

## АПРОКСИМИРУЮЩИЕ НЕЙРОПРЕОБРАЗОВАТЕЛИ НА ОСНОВЕ РЕКУРРЕНТНЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ЧАСТОТНО-ИМПУЛЬСНЫХ СИГНАЛОВ

*Локтюхин В.Н., д.т.н., профессор кафедры биомедицинской и полупроводниковой электроники (БМПЭ)*

*Рязанского государственного радиотехнического университета (РГРТУ), E-mail: mel@rgta.ryazan.ru*

*Челебаев С.В., к.т.н., доцент кафедры БМПЭ РГРТУ, телефон (4912) 92-15-84; E-mail: sergey\_chel\_r@rambler.ru*

**Ключевые слова:** нейрон, нейропреобразование, рекуррентная сеть, аппроксимация, обучение, цифровой код.

### Введение

Важным направлением кардинального повышения точности и надежности цифровой обработки сигналов в информационно-измерительных и управляющих системах с частотными датчиками, используемыми для контроля целого ряда параметров технологических процессов и управления, является развитие функциональных (интеллектуальных) возможностей преобразователей формы информации (ПФИ), осуществляющих совместное аналого-цифровое преобразование и выполнение операции аппроксимации или экстраполяции функции.

Одним из эффективных направлений построения таких преобразователей, называемых далее нейросетевыми ПФИ-аппроксиматорами, а также ИНС-преобразователями, является применение искусственных нейронных сетей (ИНС) [1, 2, 3] – как основы создания устройств цифровой обработки сигналов (ЦОС) со структурой, оперативно обучаемой на выполнение требуемой операции преобразования «аналог – код», совмещаемой, например, с аппроксимацией нелинейной характеристики датчика с целью ее линеаризации с необходимой точностью.

Возможны два основных подхода к нейросетевой организации ИНС-преобразователя для ЦОС, отличающиеся спецификой применения функционально-логического базиса ИНС при реализации операций: преобразования и аппроксимации, как способа реализации нелинейной функции. При первом подходе нейросетевая структура системы ЦОС формируется отдельно для каждой из операций с последовательным соединением преобразователя и аппроксиматора, что приводит к усложнению структуры системы. В связи с этим является актуальным применение второго подхода, при котором структура ИНС-системы преобразования и цифровой обработки сигналов синтезируется как одно целое путем обучения выбранной исходной нейросети на совместное выполнение операции преобразования формы информации с ее математической обработкой, в том числе с аппроксимацией, экстраполяцией, фильтрацией или др.

Далее рассматриваются принципы построения такого рода систем на примере синтеза нейросетевых аппроксимирующе-преобразующих устройств «частота – код» с применением **рекуррентных сетей**.

*Обоснована и реализована возможность применения рекуррентных сетей и их комплексирования с другими видами нейросетей для построения цифровых устройств, осуществляющих выполнение операций аппроксимации и экстраполяции с совместным преобразованием частотно-временных параметров сигналов в цифровой код. Дана процедура синтеза структур аппроксимирующих нейропреобразователей на основе рекуррентной сети с настраиваемыми в ходе ее обучения синаптическими связями между нейронами.*

### Особенности применения рекуррентной сети для реализации операции преобразования частотно-временных параметров сигналов в код

При использовании рекуррентной сети для синтеза устройств преобразования частотно-импульсных сигналов  $x$  в цифровой код  $y_N^*$  с совместной их математической обработкой необходимо учитывать, что информативные параметры  $x \in \{\tau_x, f_x\}$  ( $\tau_x$  – временной интервал,  $f_x$  – частота следования прямоугольных импульсов длительностью  $\tau_x$ ) этих сигналов являются функциями времени  $t$ .

Преобразователи на основе рекуррентных сетей являются устройствами циклического типа, так как результат преобразования можно получить только по истечении фиксированного цикла его формирования, в течении которого определяется значение результата  $y_N^*$ . Поэтому, для того чтобы сформировать результат преобразования на основе работы рекуррентной сети, следует его текущие значения  $y_N^*(t)$  получать в моменты появления либо сигналов тактирования  $T_0$  за величину преобразуемого интервала  $\tau_x$  или периода  $T_x$  (если  $\tau_x \gg T_0$  или  $T_x \gg T_0$ ), либо в моменты, задаваемые периодом  $T_x$  следования импульсов преобразуемой частоты  $f_x = 1/T_x$  за интервал преобразования  $T_{np}$  или измерения  $\tau_{изм}$  (если  $\tau_{изм} \gg T_x$ ). Причем начальная установка и съем результата  $y_N^*$  происходит, например, в начале и конце интервала  $\tau_x$  или  $\tau_{изм}$  соответственно. Таким образом, при решении задачи преобразования "аналог – код" с совместным выполнением операции аппроксимации рекуррентная сеть будет оперировать с последовательностью импульсов, следующих либо с частотой  $f_0$  за интервал  $\tau_x$  (или  $T_x$ ), либо с частотой  $f_x$  за время  $\tau_{изм}$ .

### Особенности архитектуры рекуррентных сетей

Рекуррентные сети представляют собой развитие однонаправленных сетей перцептронного типа за счет введения в них специальных обратных связей [4, 5]. Они могут исходить либо из выходного, либо из скрытого слоя нейронов исходной перцептронной сети. В каждом контуре такой связи

присутствует элемент единичной задержки. В его роли обычно выступает запоминающий элемент (ЗЭ), в частности D-триггер. Благодаря такой связи, входной поток сигналов  $X^1$  распределительного слоя может считаться односторонним, т.е. вектор выходного сигнала  $Z^{(2)}[t-1]$  предыдущего временного цикла рассматривается как априори заданный, увеличивающий размерность входного преобразуемого вектора  $X$  сети. Представленная подобным образом рекуррентная сеть с учетом способа формирования выходного сигнала  $Z^{(2)}[t]$  функционирует как односторонняя перцептронная сеть. Тем не менее, алгоритм обучения такой сети, является достаточно сложным вследствие зависимости сигналов  $z_i^{(2)}[t]$  в момент времени  $t$  от их значений в предыдущие моменты  $t-1, t-2, \dots$ , и соответственно ввиду громоздкой формулы для расчета вектора градиента целевой функции обучения [4].

