

Take big red block  
 CLAUSE  
 VG NG  
 VB IMPER ADJ ADJ NOUN  
 TAKE (VB IMPER)  
 BIG (ADJ SIZE)  
 RED (ADJ COLOR)  
 BLOCK (NOUN)

*Рис.7. Результат трансляции предложения*

Как видно из рисунка (см. рис.7) «Мультитранслятор» построил дерево разбора и выделил определенные признаки, которые необходимы при дальнейшем семантическом анализе предложения. Так, глагол обозначен как повелительный (IMPER), а прилагательные big и red как прилагательные размера и цвета соответственно.

Использование возможностей среды «Мультитранслятор» вместе с нейросетевым подходом для обучения системы и преодоления неоднозначностей естественного языка позволяет расширить возможности применения «Мультитранслятора», в том числе и для построения системы многоязыковой трансляции речевых сообщений.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Чернухин Ю.В., В.Ф. Гузик, Р.В. Фадеев. Исследование продукционных систем искусственного интеллекта на программном комплексе «Мультитранслятор». – Таганрог. 2005. – 145 с.
2. Виноград Т. Программа, понимающая естественный язык. – М.: Мир, 1976. – 294 с.
3. Чернухин Ю.В., Крамарь М.В. Проблемы использования многоязыковой трансляции в контекстно-зависимых языковых средах. – Таганрог. 2007.

**А.Н. Шабельников, В.А. Шабельников**

### НЕЙРОСЕТЕВЫЕ И НЕЧЕТКО-ЛОГИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ВРЕМЕННЫХ ПРОЦЕССОВ\*

Искусственные нейронные сети (ИНС) являются одним из наиболее успешных инструментов анализа временных процессов и рядов (ВР). Теоретическим основанием для использования нейросетевых моделей в области анализа временных рядов служит фундаментальная теорема Такенса [1], которая, основываясь на принципе повторяемости наблюдений, позволила дать утвердительный ответ о принципиальной возможности прогнозирования будущих значений ВР на основе конечного числа его предшествующих значений.

Теорема Такенса предполагает использование в качестве прогнозирующей математической модели авторегрессионную модель общего вида, представленную в форме нелинейной авторегрессии:

$$x(t+d) = \psi(x(t), x(t-1), \dots, x(t-l), \eta_1, \eta_2, \dots, \eta_k), \quad (1)$$

\* Работа выполнена при поддержке РФФИ, проекты № 07-01-00075 и № 07-07-00010

где  $d$  – лаг прогнозирования;  $l$  – ширина окна погружения;  $k$  – количество независимых переменных.

Формула (1) позволяет прогнозирование ВР свести к типовой задаче нейроанализа – аппроксимации функции нескольких переменных по заданному набору примеров путем погружения ряда в многомерное пространство.

Ниже на рис.1 приведена общая схема нейросети, реализующей метод погружения, называемой нейронной сетью с временной задержкой (НСВЗ).

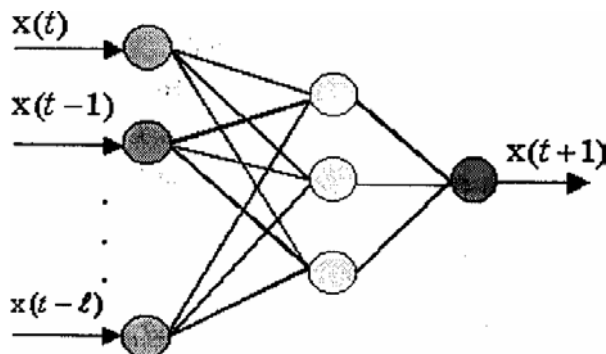


Рис.1. Нейронная сеть прямого распространения с временным окном как нелинейная авторегрессионная модель

Существенным развитием НСВЗ являются рекуррентные ИНС, отличающиеся от НСВЗ наличием петель обратной связи. Это позволяет им моделировать данные ВР, учитывая контекст функционирования непосредственно самой модели в виде предшествующих значений ВР, сгенерированных сетью, и используя его как часть последующих входов сети. Типичными представителями рекуррентных ИНС являются сеть Jordan-а, представленная на рис.2,а и сеть Elman-а, представленная на рис.2,б.

