

УДК 681.325.5

В.Н. Локтюхин, С.В. Челебаев, А.В. Антоненко**АЛГОРИТМЫ НАСТРОЙКИ ПЕРСЕПТРОННЫХ СЕТЕЙ НА ПРЕОБРАЗОВАНИЕ ЧАСТОТНО-ВРЕМЕННЫХ ПАРАМЕТРОВ СИГНАЛОВ В КОД**

Предложен специализированный алгоритм обучения и настройки нейросетевых преобразователей на основе персептронных сетей на задачу нелинейного преобразования «аналог-код». Это исключает итеративное приближение весовых коэффициентов к искомым значениям, что существенно сокращает время настройки. Предложенные этапы обучения учитывают структурные особенности слоев персептронной сети, что снижает аппаратные затраты на реализацию синаптических связей второго и третьего слоя.

Ключевые слова: *нейросетевые преобразователи, частота, временной интервал, код, персептроны, алгоритмы обучения нейронных сетей.*

Введение. В современных измерительных системах широкое распространение получили датчики с представлением измеряемых переменных в виде аналоговой величины x : значений частоты f_x , периода T_x , временного интервала τ_x и амплитуды напряжения U_x . Одним из направлений повышения эффективности этих систем является расширение функциональных (интеллектуальных) возможностей преобразователей формы представления информации (ПФИ), осуществляющих преобразование аналогового сигнала x , поступающего с датчика, в цифровой эквивалент $y^*(x)$ [1]. Одной из таких возможностей является способность преобразователя к реализации различных функциональных зависимостей путем его обучения на новую задачу преобразования.

В связи с этим является целесообразным и актуальным построение ПФИ $x \rightarrow y^*$ с использованием математического аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС), который позволяет получить перенастраиваемые структуры преобразователей формы информации на решение задачи линейного и нелинейного преобразования аналоговой величины (частоты f_x , периода T_x , временного интервала τ_x , напряжения U_x) в цифровой (унитарный n_y и позиционный N_y) код. Важным достоинством нейроматематического описания структур ПФИ является наличие высокой однородности их элементов и связей между ними, что позволяет перейти к их формализованному проектированию.

Предложенная в [1] методика синтеза нейросетевых преобразователей содержит 4 этапа. Наиболее трудоемким из них является этап настройки нейросетевых ПФИ на решение задачи преобразования.

Назначение настройки нейросетевого преобразователя. Под настройкой ИНС-преобразователя понимается совокупность специальных процедур, обеспечивающих на основе нейросетевой модели преобразователя поддержку проведения операций, необходимых для его проектирования.

На этапе структурного проектирования в их перечень включаются такие операции, как выбор алгоритма обучения нейросети и обучающих примеров, а также собственно процедуры обучения и тестирования устройства на решение поставленной задачи преобразования [1]. Далее на схемотехническом этапе производится формирование логической (или электрической) схемы преобразователя и анализ ее эффективности для конкретной микросхемотехнической реализации устройства с необходимыми технико-экономическими параметрами, а при необходимости – коррекция конфигурации и параметров схемы.

Известные стандартные (универсальные) алгоритмы обучения персептронных нейросетей, как правило, основанные на «градиентном спуске» [2, 3, 4, 5], имеют такие недостатки, как: наличие «локальных минимумов»; существенная продолжительность обучения; чрезмерные аппаратные затраты на реализацию; необходимость в проведении коррекции полученных в результате обучения значений весовых коэффициентов синаптических связей и порогов нейронов сети к

виду, удобному для аппаратной реализации. Кроме того, для успешного решения задачи обучения ИНС необходим точный подбор параметров сигмоидальной функции и начальных значений весовых коэффициентов.

В связи с этим возникает задача разработки специализированных алгоритмов обучения ИНС-преобразователей $x \rightarrow y_n^*$. Их применение существенно сократит время на настройку (или перестройку) нейросети преобразователя на выполнение новой функции преобразования.

Далее рассматриваются специализированные алгоритмы обучения и настройки ИНС-преобразователей на основе 3-слойных персептронных

сетей, предназначенные для формирования значений весовых коэффициентов синаптических связей и порогов нейронов.

