



УДК 004.942  
ГРНТИ 27.35

## МОДЕЛИРОВАНИЕ ДИНАМИКИ АТМОСФЕРНЫХ ПРОЦЕССОВ НА БАЗЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

*М.Г. МАТВЕЕВ, доктор технических наук, профессор,  
ВУНЦ ВВС «ВВА имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж)  
Е.А. СИРОТА, кандидат физико-математических наук,  
ВУНЦ ВВС «ВВА имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж)  
В.В. СИНЮКОВ, кандидат технических наук,  
ВУНЦ ВВС «ВВА имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж)  
О.Р. БАЛАБАН  
ВУНЦ ВВС «ВВА имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж)*

В настоящей работе проводится анализ и исследование возможности применения методики построения иерархической нейронной сети для прогнозирования динамики процессов изменения атмосферной температуры, а также сравнение полученных результатов с прогнозированием рассматриваемых процессов на базе сети многослойный перцептрон.

Ключевые слова: динамика атмосферных процессов, моделирование, многомерные временные ряды, искусственные нейронные сети.

### DYNAMICS MODELING OF ATMOSPHERIC PROCESSES BASED ON THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

*M.Y. MATVEEV, Doctor of Technical Sciences, Full Professor  
MESC AF "N.E. Zhukovsky and Y.A. Gagarin Air Force Academy" (Voronezh)  
E.A. SIROTA, Candidate of Physico-Mathematical Sciences  
MESC AF "N.E. Zhukovsky and Y.A. Gagarin Air Force Academy" (Voronezh)  
V.V. SINJUKOV, Candidate of Technical Sciences  
MESC AF "N.E. Zhukovsky and Y.A. Gagarin Air Force Academy" (Voronezh)  
O.R. BALABAN  
MESC AF "N.E. Zhukovsky and Y.A. Gagarin Air Force Academy" (Voronezh)*

This work reveals the usage possibility analysis and investigation of the hierarchical neural network constructing method to predict the process dynamics of change in atmospheric temperature. The obtained results are compared with the prediction of the considered process on the basis of the multilayer perception.

*Keywords:* atmospheric process dynamics, modeling, multivariate time series, artificial neural network.

#### **Введение и постановка задачи**

В настоящее время аппарат искусственных нейронных сетей активно используется при решении задач прогнозирования временных рядов и, в ряде случаев, предоставляет ощутимые преимущества по отношению к традиционным методам, основанных на построении статистических моделей данных. Ряд таких преимуществ обусловлен наличием у нейронных сетей свойств к обобщению информации, возможностью распараллеливания процесса обработки, а также таких свойств как отказоустойчивость,



адаптивность, нелинейность [1]. Для большинства реальных процессов, описываемых как нестационарные случайные последовательности, характерно изменение основных статистических параметров таких как, например, математическое ожидание или дисперсия, с течением времени. Необходимо отметить, что изменение этих параметров происходит достаточно медленно относительно динамики изменения самого процесса. В этом случае одним из возможных подходов к задаче прогнозирования является использование иерархических нейросетевых архитектур, что позволяет учитывать как динамику изменения статистических параметров случайного процесса, так и динамику изменения самого процесса. В конечном счете, можно ожидать, что применение иерархически организованных нейронных сетей позволит повысить точность прогноза при решении задачи прогнозирования нестационарной случайной последовательности.

Целью настоящей работы явился анализ возможности применения ранее разработанной методики построения иерархической нейронной сети [2] для прогнозирования динамики процессов изменения атмосферной температуры.

