

## НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОД ОЦЕНИВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ СОСТОЯНИЯ ЛЕТАТЕЛЬНОГО АППАРАТА ПО РЕЗУЛЬТАТАМ ИЗМЕРЕНИЙ

Е. М. Будкина

*Представлен теоретический анализ применения нейронных сетей для прогнозирования параметров состояния летательного аппарата по результатам траекторных измерений. На примере оценки значений скорости ракеты-носителя продемонстрирована принципиальная возможность применения нейронных сетей к задачам подобного типа.*

Традиционно задача оценивания параметров состояния ЛА по результатам измерений рассматривается как набор автономно формулируемых задач для каждого входящего параметра системы (подсистемы).

Под понятием параметров состояния можно понимать совокупность изменяющихся в процессе движения, эксплуатации свойств (качеств) ЛА, характеризующих его функциональную пригодность в заданных условиях применения. Под процессом оценивания параметров состояния ЛА будем понимать процесс получения оценок значений параметров системы, то есть задача сводится к задаче прогнозирования [1].

В качестве метода решения поставленной задачи используется метод специализирующийся на искусственных нейронных сетях (НС), актуальность которых подтверждается различными применениями [2].

Интеллектуальные системы на основе искусственных нейронных сетей позволяют с успехом решать проблемы распознавания образов, адаптивного управления, прогнозирования, оптимизации, оценивания, ассоциативной памяти, создания экспертных систем и многих других приложений.

В настоящей статье доказывается принципиальная возможность применения НС к задаче оценивания параметров состояния ЛА по результатам измерений.

### ***Постановка задачи***

Требуется смоделировать нейронную сеть, которая по данным дискретных измерений  $X(t), X(t-1), \dots, X(t-m)$  на ограниченном интервале времени осуществляет прогноз вектора

$X(t)$  на  $p$  тактов вперед, формируя значения оценки  $\hat{X}(t+p)$ .

## Нейросетевая модель оценивания

Для решения задачи выберем трехслойную НС прямого распространения с сигмоидной функцией активации [2] в скрытом слое и линейным сумматором на выходе. Искусственную НС рассматриваем как направленный граф со взвешенными связями, в котором нейроны являются узлами (представлены в виде входов и выходов сети). Функционирование такой сети представляет собой нелинейную зависимость выходных значений от входных [2]:

$$Z = \sum_{i=0}^{N_y} b_i f\left(\sum_{j=0}^{N_x} a_{ij} \cdot x_j\right), \quad (1)$$

где  $Z$  – выход сети;

$N_x$  – число входов сети;

$N_y$  – число промежуточных элементов,  $N_y \geq 2N_x + 1$ ;

$x_j$  – исходные значения сети, ( $j=0, 2, \dots, N_x$ );

$b_i, a_{ij}$  – весовые коэффициенты, ( $j=0, 2, \dots, N_x, i=0, 2, \dots, N_y$ );

$f(s)$ - активационная функция.

Пусть априорно известны значения выходного вектора  $z^k = d^k$  ( $k=1, 2, \dots, N_p$ ), где  $N_p$  – количество примеров. В таком случае задача оценивания сводится к нахождению неизвестных весовых коэффициентов  $b_i$  ( $i=0, 1, \dots, N_y$ ) и  $a_{ij}$  ( $j=0, 1, \dots, N_x$ ), полученных в результате решения системы:

$$d^k = \sum_{i=0}^{N_y} b_i * f\left(\sum_{j=0}^{N_x} a_{ij} * x_j^k\right), \quad (2)$$

где  $k$  – номер примера.

Система имеет единственное решение при выполнении условия наличия не менее  $(N_y + N_y * N_x)$  примеров.

$$E = \frac{1}{2} * \sum_{k=1}^{N_p} (d^k - \hat{z}^k)^2. \quad (3)$$

Составим сумму из среднеквадратичных отклонений величины ошибки  $Z$  реального выхода нейронной сети, от величины  $d$ , желаемого выхода сети:

Очевидно, что задача нахождения весовых коэффициентов сводится к минимизации функции ошибки (3).

Таким образом, построенная нейросетевая модель оценивания находит оценки значений выходных параметров от входных значений [2, 3].

## Построение временных рядов

Исходную постановку задачи можно рассматривать как построение временного ряда. В задачах анализа временных рядов основной целью является прогноз значений переменной, зависящей от времени, на основе ее предыдущих значений. Как правило, прогнозируемая переменная является числовой, поэтому прогнозирование временных рядов – это частный случай регрессии [4].