Назначение настройки нейросетевого преобразователя $x \rightarrow y_N^*$ на основе трехслойного персептрона. На рисунке 1 представлена конфигурация четырехразрядного функционального преобразователя частотно-временного параметра x измеряемого сигнала в двоично-позиционный код

$$y_N^* = y_n y_{n-1} \dots y_1 = \sum_{i=1}^n y_i \cdot 2^{i-1}$$

на основе 3-слойного персептрона [6].

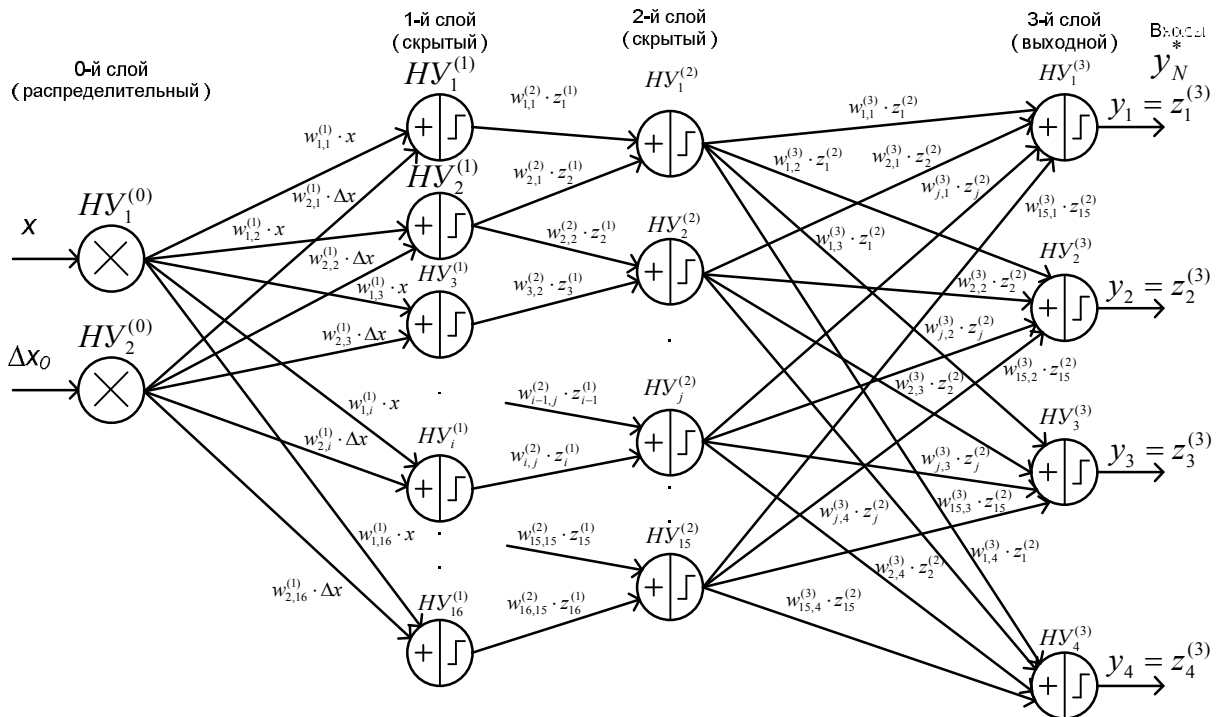


Рисунок 1 – Структурная модель преобразователя $x \rightarrow y_N^*$ на основе трехслойного персептрона

Персептрон (рисунок 1) состоит из четырех слоев нейронов:

- нулевой (входной) слой (содержит нейроны $HU_1^{(0)}, HU_2^{(0)}$) – распределительный, на который подаются преобразуемая x и опорная Δx аналоговая величины;
- первый слой (содержит нейроны $HU_i^{(1)}$) – вычислительный с матрицей весовых коэффициентов $W^{(1)}$;
- второй слой ($HU_j^{(2)}$) – классификационный с матрицей весовых коэффициентов $W^{(2)}$;

- третий слой ($HU_z^{(3)}$) – шифрирующий (комбинационный) с матрицей весовых коэффициентов $W^{(3)}$ [6].