### Экспериментальная часть

Одной из основных задач метеорологии является анализ динамических процессов изменения атмосферной температуры. При этом рассматриваются скалярные поля температуры в трехмерном пространстве земной атмосферы. Дискретное представление этого пространства – трехмерная сетка с постоянными шагами по меридианам, параллелям и расстоянию от поверхности земли. Изменение температуры в узлах сетки рассматривается как случайный процесс, порождающий временной ряд температур. Динамика температуры в каждом узле сетки с конкретными пространственными координатами может быть описана в следующем виде

$$x_{ij}(t+1) = a_{ij}x_{ij}(t) + a_{i-1,j}x_{i-1,j}(t) + a_{i+1,j}x_{i+1,j}(t) + a_{i,j-1}x_{i,j-1}(t) + a_{i,j+1}x_{i,j+1}(t),$$

где  $x(t) = (x_{i-1,j}; x_{i,j}; x_{i+1,j}; x_{i,j-1}; x_{i,j+1})$  - вектор значений температуры в окрестности узла  $ij$ ,  $a_{i-1,j}; a_{i,j}; a_{i+1,j}; a_{i,j-1}; a_{i,j+1}$  - неизвестные параметры модели ВАР, подробно представленной в [3].

В самом общем случае может рассматриваться задача прогнозирования нестационарной временной последовательности вида

$$y_{t+1} = F(y_t, u_t) + \xi_t, \quad t = 1, 2, \dots, \quad (1)$$

где  $y_{t+1}$  – состояния рассматриваемого процесса в момент времени  $t+1$ ;  $u_t$  – вектор известных дополнительных управляющих параметров, позволяющий конкретизировать условия проведения наблюдений на каждом шаге;  $\xi_t$  – вектор, учитывающий воздействие случайных факторов.

Часто управляющий параметр меняется существенно медленнее, чем основной (таким параметром, например, может быть коэффициент корреляции случайного процесса), поэтому модель (1) можно представить в виде

$$y_t = F(y_{t-1}, u_{s-1}) + \xi_t, \quad s = \varphi(t) = [t/\Delta N] + 1, \quad t = 1, 2, \dots$$

$$u_s \cong u_i = const, \quad s = i, \quad (i-1)\Delta N \leq t < i\Delta N,$$



где символ  $[...]$  означает целую часть числа;  $\Delta N$  – шаг изменения управляющего параметра. Относительно переменной  $u_s$  во многих случаях можно предположить, что

$$u_s = \Phi(u_{s-1}) + \tilde{\xi}_s, \quad s = \varphi(t), \quad s = 1, 2, \dots, \quad t = 1, 2, \dots$$

где  $\tilde{\xi}_s$  – вектор, учитывающий воздействие случайных факторов.

Таким образом, математическая модель исходного процесса может быть представлена как модель двух иерархически вложенных процессов [2].

В нашем случае, в качестве параметра, позволяющего конкретизировать условия проведения наблюдений, предлагается взять средние значения атмосферной температуры на укрупненном масштабе

$$\tilde{x}_{kl}(t+1) = b_{kl}\tilde{x}_{kl}(t) + b_{k-1,l}\tilde{x}_{k-1,l}(t) + b_{k+1,l}\tilde{x}_{k+1,l}(t) + b_{k,l-1}\tilde{x}_{k,l-1}(t) + b_{k,l+1}\tilde{x}_{k,l+1}(t). \\ k = [i/\Delta N] + 1, \quad i = 1, 2, \dots; \quad l = [j/\Delta N] + 1, \quad i = 1, 2, \dots,$$

$\tilde{x}_{kl}(t)$  – среднее значение температуры, посчитанное в квадрате нового масштаба,  $\Delta N$  – шаг изменения управляющего параметра, т.е. по сути – это размер ячейки в укрупненном масштабе.

В случае решения задачи прогнозирования для нашей модели будем использовать двухуровневую иерархическую нейронную сеть, архитектура которой представлена на рисунке 1.