Среди рекуррентных сетей, в которых в качестве входного элемента используется многослойный перцептрон, наибольшую известность получили RMLP-сеть (Recurrent MultiLayer Perceptron) [5] или сеть Джордана [6], сеть Вильямса-Зипсера [5] и сеть Элмана [6].

RMLP – это динамическая сеть, характеризующаяся запаздыванием преобразуемых  $X$  и выходных  $Z^{(2)}$  сигналов, которые объединяются во входной вектор  $X^1$  сети. Формирование выходных сигналов такой двухслойной сети описывается следующим образом [6]:

$$z_p^{(1)} = F^{(1)} \left( \sum_{l=0}^{D-1} \sum_{j=1}^M w_{l,M+j,p}^{(1)} x_j[(h-l)T] + \sum_{s=1}^R \sum_{i=1}^K w_{l,M+(s-1)K+i,p}^{(1)} z_i^{(2)}[(h-s)T] \right),$$

$$p = \overline{[1, N]}, \quad (1)$$

$$z_i^{(2)} = F^{(2)} \left( \sum_{p=1}^N w_{p,i}^{(2)} z_p^{(1)} \right), \quad i = \overline{[1, K]}, \quad (2)$$

где  $x_j$  – входные сигналы,  $j = \overline{[1, M]}$ ;  $T = T_0$  или  $T = T_x$  – такты работы сети, выбираемые в зависимости от вида  $x_j$ :  $x_1 = x$  – преобразуемый сигнал,  $x_2 = x_{эм}$  – эталон преобразования  $x \rightarrow y_N^*$  (табл. 1), например  $x_{эм} = \Delta x_0 = x_{\max} / 2^m$  для ИНС-преобразователя, в котором  $x \equiv \tau_x$ ;

$h$  – номер такта длительностью  $T$ : например,  $h = 1, 2, \dots, Ent\{x/\Delta x_0\}$ ,  $m$  – количество разрядов позиционного кода  $y_N^*$ ,  $Ent$  – операция определения целой части числа;

$z_p^{(1)}$  и  $z_i^{(2)}$  – выходные сигналы скрытого (1-го) и выходного (2-го) слоев сети;

$D-1$  и  $R$  – число задержек (в тактах) каждого из входных  $x_j$  и выходных  $z_i^{(2)}$  сигналов;

$M$  – число входных сигналов  $x_j$ , а  $N$  и  $K$  – число выходных сигналов  $z_p^{(1)}$  и  $z_i^{(2)}$  1-го и 2-го слоев соответственно;

$F^{(1)}$  и  $F^{(2)}$  – пороговые функции активации;

$w_{p,i}^{(k)}$  – коэффициенты, задающие веса синаптических связей между  $(k-1)$  и  $k$ -м слоем сети.

Вид преобразуемого сигнала  $x \in \{\tau_x, T_x, f_x\}$  для рассматриваемых в данной работе структур ПФИ-аппроксиматоров  $x \rightarrow y_N^*$  (как устройств циклического типа) тесно связан со значением эталонного  $x_{эм}$  или опорного  $x_{он}$  сигналов (табл. 1), заданных в зависимости от  $x$  в виде периода  $T_0$ , частоты  $f_0$  или временного интервала  $\tau_{узм}$ .

В матричной форме совокупность зависимостей (1) и (2), описывающая функционирование двухслойной рекуррентной сети для совместного выполнения операций преобразования и аппроксимации, имеет вид:

$$\begin{cases} Z^{(1)}[hT] = F^{(1)}(W^{(1)T} \cdot X^1[hT]), \\ Z^{(2)}[hT] = F^{(2)}(W^{(2)T} \cdot Z^{(1)T}[hT]), \end{cases}$$

где  $Z^{(1)} = (z_1^{(1)}, z_2^{(1)}, \dots, z_N^{(1)})$ ,  $Z^{(2)} = (z_1^{(2)}, z_2^{(2)}, \dots, z_K^{(2)})$ ,

$$X^1[hT] = [x_1[hT], \dots, x_M[hT], x_1(h-(D-1))T, \dots, z_1^{(2)}(h-1)T, \dots, z_K^{(2)}(h-1)T, z_1^{(2)}(h-R)T, \dots]$$

Для синтеза нейросетевых ПФИ-экстраполяторов в исходном описании рекуррентной сети переменные  $Z^{(1)}$  и  $Z^{(2)}$  определяются для моментов времени  $[t+1]$ .

### Структурная организация ПФИ-аппроксиматора $x \rightarrow y_N^*$ на основе декомпозиции системы на отдельные сети

С целью уменьшения сложности схемы ПФИ-аппроксиматора  $x \rightarrow y_N^*$  на основе рекуррентной сети с заданием переменной  $x$  в виде частоты  $f_x$  или временного интервала  $\tau_x$ , а  $y_N^*$  – в виде позиционного двоичного кода:

$$y_N^* = \beta_m \beta_{m-1} \dots \beta_1 = \sum_{i=1}^m \beta_i \cdot 2^{i-1}, \quad (3)$$

целесообразно при построении структуры преобразователя перейти к представлению  $x$  в виде потока импульсов и осуществить декомпозицию устройства на две нейросетевые компоненты (рис. 1). В качестве первой берется однослойная рекуррентная нейросеть  $x \rightarrow y_n^*[hT]$ , формирующая на своем выходе сигнал в виде число-импульсной последовательности  $y_n^*[hT]$  [7]. Вторую компоненту ПФИ  $x \rightarrow y_N^*$  представляют в виде двухслойной рекуррентной сети, осуществляющей в результате ее обучения собственно операцию линейного или нелинейного преобразования  $y_n^*[hT] \rightarrow y_N^*$  величины  $y_n^*[hT]$  в позиционный код  $y_N^*$  за принятый интервал преобразования.