Функционирование нейропреобразователя $x \rightarrow y_N^*$ на основе 3-слойного персептрона (рисунок 1) как аппроксиматора нелинейной функции $y_N^* = \Phi(x)$ описывается посредством математического выражения [6]:

$$y^*(x) = F^{(3)} \left(\sum_j w_{j,z}^{(3)} F^{(2)} \left(\sum_i w_{i,j}^{(2)} F^{(1)} \left(\sum_{p=1}^2 w_{p,i}^{(1)} x_p \right) \right) \right), (1)$$

где $F^{(1)}, F^{(2)}, F^{(3)}$ – функции активации нейронов соответствующих слоев нейросети;

$x_1 = x$ – входной сигнал, x_2 – опорный (эталонный) сигнал, например $x_2 = x_{\max}$ или $x_2 = \Delta x_0 = (x_{\max} - x_{\min})/2^n$;
 $w_{p,i}^{(1)}, w_{i,j}^{(2)}, w_{z,j}^{(3)}$ – весовые коэффициенты первого, второго и третьего слоев нейросети соответственно; $y^*(x)$ – выходной двоично-позиционный код преобразователя, имеющий для четырехразрядного преобразования вид:

$$y^*(x) = y_3 y_2 y_1 y_0.$$

Ниже представлен алгоритм обучения нейросетевых преобразователей частотно-временных параметров сигналов в код на основе трехслойной персептронной сети, поддерживающей ступенчатую аппроксимацию функции $y_N = \Phi(x)$.

Алгоритм обучения трехслойной персептронной сети на решение задачи преобразования $x \rightarrow y_N^*$. Предлагаемый алгоритм содержит 2 этапа.

1. Формирование обучающей выборки.
2. Послойное обучение нейросети.

Этап формирования обучающей выборки состоит из следующей последовательности действий.

1.1. Задание (формирование) функциональной зависимости преобразования $x \rightarrow y_N^*$ как обучающей выборки.

1.2. Разбиение исходного диапазона выходных значений y_N^* на равные диапазоны $\Delta y = 1$, исходя из количества n разрядов преобразователя и способа кодирования результата преобразования, например двоично-взвешенного.

1.3. Определение интервалов $\Delta x_i = x_i - x_{i-1}$ изменения входных значений x и значений аргументов $x_i = \Phi^{-1}(y_i^*)$.

Этап послойного обучения нейросети состоит из следующей последовательности действий.

- 2.1. Обучение первого слоя.
- 2.2. Обучение второго слоя.
- 2.3. Обучение третьего слоя персептронной сети.

1.1. Задание (формирование) функциональной зависимости (график, таблица, математическая формула) преобразования. Исходная функциональная зависимость $y = \Phi(x)$ (рисунок 2) может быть представлена в виде тарировочной характеристики датчика (заданной графически или таблично) или математической

формулы как основы обучающей выборки ИНС-преобразователя. Ввод функции для обучающей системы осуществляется путем ввода значений ординат y для заданных значений x .

График $y^*(x)$ (рисунок 2) отражает операцию нелинейного аналого-цифрового преобразования $x \rightarrow y_N^*$, осуществляемого посредством реализации ИНС-функции (1), аппроксимирующей $y = \Phi(x)$.

На основе исходной зависимости преобразования $y = \Phi(x)$ определяются диапазоны изменения входных $[x_{\min}; x_{\max}]$ и выходных $[y_{\min}; y_{\max}]$ значений сигналов x и y_N^* . Часто реализуемая зависимость предварительно представляется в приведенных диапазонах $[0; x'_{\max}]$ и $[0; y'_{\max}]$ изменения $x' = x - x_{\min}$ и $y' = y - y_{\min}$.

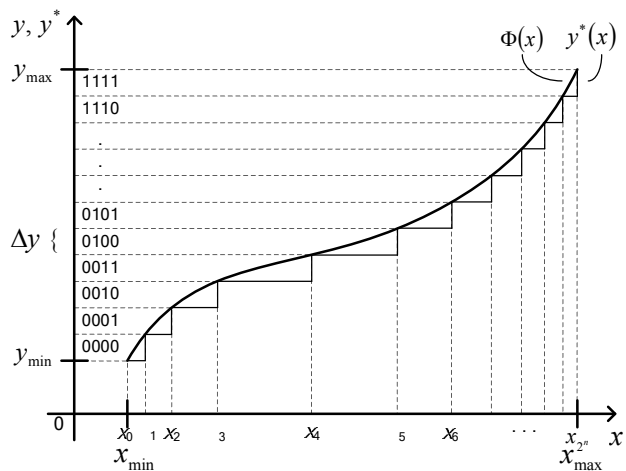


Рисунок 2 – Общий вид функциональной зависимости нелинейного преобразования

1.2. Разбиение исходного диапазона $[y_{\max}, y_{\min}]$ на $k = 2^n$ равных диапазонов.