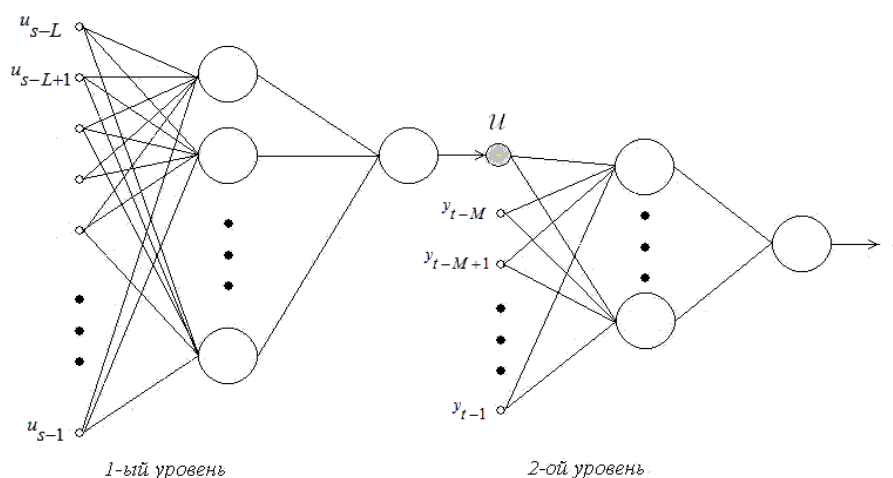


Рисунок 1 – Архитектура двухуровневой иерархической нейронной сети

Первый иерархический уровень (понимаемый как «медленная нейронная сеть») предназначен для прогнозирования параметра  $u$ , который является управляющим для векторов входа второго иерархического уровня. В общем случае, каждый иерархический уровень сети может иметь несколько скрытых слоев. В нашей задаче каждый иерархический уровень имеет два слоя нейронов.

Для первого иерархического уровня сети вектор входа имеет длину  $m = L$ , то есть вектор входных значений определяется как  $u = (u_{s-L}, u_{s-L+1}, \dots, u_{s-1})^T, s > L$ . Вектор выхода имеет длину  $m = 1$ , и, соответственно выходной вектор определяется как  $u = u_s$ .



Выходное значение сети первого иерархического уровня  $u = u_s$  является управляющим параметром для сети второго иерархического уровня (понимаемый как «быстрая нейронная сеть»). Таким образом, вектор входа второго иерархического уровня имеет длину  $m = M + 1$ , а вектор входных значений сети второго уровня или «быстрой нейронной сети» формируется следующим образом:

$$\bar{x} = (y_{t-M}, y_{t-M+1}, \dots, y_{t-1}, u)^T.$$

Вектор выхода имеет длину  $m = 1$ , и, соответственно выходной целевой вектор определяется как  $x = x_t$ .

Таким образом, сеть второго иерархического уровня осуществляет прогнозирование с учетом полученного на выходе сети первого уровня управляющего параметра. Методика обучения иерархической нейронной сети подробно описана в [2].

Для экспериментальной апробации использовались статистические данные реанализа параметров атмосферы за 2008 год, приведенные к среднесуточным значениям. Рассматривались процессы изменения температуры при геопотенциале 300 ГПа в узле сетки с координатами  $-70^\circ$  северной широты;  $2,5^\circ$  восточной долготы.

В нашей задаче входным вектором для сети первого уровня является вектор средних значений температур, посчитанных в восьми смежных областях, окружающих центральную,  $X = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_8)^T$ , где  $\tilde{x}_i, i = 1..8$  - среднее значение температуры в  $i$ -ой области (т.е. среднее значение в укрупненном масштабе, в нашем случае вся координатная сетка была разбита на квадраты по 25 точек в каждом, размер может варьироваться). Количество выходных нейронов равно единице. На выход сети первого уровня подается среднее значение температуры центральной области.

Выходное значение сети первого иерархического уровня является управляющим параметром для сети второго иерархического уровня (так называемой «быстрой нейронной сети»). Таким образом, вектор входных значений сети второго уровня состоит из значения температур в точках  $ij - ij+1 - ij-1 - i-1j - i+1j$ , а также управляющего параметра  $u$  - среднего значения температуры в этом (центральном) квадрате. Таким образом, сеть второго иерархического уровня осуществляет прогнозирование значения температуры в узле  $ij$  на следующий день с учетом полученного на выходе сети первого уровня дополнительного параметра – среднего значения температуры в этом квадрате на следующий день.