Следует отметить, что введение указанной декомпозиции также поддерживает решение такой важной задачи, как улучшение сходимости процесса обучения системы и, соответственно, повышение оперативности настройки ПФИ-аппроксиматора на решение новой операции нелинейного преобразования.

Таблица 1

Рекомендации по выбору сигнала  $x_{эм}$  рекуррентных нейропреобразователей  $x \rightarrow y_N^*$

Форма представления $X$	Вид сигнала $x_{эм}$ или $x_{он}$ и его значение	Время преобразования
Временной интервал $\tau_x$	Период $T_0 = \tau_{x_{\max}} / 2^m$	Интервал $\tau_x, \tau_x \gg T_0$
Период $T_x$	Частота $f_0 = 2^m / T_{x_{\max}}$	Период $T_x, T_x \gg T_0$
Частота $f_x$	Интервал $\tau_{узм} = 2^m / f_{x_{\max}}$	Интервал $\tau_{узм}, \tau_{узм} \gg T_0$

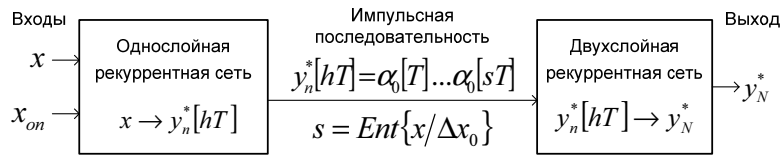


Рис. 1. Структура ПФИ  $x \rightarrow y_N^*$  в виде комплексирования одно- и двухслойной рекуррентных сетей

### Преобразователь $x \rightarrow y_n^*[hT]$ на основе одно-слойной рекуррентной сети (компонента 1)

Первая составляющая ПФИ-аппроксиматора  $x \rightarrow y_N^*$  формирует для второй компоненты переменную  $y_n^* \equiv x$  в виде числа импульсов  $y_n^*[hT]$  как потока единичных сигналов  $\alpha_0[hT] = 1[hT]$ , следующих с периодом  $T$  (причем  $T \in \{T_0, T_x\}$  за интервал  $sT$ ):

$$y_n^*[hT] = \alpha_0[T] \alpha_0[2T] \dots \alpha_0[sT] = \sum_{h=1}^s \alpha_0[hT]. \quad (4)$$

Здесь и далее для ПФИ  $\tau_x \rightarrow y_N^*$  значения  $x \equiv \tau_x$ ,  $x_{on} \equiv T_0$ ,  $s = Ent\{\tau_x/T_0\}$ ; для ПФИ  $f_x \rightarrow y_N^*$  значения  $x \equiv T_x$ ,  $x_{on} \equiv \tau_{изм}$ ,  $s = Ent\{\tau_{изм}/T_x\}$ .

В случае, когда  $x_{on} \equiv T_0$  (см. табл. 1), однослойная рекуррентная сеть  $x \rightarrow y_n^*[hT]$  (см. рис. 1) осуществляет преобразование временного интервала  $\tau_x$  в число-импульсный код  $n_y[hT_0] \equiv \tau_x \cdot f_0$  (где  $f_0 = 1/T_0$ ,  $\tau_x \gg T_0$ ), а когда  $x_{on} \equiv T_x$  – преобразование частоты  $f_x$  в число импульсов  $n_y[hT_x] \equiv f_x \cdot \tau_x$ , где  $f_x = 1/T_x$ ,  $\tau_{изм} \gg T_x$ .

Нейросетевой ПФИ-аппроксиматор  $x \rightarrow y_n^*[hT]$  как рекуррентную сеть целесообразно строить на основе нейрона с пороговой функцией, имеющей переменный порог  $\theta_1^{(1)} = x$ . При этом сеть имеет обратную связь между выходом суммирующего элемента нейрона  $HУ_1^{(1)}$  1-го слоя и нейроном  $HУ_1^{(0)}$  0-го слоя (рис. 2). Описание такой сети имеет вид:

$$\alpha_0[hT] = F_H^{(1)}(v_{11}^{(1)}[hT] \cdot S_1^{(1)}[(h-1)T] + v_{21}^{(1)}[hT] \cdot x_{on}, x), \quad h = \overline{[1, s]}, \quad (5)$$

где  $S_1^{(1)}[0] = 0$ ,  $S_1^{(1)}[hT] = v_{11}^{(1)}[hT] \cdot S_1^{(1)}[(h-1)T] + v_{21}^{(1)}[hT] \cdot x_{on}$  – сумма аналоговых величин;  $h = 1, 2, \dots, s$ ;  $s = Ent\{x/x_{on}\}$ , если, например  $x_{on} = x_{max}/2^m$ ;

$F_H^{(1)}$  – пороговая импульсная функция активации вида:

$$F_H^{(1)}(S_1^{(1)}[t_h]) = \begin{cases} 1(t_h), & \text{если } S_1^{(1)}[t_h] \leq x; \\ 0 & \text{иначе,} \end{cases} \quad (6)$$

где  $S_1^{(1)}[t_h]$  – значения суммы на входе порогового элемента нейрона в дискретные моменты времени (такты)  $t_h = hT$ ;  $T \in \{T_0, T_x\}$ . Для ПФИ типа  $\tau_x \rightarrow n_y$  ( $n_y \equiv y_n^*$ ) такт  $T = T_0$ ,  $h \in \{1, 2, \dots, Ent(\tau_x/T_0)\}$ . Как показано далее, описываемая сеть для первой компоненты реализуется в виде логической схемы "И" [1, 3].