Исходя из заданного количества n разрядов преобразователя определяется число диапазонов k , на которое нужно разбить область значений $y_i \in [y_{\min}^*, y_{\max}^*]$.

Для двоичного кодирования y_N^* число k определяется по формуле:

$$k = 2^n,$$

где n – требуемое число разрядов кода y_N^* , обеспечивающее аппроксимацию с заданной погрешностью $\delta_{\max} \leq \Delta y / 2^n$, где $\Delta y = 1$.

Далее в соответствии с номером интервала i формируются значения ординат $y_i^* = i \cdot \Delta y$ (см. рисунок 2) по формуле:

$$[i \cdot \Delta y; (i+1) \cdot \Delta y), i = \overline{[0, k-1]}.$$

1.3. Определение границ x_i , выделенных в пункте 2, диапазонов на оси x (см. рисунок 2).

Осуществляется путем определения значений x_i , для которых $y_i = i \cdot \Delta y$, $i = \overline{[0, k]}$. Для линейной операции $x_i = \frac{1}{m_i} \cdot y_i$, где $m_i = \frac{y_{\max}}{x_{\max}}$ – масштабный коэффициент. Полученные значения x_i являются границами входной величины x , принадлежащие одному i -му значению выходного кода. Для нелинейной зависимости $y = \Phi(x)$ значения x_i находятся как $x_i = \Phi^{-1}(y_i^*)$ либо за счет формирования обучающей выборки $y = \Phi(x)$ на основе ее табличного задания как минимум в точках x_i .

2.1. Обучение первого слоя персептронной сети (см. рисунок 1, слой 1).

Нейроны $HU_i^{(1)}$ входного (первого) слоя выявляют значения границ x_i диапазонов изменения преобразуемой величины x . С этой целью $HU_i^{(1)}$ реализуют пороговые функции вида:

$$z_i^{(1)} = \begin{cases} 1, & \text{если } x \geq x_i; \\ 0, & \text{если } x < x_i. \end{cases}$$

Математическое выражение, описывающее работу i -го нейрона первого слоя преобразователя, записывается следующим образом [6, 7]:

$$z_i^{(1)} = F^{(1)}(w_{0,i}^{(1)} \cdot x + w_{1,i}^{(1)} \cdot \tilde{x}_2),$$

где $z_i^{(1)}$ – выход i -го нейрона первого слоя;
 $w_{0,i}^{(1)}, w_{1,i}^{(1)}$ – весовые коэффициенты i -го нейрона первого слоя;
 $F^{(1)}$ – пороговая функция активации нейрона;
 x – входная преобразуемая величина;
 $\tilde{x}_2 = x_{\max}$ – опорная (эталонная) величина как эталон операции преобразования. Для случая преобразование частоты f_x в цифровой код N_y , значение x_{\max} физически задается эталонной частотой $f_0 \geq f_{x_{\max}}$.

Для нахождения в ходе обучения сети значений весовых коэффициентов $w_{j,i}^{(1)}$, задающих синаптические связи для i -го нейрона первого слоя, необходимо решить уравнение:

$$w_{0,i}^{(1)} \cdot x_i + w_{1,i}^{(1)} \cdot \tilde{x}_2 = 0. \quad (2)$$

Поэтому на значения элементов каждого столбца матрицы $W^{(1)}$ при построении ПФИ

«частота-код» накладываются следующие ограничения [8]:

$$\begin{cases} w_{0,i}^{(1)} \cdot f_x \leq |f_{\max}| \\ |\Delta f_0| \leq w_{1,i}^{(1)} \cdot \Delta f_0 \leq |f_{\max}| \end{cases}, \quad i = \overline{[1, 2^n]}, \quad (3)$$

где $\Delta f_0 = f_{x_{\max}} / 2^n$.

Введение ограничений (3) связано с физической невозможностью формирования частот, превышающих максимальную частоту f_{\max} .

