой систему нечетких функций-перцепций, позволяющая преобразовывать нечеткие множества, поданные на вход модели, в четкие множества на выходе. Перцептивные временные функции представляют правила продукции типа:

$$\text{“If } X \text{ is } T_k \text{ then } Y \text{ is } S_k \text{”},$$

где T_k – значение лингвистической временной переменной X ;

S_k – лингвистический терм - описание функции Y при X , равном T_k .

Идентификация и аппроксимация нестационарных объектов на основе нейро-нечетких сетей. Развитием линейных, нелинейных моделей интеллектуального анализа СВП является использование нейро-

нечетких сетей (ННС), позволяющих интегрировать априорные знания в модель.

Нами предложен подход, основанный на лингвистическую аппроксимацию ВР путем сопоставления ему нечеткого ВР с последующим выявлением в нем нечетких тенденций.

Идея построения модели анализа на основе ННС заключается в нелинейном комбинированном представлении индивидуальных прогнозов $X1 = X1(t + \Delta t)$ и $X2 = X2(t + \Delta t)$, полученных на основе использования двух частных моделей, путем объединения их в логистическую схему:

$$\bar{X}(t + \Delta T) = \omega \cdot \bar{X}1 + (1 - \omega) \cdot X2.$$

Объединение частных прогнозов в единый прогноз осуществляется на основе ННС, обеспечивающий адаптацию балансного коэффициента ω при участии каждой из базовых моделей в общем прогнозе. Первая модель позволяет на основе внутренней динамики предыстории процесса аппроксимации и прогнозировать поведение ВР на длительный период времени. Вторая модель, основанная на НС, реализует идею использования нелинейной авторегрессии общего вида и обеспечивает краткосрочное прогнозирование ВР на основе детальной информации, ближайших к текущему моменту времени. В результате синтезированная модель позволяет путем подходящего подбора балансного коэффициента ω , гибко учитывать влияние на общий результат прогноза, как детальной информации о поведении процесса, так и укрупненной информации обо всей его предыстории.

ННС выполняет ряд простых правил, позволяющих корректировать значение балансного коэффициента в зависимости от ошибок прогнозирования базовых моделей на предыдущих итерациях.

Примерами таких нечетких правил, входящих в БЗ ННС, являются следующие:

Если $\varepsilon1$ – МАЛАЯ и $\varepsilon2$ – БОЛЬШАЯ, то ω – УМЕНЬШИТЬ

Если $\varepsilon1$ – БОЛЬШАЯ и $\varepsilon2$ – МАЛАЯ, то ω – УВЕЛИЧИТЬ

Если $\varepsilon1$ и $\varepsilon2$ – МАЛЫЕ, то ω НЕ ИЗМЕНЯТЬ

ННС работает по принципу нечеткого регулятора, основанного на системе правил, обеспечивающих корректировку балансного коэффициента после каждой итерации работы прогнозирующей модели.

Механизм функционирования ННС. Для анализа нечеткий $X(t)$ в момент времени $t \in T$ начинается с интерпретации нечетких правил, входящих в БЗ, значениями признаков, вычисленных на участках его монотонного возрастания или убывания, предшествующих моменту времени t .

Нечеткий вывод по каждому из правил осуществляется путем умножения нечеткого вектора, указанного в заключение правила и

характеризующего прогнозируемый тренд ВР, на скаляр, соответствующий значению истинности.

Агрегирование результатов осуществляется путем объединения нечетких векторов по правилам нечеткого сложения векторов, а дефазификация – путем дефазификации каждой координаты нечеткого вектора.

На рис. 1 в качестве примера приведена структура ННС, основанная на два простейших правила:

П1: “Если в течение $[t - \Delta t, t] = \tau 1$ наблюдается $Q = \alpha 1$, то в течение $[t, t + \Delta t] = n1$ наблюдается $q = m1$ ”;

П2: “Если в течение $[t - \Delta t, t] = \tau 2$ наблюдается $Q = \alpha 2$, то в течение $[t, t + \Delta t] = n2$ наблюдается $q = m1$ ”.

Слой 1 предназначен для фазификации входных значений, характеризующих параметры признаков ВР. Выходы слоя представляют собой значения функций принадлежности (ФП) признака нечеткого тренда q и его продолжительности.

Слой 2 предназначен для агрегирования степеней истинности предпосылок каждого из правил в соответствии с операцией Т-нормы и вычисления степени истинности предпосылок.

Слой 3 реализует вывод по каждому из правил.

Слой 4 выполняет агрегирование и дефазификацию нечеткого выхода.