Значение параметра  $(t+p)$  – такта в общем случае выражается зависимостью:

$$\hat{X}(t+p) = F(X(t), X(t-1), \dots, X(t-m)). \quad (4)$$

Под коррекцией временного ряда будем понимать вычисление значения параметра  $(t+p)$  – такта, полученного на основе предыдущих значений:

$$\begin{aligned} \hat{X}(t+1) &= F_1(X(t), X(t-1), \dots, X(t-m)), \\ \hat{X}(t+2) &= F_2(\hat{X}(t+1), X(t), X(t-1), \dots, X(t-m)), \\ &\dots, \\ \hat{X}(t+p) &= F_p(\hat{X}(t+p-1), \hat{X}(t+p-2), \dots, \hat{X}(t+1), X(t), X(t-1), \dots, X(t-m)), \end{aligned} \quad (5)$$

где  $X(t), X(t-1), \dots, X(t-m)$  - значения дискретных измерений величины  $X$ ,

$\hat{X}(t+p), \hat{X}(t+p-1), \dots, \hat{X}(t+1)$  – прогнозируемые значения величины  $X$ , в соответствующие

моменты времени.

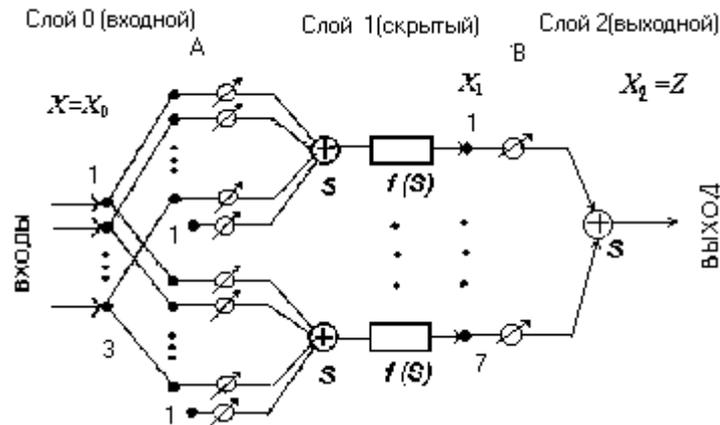
Рассмотренный метод пошагового прогнозирования использует в отличие от ранее используемых не отдельное наблюдение, а их блоки.

### ***Численный эксперимент***

В настоящей работе была смоделирована НС для оценивания параметров ракеты–носителя (РН). Оценивалась скорость РН при выведении 1-й ступени, которое занимает около 200 секунд [5].

Для решения поставленной задачи, была смоделирована трехслойная НС с вырожденным входным слоем, состоящим из 3-х элементов, скрытым слоем, состоящим из 7-ми элементов и одним выходом (рис. 1). В качестве функции активации выходного слоя выбрана линейная функция, которая не имеет уровня активации и не насыщается, и поэтому способна экстраполировать (при этом сигмоидные функции предыдущих слоев предполагают насыщение на более высоких уровнях). Временной ряд строится для дискретных значений скорости с

интервалом времени  $\Delta t = 5$  сек. Обучение проводилось по алгоритму обратного распространения ошибки.



Трехслойная нейронная сеть с последовательными связями.

Рис. 1.

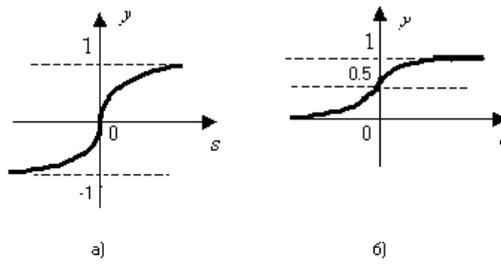
В настоящей модели используются блоки из трех предыдущих значений. Результаты измерений, предшествующие текущему моменту времени  $t$ , используются для обучения сети, т. е. процесс обучения имеет вид:

$$\begin{aligned}
 X(t-m+3) &= F(X(t-m+2), X(t-m+1), X(t-m)), \\
 X(t-m+4) &= F(X(t-m+3), X(t-m+2), X(t-m+1)), \\
 &\dots \\
 X(t) &= F(X(t-1), X(t-2), X(t-3)).
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

Процесс прогнозирования значений параметров для рассматриваемой задачи имеет вид:

$$\begin{aligned}
 \hat{X}(t+1) &= F(\hat{X}(t), \hat{X}(t-1), \hat{X}(t-2)), \\
 \hat{X}(t+2) &= F(\hat{X}(t+1), \hat{X}(t), \hat{X}(t-1)), \\
 &\dots \\
 \hat{X}(t+p) &= F(\hat{X}(t+p-1), \hat{X}(t+p-2), \hat{X}(t+p-3)).
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

Надежность такой проекции уменьшается с увеличением числа тактов  $p$ . На начальном отрезке ряда прогноз сети имеет достаточно хороший вид, затем качество прогноза ухудшается, и функция прогнозирования вырождается в прямую, что является следствием использования в промежуточном слое сети сигмоидную функцию активации, значения которой ограничены (рис. 2,б).