Систему (3) в результате подстановки $f_x = f_{x_{\max}}$ можно представить в виде:

$$\begin{cases} w_{0,i}^{(1)} \leq |1| \\ |1| \leq w_{1,i}^{(1)} \leq |2^n| \end{cases}, \quad i = \overline{[1, 2^n]}. \quad (4)$$

В уравнении (2) имеются две неизвестные переменные ($w_{0,i}^{(1)}, w_{1,i}^{(1)}$), поэтому нужно задаться одной из них. Учитывая условия (4), коэффициент $w_{0,i}^{(1)}$ примет значение $w_{0,i}^{(1)} = 1$. В этом случае будут выполняться ограничивающие условия, накладываемые на весовые коэффициенты нейронов первого слоя.

После подстановки в выражение (2) значений

$$w_{0,i}^{(1)} = 1, \quad i = \overline{[1, 2^n]}, \quad (5)$$

и выразив значения $w_{1,i}^{(1)}$, в результате такого преобразования получаются значения:

$$w_{1,i}^{(1)} = -\frac{x_i}{\tilde{x}_2}, \quad i = \overline{[1, 2^n]}. \quad (6)$$

Приведенный алгоритм обучения первого слоя сети также применим для преобразователя $x \rightarrow y_n^*$ на основе однослойного персептрона, использующего унитарный способ кодирования y_n^* :

$$y_n^* = \alpha_1 \alpha_2 \dots \alpha_{k-1} = \sum_{i=1}^{k-1} \alpha_i,$$

где $y_n^* \in \{000\dots 0, 100\dots 0, 110\dots 0, \dots, 111\dots 1\}$,

k – число комбинаций унитарного кода y_n^* .

2.2. Обучение второго слоя сети (см. рисунок 1). Выходы нейронов второго слоя показывают принадлежность входного значения к одному из, выделенных в пунктах 1.2-1.3 диапазонов. Для этого каждому нейрону второго слоя необходима информация о пересечении входной величиной границ j -го выделяемого диапазона (рисунок 3). Таким образом j -му нейрону второго слоя требуется подать выходы нейронов первого слоя, выделяющих границы j -го диапазона, а информация от остальных

нейронов первого слоя ему не нужна ($j = [0, 2^n - 1]$). Весовые коэффициенты от остальных нейронов первого слоя принимаются равными нулю.

Математически выражение для входа j -го нейрона второго слоя можно записать в следующем виде:

$$z_j^{(2)} = F(w_{i,j}^{(2)} \cdot z_i^{(1)} + w_{(i+1),j}^{(2)} \cdot z_{i+1}^{(1)}),$$

где $F^{(2)}$ – пороговая функция активации нейрона;

$z_i^{(1)}, z_{i+1}^{(1)}$ – выходы нейронов первого слоя, выделяющих j -й диапазон характеристики;

$w_{i,j}^{(2)}, w_{(i+1),j}^{(2)}$ – весовые коэффициенты j -го нейрона второго слоя, принимающие значения 1 и -1 соответственно.

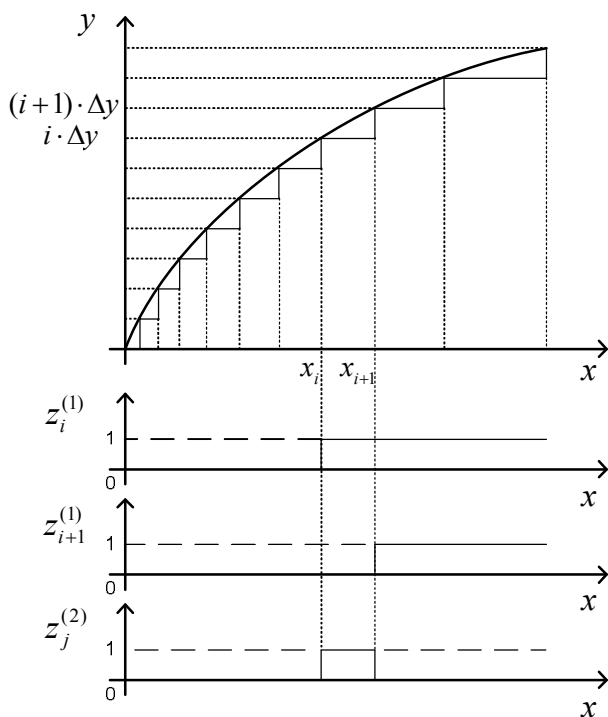


Рисунок 3 – Механизм выделения j -го диапазона нейроном второго слоя

В этом случае нейрон второго слоя аппаратно реализуется логической функцией «И» с необходимым количеством инверсных входов (рисунок 4).