Запоминающий элемент ЗЭ на схеме первой компоненты ПФИ-аппроксиматора отражает временную задержку импульсных сигналов  $\alpha_0[hT]$ , поступающих на вход  $HУ_1^{(0)}$ , относительно  $HУ_2^{(0)}$ .

### Синтез преобразователя $y_n^*[hT] \rightarrow y_N^*$ (компонента 2) на основе двухслойной рекуррентной сети

Построение второй компоненты структуры ПФИ-аппроксиматора  $x \rightarrow y_N^*$  с организацией в виде двухслойной рекуррентной сети, осуществляющей пре-

образование  $y_n^*[hT] \rightarrow y_N^*$  в соответствии с этапами синтеза [1, 2], ведется далее для примера преобразования временного интервала  $\tau_x$  в код  $y_N^*$ , для которого принято  $x \equiv \tau_x$ ,  $x_{on} \equiv T_0$ .

### Этап 1. Выбор архитектуры сети

В основу построения нейросетевой модели преобразователя-аппроксиматора  $y_n^*[hT_0] \rightarrow y_N^*$  с позиционным кодированием  $y_N^*$ , согласно (3), исходно положена двухслойная рекуррентная сеть с однократной задержкой  $T_0$  ее выходных сигналов  $z_1^{(i)}$  в цепи обратной связи. Матричное описание такой сети имеет вид:

$$\begin{cases} Z^{(1)}[hT_0] = F^{(1)}(W^{(1)T} \cdot X'[hT_0]), \\ Z^{(2)}[hT_0] = F^{(2)}(W^{(2)T} \cdot Z^{(1)T}[hT_0]), \end{cases}$$

где

$$X'[hT_0] = [z_1^{(2)}[(h-1)T_0], \dots, z_K^{(2)}[(h-1)T_0], x_1[hT_0], \dots, x_M[hT_0]]$$

– вектор входных сигналов для ее распределительного слоя, состоящий из собственно входных  $x_1[hT_0], \dots, x_M[hT_0]$  сигналов сети и выходных  $z_1^{(2)}[(h-1)T_0], \dots, z_K^{(2)}[(h-1)T_0]$  сигналов 2-го слоя, замкнутых на вход распределительного (0-го) слоя через обратную связь.

Аналитическое описание рассматриваемой сети получается на основе совокупности (1) – (2):

$$z_i^{(2)}[hT_0] = F^{(2)}\left(\sum_r w_{r,i}^{(2)} F^{(1)}\left(\sum_j w_{j,r}^{(1)} z_j^{(1)}[(h-1)T_0] + \sum_j w_{k+j,r}^{(1)} x_j[hT_0]\right)\right), \quad i = \overline{[1, K]}, \quad (7)$$

где  $x_j$  и  $z_i^{(2)}$  – входные и выходные сигналы сети соответственно;

$K$  – число нейронов  $HУ_i^{(2)}$  выходного слоя сети;  $h \in \{1, 2, \dots, s\}$ ,  $s = Ent(x/x_{on})$ ;

$F^{(1)}$  и  $F^{(2)}$  – пороговые функции активации для 1-го и 2-го слоев вида:

$$F^{(l)}(S_i^{(l)}) = \begin{cases} 1, & \text{если } S_i^{(l)} \geq \theta_i^{(l)}; \\ 0 & \text{иначе,} \end{cases} \quad (8)$$

$$\text{где } S_i^{(l)} = \sum_{j=1}^M w_{j,i}^{(l)} \cdot x_j -$$

взвешенная сумма значений  $x_j$  как аргумент функции  $F^{(l)}$ .

В момент  $sT_0$  производится съём результата  $y_N^*$  в виде двоичного набора сигналов  $z_m^{(2)} z_{m-1}^{(2)} \dots z_2^{(2)} z_1^{(2)}$ .

### Этап 2. Определение базовой конфигурации структуры преобразователя

Матрица  $Z^{(2)} = Y_N^*$ , изображенная в виде столбца этих сигналов, отражает результат преобразования как упорядоченную последовательность значений разрядов  $\beta_i$  в виде  $Y_N^* = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m)$  или  $y_N^* = \beta_m \beta_{m-1} \dots \beta_1$  (3).

При преобразовании  $y_n^*[hT_0] \rightarrow y_N^*$  в качестве входного сигнала двух-слойной рекуррентной сети (рис. 2) выступает унитарный код  $y_n^*[hT_0]$ , представляемый потоком импульсов (или единичных бит)  $\alpha_0[hT_0]$ , а также вычисляемые значения разрядов  $\beta_i$  двоично-позиционного кода  $y_N^*$ . Поэтому число нейронов  $\mu_0$  ее входного слоя равно  $m + 1$ , а матрица  $X'$  сети имеет вид:

$$X'[hT_0] = [\beta_1[(h-1)T_0], \dots, \beta_m[(h-1)T_0], \alpha_0[hT_0]]. \quad (9)$$

С учетом количества  $\mu_0 = m + 1$  и  $\mu_2 = m$  нейронов, составляющих входной и выходной слои соответственно, двухслойная рекуррентная сеть (рис. 2), реализующая операцию преобразования  $y_n^*[hT_0] \rightarrow y_N^*$ , описывается на основе совокупности (7) в виде системы:

$$\beta_i[hT_0] = F^{(2)} \left( \sum_{r=1}^{\mu_2} w_{r,i}^{(2)} F^{(1)} \left( \sum_{i=1}^m w_{i,r}^{(1)} \beta_i[(h-1)T_0] + w_{m+1,r}^{(1)} \alpha_0[hT_0] \right) \right), \quad (10)$$

$i = \overline{[1, m]},$

где  $F^{(1)}$  и  $F^{(2)}$  – функции активации вида (8);  $\beta_i[0] = 0$  ( $i = \overline{[1, m]}$ );

$\alpha_0[hT_0]$  – последовательность значений число-импульсного кода  $y_n^*[hT_0]$  (4).