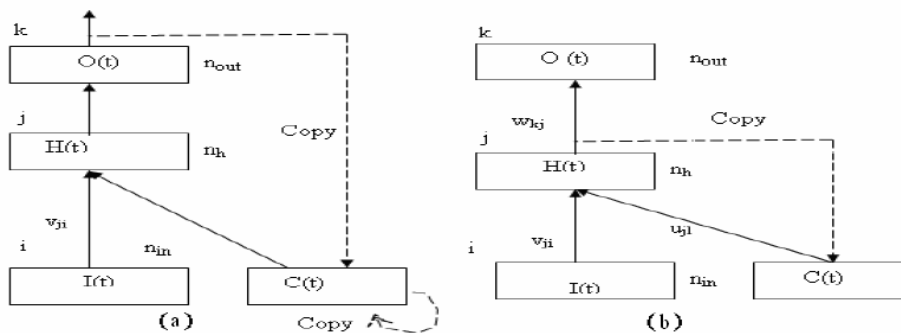


Рис.2. Сеть Jordan (а) и сеть Elman (б)

Рекуррентные ИНС, как впрочем и НСВЗ, при их практическом использовании в задачах прогнозирования временных рядов имеют ряд недостатков, связанных обучением, а именно, требуют длительного времени обучения и имеют повышенную склонность к зависаниям. Этого недостатка в значительной мере лишены рекуррентные ИНС специального вида, предложенные в [1] и получившие название мультиконтекстных рекуррентных ИНС (МКРС).

Архитектура МКРС показана на рис.3. Она состоит из четырех слоев: входного, скрытого, выходного, и мульти-контекстного. Предложенная архитектура, объединяя в себе характерные черты сетей Elman-а и Jordan-а, тем не менее, имеет отличительную черту – ее мульти-контекстные слои связаны напрямую с выходным слоем, что уменьшает зависимость выхода сети от скрытых слоев и ускоряет процесс обучения.

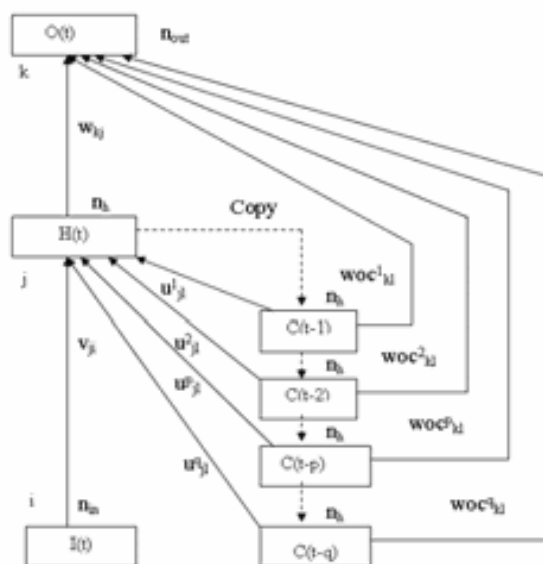


Рис.3. Архитектура мультиконтекстной рекуррентной нейросети.

Нечетко-логические системы (НЛС) как средство моделирования ВР представляют собой, в определенной мере, альтернативу нейросетевым моделям. НЛС, являясь, как и ИНС, универсальными нелинейными аппроксиматорами данных, могут быть использованы в качестве инструмента реализации нелинейной авторегрессионной модели, описывающей динамику исследуемого процесса. Однако, в отличие от ИНС, функционирование которых осуществляется по принципу “черного ящика”, НЛС, опираясь на легко интерпретируемую лингвистическую информацию, представленную в форме правил, обеспечивают возможность эффективной интеграции априорных знаний в модель исследуемого процесса. Последнее качество оказывается чрезвычайно важным при работе со слабо структурированными процессами, дефицит информации о которых может быть частично восполнен априорными экспертными знаниями, представленными в форме нечетких правил в НЛС.

Для исследования динамических процессов используется специальный класс НЛС, позволяющих описывать динамику процесса. По аналогии с рекуррентными ИНС, в основу построения динамических НЛС положена идея трансформации динамики процесса в статику методом погружения. С этой целью обычная НЛС дополняется входами обратной связи, на которые подаются задержанные во времени сигналы. Полученная таким образом нечеткая система реализует нелинейное отображение предшествующих значений временного ряда в последующие:

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

Реализация выражения (2) в НЛС опирается на известный формализм нечеткой логики, представляющий общий каркас для моделирования четкой или нечеткой информации, ядром которого являются нечеткие правила вида “ЕСЛИ <<УСЛОВИЕ>>, ТО <<Действие>>”. Предусловия и заключения правил содержат, соответственно, предшествующие и последующие значения ВР, представленные в виде лингвистических термов. Функционирование НЛС сводится к реализации частных импликаций по каждому из правил, с последующим объединением результатов для получения конечного решения. Полученное нечеткое решение путем дефаззификации может быть преобразовано в конкретное прогнозируемое значение ряда.

Модуль дефаззификации, являющийся, как правило, обязательным элементом общей структуры любой НЛС, для нечетких систем, реализующей процесс нелинейной авторегрессии, оказывается не обязательным. Это связано с тем, что для задач, связанных с прогнозированием ВР, нет необходимости приведения результатов к четкому значению. Более того, с целью повышения устойчивости и надежности работы системы оказывается полезным оставлять промежуточные результаты нечеткого вывода непосредственно в том виде, в котором они были получены на предшествующих итерациях, и использовать их в качестве входных данных для прогнозирования ряда на последующих итерациях. Нечеткий вывод, реализованный на входных данных, представленных не в виде конкретных числовых значений, а в виде нечетких подмножеств таких значений, получил название несинглетного нечеткого вывода.