Для обучения сети использовалась инструментальная среда MATLAB 10. В качестве функций активации входного и скрытого слоя использовалась сигмоидальная функция «logsig», для выходного слоя линейная функция «purelin». Обучение ИНС производилось с помощью алгоритма Levenberg-Marquardt («trainlm»).

Для обучения второго иерархического уровня была также выбрана сеть многослойный перцептрон с четырьмя скрытыми слоями. В качестве функций активации входного и скрытых слоев использовалась сигмоидальная функция «logsig», для выходного слоя линейная функция «purelin». Обучение ИНС производилось с помощью алгоритма Levenberg-Marquardt («trainlm»).

### Заключение

Результаты сравнения работы обычной ИНС, иерархической ИНС, а также прогнозной модели метеорологической системы на базе уравнения векторной авторегрессии с переменными параметрами с признаком классификации – направление вектора градиента [3] представлены в таблице 1.



Таблица 1 - Сравнительный анализ работы различных моделей

Вид модели	$R^2$	MAPE
Иерархическая ИНС	0,93	2,2 %
Обычная ИНС	0,86	2,5%
Модель метеорологической системы на базе уравнения векторной авторегрессии с переменными параметрами	0,82	2,48%

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский // – М.: Финансы и статистика, 2004. 344 с.
2. Сирота Е.А. Прогнозирование нестационарных временных последовательностей на основе иерархических многослойных нейронных сетей / Е.А. Сирота // Журнал «Информационные технологии», 2014. №1. С.67–71.
3. Матвеев М.Г. Модель анализа динамики векторного метеорологического процесса / М.Г. Матвеев, Михайлов В. В., Семенов М. Е., Сирота Е. А. // Вестник Воронеж. гос. ун-та. Сер. Системный анализ и информационные технологии, 2013. № 1. – С. 89–95.

## REFERENCES

1. Osovskii S. Neironnye seti dlia obrabotki informatsii / S. Osovskii // – M.: Finansy i statistika, 2004. 344 s.
2. Sirota E.A. Prognozirovaniye nestatsionarnykh vremennykh posledovatel'nostei na osnove ierarkhicheskikh mnogoslnoinykh neironnykh setei / E.A. Sirota // Zhurnal «Informatsionnye tekhnologii», 2014. № 1. S.67–71.
3. Matveev M.G. Model' analiza dinamiki vektornogo meteorologicheskogo protsessa / M.G. Matveev, Mikhailov V. V., Semenov M. E., Sirota E. A. // Vestnik Voronezh. gos. un-ta. Ser. Sistemnyi analiz i informatsionnye tekhnologii, 2013. № 1. – С. 89–95.

© Матвеев М.Г., Сирота Е.А., Синюков В.В., Балабан О.Р., 2017

«Воздушно-космические силы. Теория и практика». Материал поступил в редколлегию 18.05.2017 г.

Матвеев Михаил Григорьевич, доктор технических наук, профессор, старший научный сотрудник научно-исследовательского отдела научно-исследовательского центра (проблем применения, обеспечения и управления авиацией Военно-воздушных сил), Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил «Военно-воздушная академия имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж), Россия, 394064, г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54А, vaiu@mil.ru

Сирота Екатерина Александровна, кандидат физико-математических наук, доцент, научный сотрудник научно-исследовательского отдела научно-исследовательского центра (проблем применения, обеспечения и управления авиацией Военно-воздушных сил), Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил «Военно-воздушная академия имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж), Россия, 394064, г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54А, vaiu@mil.ru

Синюков Виктор Васильевич, кандидат технических наук, начальник научно-исследовательского отдела научно-исследовательского центра (проблем применения, обеспечения и управления авиацией Военно-воздушных сил), Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил «Военно-воздушная академия имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж), Россия, 394064, г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54А, vaiu@mil.ru

Балабан Олеся Руслановна младший научный сотрудник научно-исследовательского отдела научно-исследовательского центра (проблем применения, обеспечения и управления авиацией Военно-воздушных сил), Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил «Военно-воздушная академия имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж), Россия, 394064, г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54А, vaiu@mil.ru