Зависимость (10) в матричной форме для всех разрядов результата  $y_N^*$  примет вид:

$$\begin{cases} Z^{(1)}[hT_0] = F^{(1)}(W^{(1)T} \cdot X'[hT_0]), \\ Y_N^*[hT_0] = F^{(2)}(W^{(2)T} \cdot Z^{(1)T}[hT_0]), \end{cases} \quad (11)$$

где  $X'[hT_0]$  – матрица-строка (9);

$Y_N^*[hT_0] = (\beta_1[hT_0], \beta_2[hT_0], \dots, \beta_m[hT_0])$  – матрица-столбец, состоящая из значений разрядов

$\beta_i[hT_0]$ , образующих результат преобразования  $y_N^*$ ;

$$W^{(1)T} = \begin{bmatrix} w_{11}^{(1)} & w_{21}^{(1)} & \dots & w_{m,1}^{(1)} \\ w_{12}^{(1)} & w_{22}^{(1)} & \dots & w_{m,2}^{(1)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{1,r}^{(1)} & w_{2,r}^{(1)} & \dots & w_{m,r}^{(1)} \end{bmatrix} \text{ и } W^{(2)T} = \begin{bmatrix} w_{11}^{(2)} & w_{21}^{(2)} & \dots & w_{r,1}^{(2)} \\ w_{12}^{(2)} & w_{22}^{(2)} & \dots & w_{r,2}^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{1,m}^{(2)} & w_{2,m}^{(2)} & \dots & w_{r,m}^{(2)} \end{bmatrix} -$$

транспонированные матрицы весовых коэффициентов между распределительным и скрытым, а также между скрытым и выходным слоями сети.

Для рассматриваемой структуры (см. рис. 1) время преобразования  $T_{np}$ , затрачиваемое на формирование результата  $y_N^*$ , определяется исходя из циклического характера преобразования  $x \rightarrow y_n^*[hT_0]$ , согласно зависимостям

$$T_{np} = \tau_x, \quad (12)$$

$$T_{np} = \tau_{изм}, \quad (13)$$

для преобразователей временного интервала  $\tau_x$  и частоты  $f_x$  в код  $N_y$  соответственно. При этом:  $T_{np \max} = \tau_{x \max}$ , если  $x \equiv \tau_x$ ;  $T_{np \max} = \tau_{изм}$ , если  $x \equiv f_x$ .

Съем результата  $y_N^*$  осуществляется по истечении отрезка времени  $T_{np} = \tau_x$  или  $T_{np} = \tau_{изм}$ , отсчитываемого с момента начала преобразования, задаваемого появлением логического сигнала  $\tilde{\tau}_x = 1$  или  $\tilde{\tau}_{изм} = 1$  [3], характеризующего временной интервал  $\tau_x$  или  $\tau_{изм}$ .

Так как максимальная относительная погрешность  $\delta_{np \max}$  преобразования  $x \rightarrow y_N^*$  находится исходя из выражения  $\delta_{np \max} = 1/2^m$ , то зависимость, связывающая  $\delta_{np \max}$  с числом  $\mu_2$  нейронов  $HU_i^{(2)}$  выходного слоя, имеет вид:

$$\delta_{np \max} = 1/2^{\mu_2}.$$

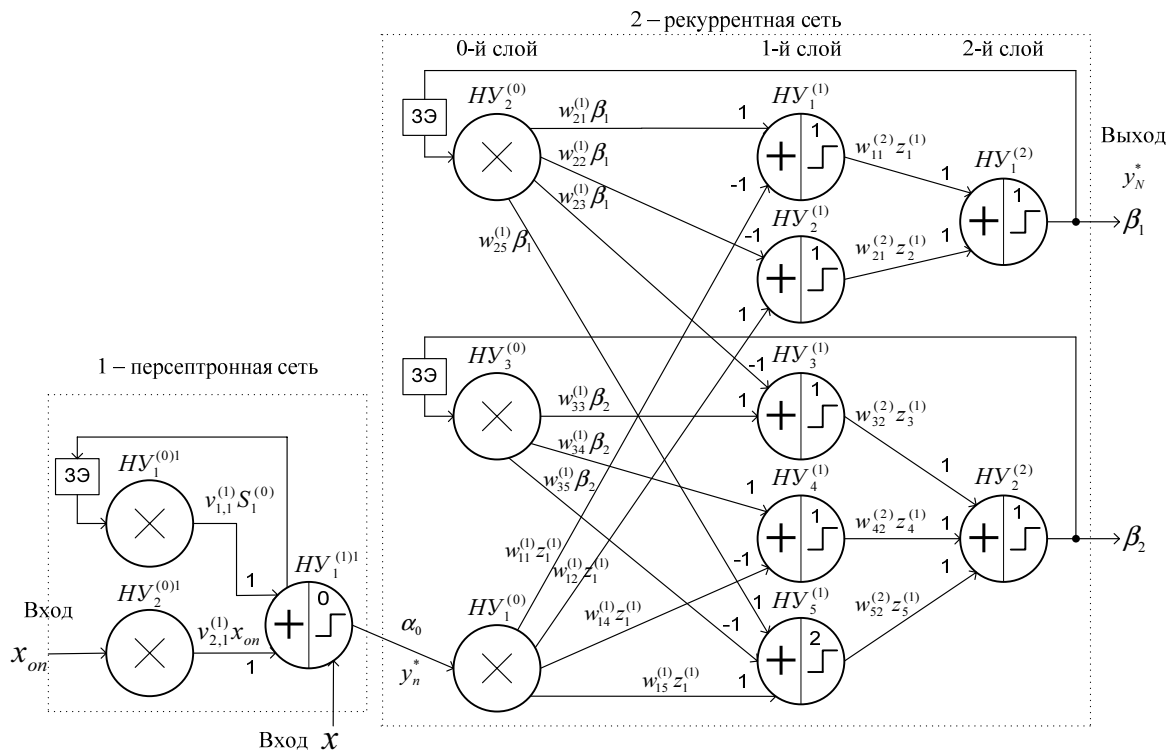


Рис. 2. Структура ПФИ-аппроксиматора  $x \rightarrow y_N^*$  на основе комплексирования персептронной и двухслойной рекуррентной сетей (для  $m = 2$ )

### Этап 3. Обучение ИНС

Для обучения рекуррентной сети со скрытыми слоями, как правило, применяется алгоритм обратного распространения ошибки [5]. Он состоит из следующих шагов.

1. В начальный момент времени  $t = 1$  все нейроны скрытых слоев устанавливаются в нулевое состояние, т.е. их выходные значения равняются нулю.

2. Входной образ подается на сеть и происходит прямое распространение его в нейронной сети.

3. В соответствии с алгоритмом обратного распространения ошибки модифицируются весовые коэффициенты и пороговые значения нейронных элементов.

4. Устанавливается  $t = t + 1$  и осуществляется переход к шагу 2.

Обучение рекуррентной сети производится до тех пор, пока суммарная среднеквадратичная ошибка

$$\varepsilon = \sum_{r=1}^{\mu_1} (d_r^{(1)} - z_r^{(1)})^2 + \sum_{g=1}^{\mu_2} (d_g^{(2)} - z_g^{(2)})^2 + \sum_{i=1}^{\mu_3} (d_i^{(3)} - z_i^{(3)})^2$$

не станет меньше заданной  $\varepsilon_{\text{дон}}$  [5], где  $d_p^{(l)}$  – желаемое значение на выходе нейрона  $HY_p^{(l)}$  ( $p$  и  $l$  – номера нейронов и слоев соответственно).

Полученные в результате обучения сети весовые коэффициенты  $W$ , например, для двухразрядного кода  $y_N^*$ , сформированные для операции линейного преобразования  $y_n^*[hT_0] \rightarrow y_N^*$ , даны на рис. 2. Кроме того, они представлены в виде матриц:

$$W^{(1)T} = \begin{pmatrix} -1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & -1 \end{pmatrix}, \quad W^{(2)T} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}. \quad (14)$$

Значения порогов для активационных функций  $F^{(1)} \div F^{(2)}$  в результате обучения сети равны:

$$\theta_1^{(1)} = 1, \theta_2^{(1)} = 1, \theta_3^{(1)} = 1, \theta_4^{(1)} = 1, \theta_5^{(1)} = 2, \theta_1^{(2)} = 1 \text{ и } \theta_2^{(2)} = 1.$$

На этапе обучения сети экспериментально определено необходимое количество  $\mu_1$  нейронов  $HY_r^{(1)}$  ее скрытого слоя, необходимое для решения поставленной задачи преобразования в зависимости от числа  $m$  разрядов кода  $y_N^*$ :

$$\mu_1(m) = m^2/2 + 3m/2.$$

Количественные значения параметров  $n$ ,  $V$  и  $V_1$  для нейронной сети (см. рис. 1), отражающих возмож-

ные затраты на ее реализацию от числа  $m$  разрядов результата  $y_N^*$ , приведены в табл. 2.

При оценке сложности ПФИ-аппроксиматора  $x \rightarrow y_N^*$  учтены затраты на реализацию запоминающих элементов (ЗЭ), входящих в состав нейронов второго слоя рекуррентной сети. Так, в программируемых логических интегральных схемах (ПЛИС) затраты на реализацию ЗЭ в виде триггера приравнены к затратам на один 2-входовой перцептронный нейрон с цифровыми входами, реализуемый при помощи LUT-таблицы преобразования (Look-Up-Table). Поэтому значение параметра  $n$  (см. табл. 2) берется равным  $2m = m + m$ .

Предложенный ИНС-преобразователь  $x \rightarrow y_N^*$  (см. рис. 1), например, для случая линейного преобразования  $x \rightarrow y_N^*$  отличается по сравнению с известной 3-слойной перцептронной схемой ПФИ [2] малыми аппаратными затратами на свою реализацию. Так, для 12-разрядного преобразователя число нейронов и синаптических связей сокращено примерно в 50 раз, что связано с наличием обратных связей в архитектуре рекуррентной сети.

Структура ПФИ-аппроксиматора  $x \rightarrow y_n^*[hT_0] \rightarrow y_N^*$  (см. рис. 1) может быть использована для построения как линейных, так и функциональных преобразователей частоты  $f_x$  и временного интервала  $\tau_x$  в позиционный код  $N_y$ .