НЛС с несинглетным выводом, являясь обобщением традиционных НЛС, предоставляют легко поддающийся математической обработке инструмент для работы с неопределенностью на входе, как при непосредственном функционировании нечетких систем, так и при их обучении. Будучи предложенными впервые в работах [2], НЛС с несинглетным выводом в настоящее время все чаще находят применение в самых разнообразных приложениях.

Пример сетевой структуры динамической НЛС с несинглетным выводом приведен ниже на рис.4.

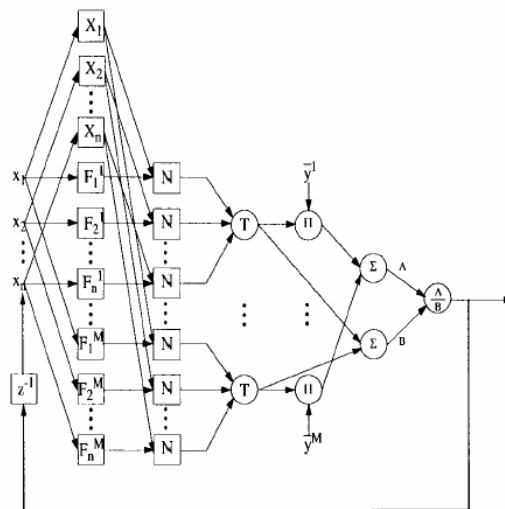


Рис.4. Сетевая структура динамической НЛС с несинглетным выводом с  $M$  правилами  $(n-1)$  внешними входами и одним входом обратной связи  $X_n$

Экспериментальные исследования с динамическими НЛС с несинглетным выводом показали, что они обладают несомненными преимуществами перед соответствующими статическими нечеткими системами в задачах моделирования процессов неизвестного порядка и структуры. В значительной степени это обусловлено наличием дополнительного входа обратной связи, позволяющего более корректным образом отражать в модели динамику процесса при неизвестной его структуре. Кроме того, были сделаны попытки рассмотреть динамические НЛС с точки зрения их принадлежности к общему семейству нелинейных авторегрессионных моделей скользящего среднего. Результаты показали, что при прогнозировании ВР, оперируя компонентами авторегрессионной модели совместно со скользящим средним, динамические МНЛС имеют более малую среднеквадратическую ошибку предсказания, чем соответствующие статические нечеткие системы.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Huang B.Q.*, Tarik Rashid and M-T. Kechadi. Multi-Context Recurrent Neural Network for Time Series Applications // INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTATIONAL INTELLIGENCE. VOLUME 3, NUMBER 1, 2006. p.p. 1304-2386.
2. *Mendel J.*, *Mouzouris G.* Non-Singleton fuzzy logic systems: Theory and application", IEEE Trans. Fuzzy Syst., vol. 5. pp. 56-71, Feb. 1997.

**В.В. Лисяк, Н.К. Лисяк**

#### **СТРУКТУРНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ЗАДАЧИ ПРОКЛАДКИ ПЕЧАТНОГО МОНТАЖА\***

Существенно (на несколько порядков) можно повысить производительность решения комбинаторно-логических задач конструкторского проектирования ЭА либо за счет их реализации в суперЭВМ с перестраиваемой архитектурой [1,2], либо в виде специализированного сопроцессора на базе однородной среды [3-5]. Общие принципы и основные технические решения обеих подходов во многом близки, т.к. базируются на структурной реализации алгоритмов решения оптимизационных задач конструирования. Многообразие методов и алгоритмов решения, например, таких задач как компоновка конструктивных элементов, размещение конструктивных элементов одного иерархического уровня в конструктивных элементах следующего иерархического уровня и прокладка электрических соединений печатного монтажа, ставит проблему выбора базового эффективного метода решения указанных задач для реализации его на структурном уровне. Можно обойтись без проблемы выбора, если пойти по пути создания универсального для данного класса задач сопроцессора или набора макроопераций для супер-ЭВМ, однако этот путь представляется малоэффективным по следующим соображениям.

Многообразие алгоритмов решения комбинаторно-логических задач конструкторского проектирования ЭА возникло вследствие стремления найти компромисс между временем решения задачи большой размерности и качеством результата решения в условиях хронической нехватки ресурсов ЭВМ. В результате возникли алгоритмы последовательные, итерационные, использующие метод ветвей и границ, симплекс-метод, основанные на методах генетического поиска и др. Недостатки этих классов алгоритмов широко известны, а метод, известный под об-

\* Работа выполнена при поддержке РФФИ (гранты № 07-01-00511, № 06-01-81018) и программ развития научного потенциала высшей школы 2006-2008 гг. (РНП.2.1.2.3193, РНП 2.1.2.2238).