В качестве второй базовой модели, используется многоуровневая нейросеть прямого распространения и НС с обратными связями, чьи скрытые и выходные нейроны копируются во времени в модули задержки сигналов [3].

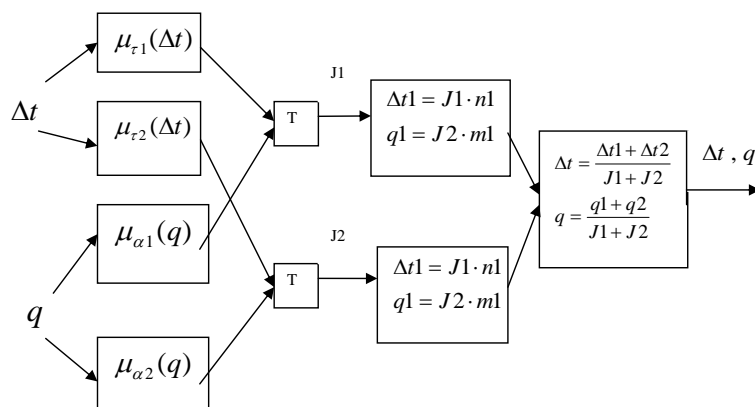


Рис. 1. Структура ННС на основе двух правил

Экспериментальное исследование. Для доказательства практических достоинств ННС в задачах идентификации и аппроксимации нестационарных объектов проведены следующие эксперименты:

- исследование возможности ННС, связанного с идентификацией объекта неизвестного порядка и структуры. Выход ННС задаётся рекурсивным выражением

$$y(t+1) = \frac{y(t)}{1 + y(t+1)^2 + y(t+2)^2} + 0.3 \cdot u(t) + 0.7 \cdot u(t-1),$$

зависящим от двух предшествующих входов и трех предыдущих выходов.

Для тестирования использованы входные значения, генерируемые на основе зависимостей:

$$u(t) = 0.4 \cdot \sin(3\pi / 250) \cdot \cos(\pi / 50) + 0.6 \cdot \cos(3\pi / 250) \quad t \leq 500$$

$$u(t) = 0.6 \cdot \sin(\pi / 125) + 0.2 \cdot \sin 2(\pi / 25) + 0.2 \cdot \cos(\pi / 50) \quad 500 \leq t \leq 100$$

В качестве тестовой выступает модель типа Сугено, а ФП гауссовы. БЗ включает 23 нечетких правил. Обучение ННС осуществляется по алгоритму обратного распространения, количество итераций 5000, коэффициент обучения 0,5 при случайных входных данных, равномерно распределенных в интервале $[-2, +2]$.

Таким образом, разработанная методика построения систем интеллектуального анализа и обработки данных на основе ННС может использоваться для решения широкого круга задач, представленных ВР.

Синтез ННС с традиционными моделями анализа ВР расширяет возможности последних за счет использования в них эвристических правил, позволяющих усилить известные методологии эффективными приемами по выявлению в исходных данных долговременных зависимостей, сложных временных сдвигов и нелинейностей.

Исследование показало, что технологии на основе ННС в задачах анализа СВП, превосходят по точности прогноза многие классические модели при работе с высокочастотными экспериментальными данными и лучше других методов работают на экспериментальных данных.

Литература

1. Джуманов О.И. Синтез алгоритмов отбора информативных признаков для распознавания нестационарных объектов по модели сверхбольшой выборки // «Илмий тадқиқотлар ахборотномаси» илмий-назарий, услубий журнал. – Самарқанд: СамДУ, 2012. - №3 (73) – 28-34 б.
2. Минаев Ю.Н., Филимонова О.Ю., Лиес Б. Методы и алгоритмы решения задач идентификации и прогнозирования в условиях неопределенности в нейросетевом логическом базисе. – М.: Горячая линия – Телеком, 2003. – с.34-67.
3. Ярушкина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем: Учебное пособие. – М.: Финансы и статистика, 2004. – с.67-88

Сведения об авторах

*Джуманов Олимжон Исраилович, кандидат технических наук,
доцент, заведующий кафедры информационных технологий СамГУ,
Тел.: +998915326574,
e-mail: olimjondi@mail.ru*

*Хасанов Умид, магистрант Самаркандского государственного
университета по специальности «Информационные технологии в
образовании»
Тел.: +998933004101,
e-mail: umid_0111@inbox.ru*

Секция: Техника йўналишидаги олий ўқув юртларида замонавий
ахборот-коммуникацион технологиялари ва таълим жараёнида улардан
фойдаланишнинг долзарб муаммолари;