Так, для схемотехнической реализации на ПЛИС нейросетевого ПФИ-аппроксиматора  $\tau_x \rightarrow N_y$ , где  $N_y$  – позиционный код  $N_y = \beta_m \beta_{m-1} \dots \beta_1$ , необходимо вначале от математических величин  $x$ ,  $y_n^*$  и  $y_N^*$  сети (см. рис. 2) перейти к физическим (машинным) переменным  $\tau_x$ ,  $n_y$  и  $N_y$ , а затем – к логическим сигналам  $\tilde{\tau}_x \in \{0, 1\}$ ,  $\alpha_0 \in \{0, 1\}$  и  $\beta_i \in \{0, 1\}$  ( $i = [1, m]$ ). После чего, следует для логических переменных представить операции, выполняемые нейронами в каждом  $i$ -м слое ИНС-устройства, в булевом базисе [8]. Далее осуществляется структурный синтез цифровых схем, реализующих логические операции для выявленных типов однородных нейронов ПФИ-аппроксиматора. При этом каждая их схема представляется в виде двух взаимосвязанных частей: памяти и комбинационной схемы.

В итоге, в результате проведения синтеза ИНС-преобразователя  $\tau_x \rightarrow N_y$ , базирующегося на нейросетевой модели (см. рис. 2) как совокупности  $\tau_x \rightarrow n_y$  и  $n_y \rightarrow N_y$ , сформирована его логическая схема (рис. 3), приведенная для линейного преобразования  $\tau_x \rightarrow N_y$ .

Таблица 2

Значения параметров двухкомпонентной рекуррентной сети (см. рис. 1), отражающих возможные аппаратные затраты на ее реализацию для линейной операции преобразования  $x \rightarrow y_N^*$

Параметр сети	Значение параметра сети		
	1-слойная рекуррентная сеть		2-слойная рекуррентная сеть
	Слой 1		Слой 1
Число $n$ нейронов сети без учета 0-го слоя	1	$\frac{m^2}{2} + \frac{3m}{2}$	$2m = m + m$
Число $V$ ненулевых синаптических связей	2	$\frac{3m^2}{2} + \frac{5m}{2}$	$\frac{m^2}{2} + \frac{3m}{2}$
Число $V_1$ единичных синаптических связей из $V$	2	$\frac{3m^2}{2} + \frac{5m}{2}$	$\frac{m^2}{2} + \frac{3m}{2}$

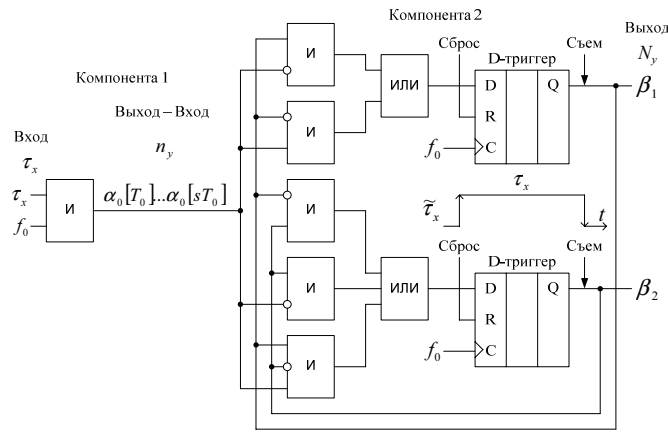


Рис. 3. Логическая схема 2-разрядного ПФИ-аппроксиматора  $\tau_x \rightarrow N_y$ , где  $T_0 = 1/f_0$

Для нейросетевого ПФИ-аппроксиматора  $f_x \rightarrow N_y$  конфигурация схемы (см. рис. 3) не изменяется, однако на тактовые входы D-триггеров следует подать импульсы  $\tilde{f}_x$  преобразуемой частоты  $f_x$ , а на входы схемы "И" первой компоненты – импульсы  $\tilde{f}_x$  частоты  $f_x$  и сигнал  $\tilde{\tau}_{изм}$ , задающий интервал измерения  $\tau_{изм}$ .

**Совместная реализация аппроксимирующей зависимости и операции преобразования  $y_n^*[hT] \rightarrow y_N^*$  на основе двухслойной рекуррентной сети**

Для реализации ПФИ-аппроксиматора  $y_n^* \rightarrow y_N^*$  с нелинейной операцией преобразования в сеть (см. рис. 2) включают запоминающие элементы (ЗЭ), необходимые для задержки значений входной переменной  $y_n^*$ , представленной в виде число-импульсной последовательности  $\alpha_0[T].. \alpha_0[sT]$ . Цепочку ЗЭ целесообразно строить в виде сдвиговых регистров, которые достаточно просто реализуются в ПЛИС на основе ее функциональных генераторов.

На рис. 4 приведена структура нейросетевого ПФИ-аппроксиматора  $y_n^* \rightarrow y_N^*$  со значениями синаптических связей  $w_0$ , полученными в результате обучения сети на реализацию операции нелинейного преобразования, заданной в виде таблицы 3. Единичные значения синаптических связей, показанные на рис. 4, свидетельствуют о том, что схемотехническая реализация нейронов с такими связями будет осуществляться на основе логических схем "И" и "ИЛИ" с прямыми и инверсными входами.

**Заключение**

1. Применение рекуррентных сетей для синтеза нейросетевых аппроксимирующих и экстраполирующих преобразующих устройств "аналог  $\rightarrow$ " позиционный код" позволяет создавать для реализации нелинейных функций с заданной точностью преобразования устройства ЦОС, отличающиеся высокой степенью однородности их нейроузлов и видов связей между ними.