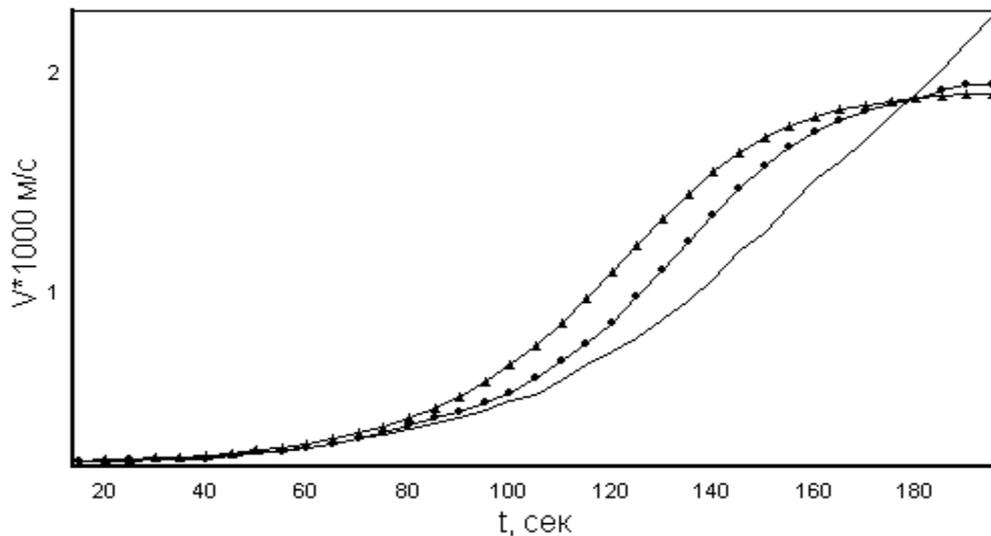
Сигмоидные функции активации:

а) гиперболический тангенс  $\tanh(s) = \frac{1 - e^{-\alpha s}}{1 + e^{-\alpha s}}$  ;

б) логистическая функция  $f(s) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha s}}$  .

Рис. 2.

Результаты моделирования приведены на рис. 3. Участок I ( $T=[0, 30]$ сек.) – участок обучения: до текущего времени  $t=30$ сек. кривые совпадают, т. к. значения этого участка явились исходными данными для обучения. Участок II ( $T=[35, 60]$ сек.) – участок не долгосрочного прогноза (30 сек):  $|z-d|<0,001$  , что является удовлетворительным результатом для задач такого класса. Участок III ( $T>60$ сек.) - долгосрочный прогноз, с увеличением времени, качество прогноза снижается, как было указано выше, в силу того, что логистические функции активации элементов скрытого слоя ограничивают выходное значение сети. Аналогичные выводы можно провести относительно кривой для  $t=50$ сек. Новые измерения увеличивают время прогноза.



Результаты нейросетевого моделирования.

- 1) ——— - график изменения скорости, полученный при измерениях.
- 2) ▲▲▲▲ - график оценки скорости при текущем времени  $t=30$ сек.
- 3) ●●●● - график оценки скорости при текущем времени  $t=50$ сек.

Рис. 3.

Таким образом эксперимент показал целесообразность применения НС к задаче оценивания параметров состояния ЛА по результатам измерений. Предложенный метод в рамках рассмотренной архитектуры НС не применим в режиме работы реального времени.

Для устранения указанного недостатка в дальнейшем будут проведены исследования по модификации предложенного метода в части архитектуры НС и алгоритма обучения в реальном масштабе времени.

### ***Выводы***

В настоящей статье обоснована возможность применения нейросетевой парадигмы к задаче оценивания параметров состояния ЛА по результатам траекторных измерений. Предложенный метод позволяет с достаточной точностью прогнозировать значения параметров летательного аппарата на 30-ти секундном интервале полета, начиная с момента времени последнего измерения, используя блоки предшествующих дискретных измерений .

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Охтилев М.Ю. Основы теории автоматизированного анализа измерительной информации в реальном времени. – С.-Пб.: ВИКУ, 1999.- 210 с.
  2. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. – М.: СП ПараГраф, 1990.- 160 с.
  3. Горбань А.Н., Россияев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. – Новосибирск: Наука, 1996.- 276 с.
  4. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Пер. с англ. – М.: Финансы и статистика, 2001. – 182 с.
  5. Ардашев А.А. и др. Динамика ракеты-носителя “Ангара”./ Пособие по курсовому и дипломному проектированию. – С.-Пб.: ВИККА им. А.Ф. Можайского, 1998.- 197 с.
- 

## СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРЕ

*Будкина Елена Михайловна, старший преподаватель кафедры математического и программного обеспечения информационных систем комплексов и сетей филиала «Восход» Московского государственного авиационного института (технического университета), аспирантка кафедры дифференциальных уравнений Московского государственного авиационного института (технического университета).*

*E-Mail: lenok@baikonur.ru*