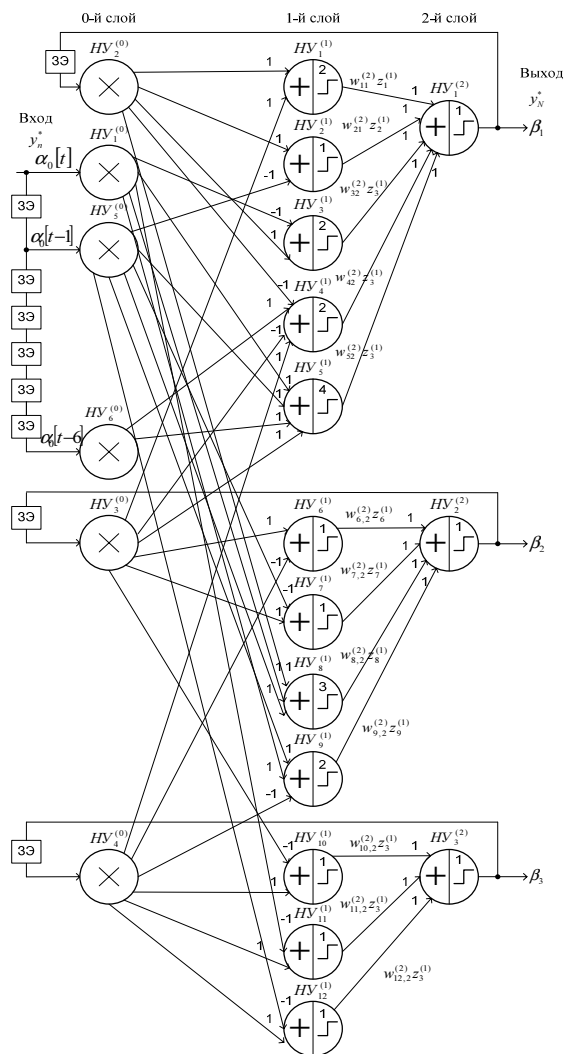


Рис. 4. Структура ПФИ-аппроксиматора  $y_n^*[hT] \rightarrow y_N^*$  на основе 2-слойной рекуррентной сети для реализации нелинейной функциональной зависимости (см. табл. 3) для  $m = 3$

Таблица 3

Табличное представление операции нелинейного преобразования  $y_n^*[hT] \rightarrow y_N^*$

$y_n^*$	0	1	2	3	4	5	6	7
$y_N^*$	-4	-4	-3	-2	0	2	3	3

Это позволяет существенно сократить сроки разработки их электрических и топологических схем, а также значительно повысить процент их выхода при выбранном техпроцессе изготовления микросхем ИНС-преобразователей с повышением надежности их работы в системах цифровой обработки сигналов.

2. Применение нейросетевой организации структуры ПФИ-аппроксиматора позволяет с высокой оперативностью обучать его на реализацию новой функции нелинейного преобразования.

3. Полученные результаты разработки нейросетевых ПФИ-аппроксиматоров могут быть применены для создания экстраполирующих преобразующих устройств, предназначенных для совместного выполнения операций преобразования формы информации и экстраполяции на основе функционально-логического базиса ИНС.

#### Литература

1. Локтюхин В.Н., Челебаев С.В. Нейросетевые преобразователи импульсно-аналоговой информации: организация, синтез, реализация / Под общей редакцией А.И. Галушкина. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 144 с.
2. Локтюхин В.Н., Челебаев С.В. Принципы применения технологии искусственных нейронных сетей для проек-

тирования преобразователей частотно-временных параметров сигналов в код // Датчики и системы. №2, 2006. С. 43-56.

3. Локтюхин В.Н., Челебаев С.В. Методика синтеза преобразователей импульсно-аналоговых сигналов с использованием операций нейросетевого базиса // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. № 10, 2006. С. 57-71.
4. Нейрокомпьютеры в системах обработки сигналов / Под ред. Гуляева Ю.В., Галушкина А.И. – М.: Радиотехника, 2003. – 192 с.
5. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: Учеб. пособие для вузов. Общая ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.
6. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
7. Локтюхин В.Н., Челебаев С.В. Применение перцептронов с переменными порогами при построении структур преобразователей формы информации // Сети, системы связи и телекоммуникации. Материалы 31-й научно-практической конференции. – Рязань, 2006. С. 108-110.
8. Локтюхин В.Н., Челебаев С.В. Нейросетевые преобразователи частотно-временных параметров сигналов в код // Датчики и системы. № 2, 2008. С. 17-22.

### ЛАБОРАТОРИИ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ

в университетах: раздел сайта [www.dsps.ru](http://www.dsps.ru). На сайте:



**РЯЗАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ РАДИОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ:** научная и учебная лаборатории ЦОС и DSP-технологий под руководством д.т.н. проф. Витязева В.В. Направления работ: теория и методы ЦОС, многоскоростная и адаптивная обработка, банки фильтров, обработка сигналов в системах связи, радиолокация и радиовидения, оптимальное проектирование на сигнальных процессорах фирм Texas Instruments, Analog Devices, НПЦ ЭЛВИС.

**ЯРОСЛАВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ:** учебно-научная лаборатория «ЦИФРОВЫЕ ЦЕПИ И СИГНАЛЫ» под руководством д.т.н. проф. Брюханова Ю.А. Направления работ: цифровая обработка изображений и видео; компьютерное зрение; беспроводные сети связи; цифровые радиоприемные устройства; распознавание изображений и речи; спутниковые системы связи; цифровое телевидение; адаптивная обработка сигналов и другие.



Присоединяйтесь к проекту: <http://www.dsps.ru/cosvuz>, [info@dsps.ru](mailto:info@dsps.ru).



### МНОГОМЕРНЫЕ МНОГОСКОРОСТНЫЕ СИСТЕМЫ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ. Чобану М.

В монографии рассматриваются многоскоростные системы, которые используются для обработки многомерных (ММ) цифровых сигналов. Монография является первым систематическим изложением теории и методов неразделимой обработки ММ сигналов на русском языке. Для пояснения материала применяются математические пакеты MATLAB, MAPLE, Singular. Приведены результаты реализации на процессорах общего назначения, сигнальных процессорах фирмы Texas Instruments и графических процессорах nVidia. Подробнее: <http://www.technosphera.ru/363.html>