Приведенные алгоритмы обучения первого и второго слоев сети применимы для преобразователя $x \rightarrow y_n^*$ на основе двухслойного персептрона, использующего унитарный классификационный способ кодирования y_n^* в диапазоне $100...0, 010...0, \dots, 000...1$ в виде:

$$y_n^* = \psi_1 \psi_2 \dots \psi_k,$$

в котором определенное $(s+1)$ -е положение единственного единичного разряда ψ_{s+1} отражает значение преобразуемой частоты f_x , т.е.: $\psi_{s+1} = 1$, если $f_x \in [f_{x_s}; f_{x_{s+1}})$, и $\psi_{s+1} = 0$ иначе; причем $s = Ent\{f_x / \Delta f_0\} \in \{0, 1, 2, \dots, k-1\}$; $\Delta f_0 = f_0/k$; k – число разрядов кода y_n^* .

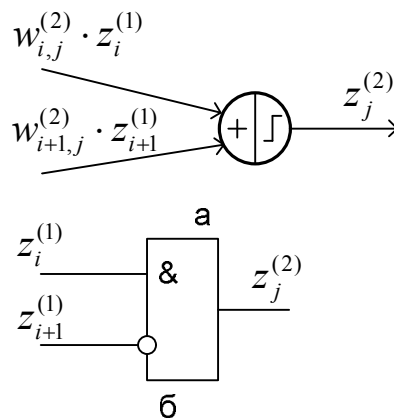


Рисунок 4 – Нейрон второго слоя сети преобразователя (а – математическая модель, б – его логическая схема)

2.3. Обучение третьего слоя сети. Третий слой персептронной сети, настраиваемой на задачу преобразования аналоговой величины в код, выполняет функцию шифратора данных в двоично-позиционный код. Выходы слоя математически можно описать выражением:

$$z_z^{(3)} = \sum_j w_{j,z}^{(3)} \cdot z_j^{(2)}, \quad z = [1, n], \quad j = [1, 2^n],$$

где $z_z^{(3)}$ – выходы третьего слоя сети преобразователя;

$z_j^{(2)}$ – выходы второго слоя сети преобразователя;

$w_{j,z}^{(3)}$ – весовые коэффициенты, задающие веса синаптических связей между нейронами второго и третьего слоев сети, которые обеспечивают шифрование данных в двоично-позиционный код. Веса задаются выражением:

$$w_{z,j}^{(3)} = \left[\frac{j}{2^z} \right] \% 2, \quad (7)$$

где $\%$ – операция нахождения остатка от целочисленного деления;

$[]$ – оператор целочисленного деления;

$j = [1, 2^n]$ – номера нейронов второго слоя сети преобразователя;

$z = [1, n]$ – номера нейронов третьего слоя сети преобразователя.

Пример обучения трехслойного персептрона на задачу преобразования частоты в двоично-позиционный код. Общий вид функ-

ции нелинейного преобразования задается следующим выражением:

$$y^* = \Phi(x).$$

В качестве примера приводится обучение трехслойного персептрона на задачу преобразования частоты в двоично-позиционный код с функцией преобразования $\sin(x)$ на интервале $\left[0; \frac{\pi}{2}\right]$. Так как в реальных задачах преобразования частота изменяется в некотором определенном диапазоне, то функция преобразования в математическом виде запишется следующим образом:

$$N_y = \sin\left(\pi \cdot \frac{x-a}{b}\right), \quad (8)$$

где x – преобразуемая величина;
 a, b – параметры функции преобразования.

При переходе от математических параметров функции преобразования к частотным параметрам функция преобразования (8) принимает вид:

$$N_y = \sin\left(\pi \cdot \frac{f_x - f_a}{f_b}\right),$$

где N_y – значение физической переменной, эквивалентной входной величины;
 f_x – входная преобразуемая частота;
 f_a, f_b – параметры функции преобразования.

В примере пусть интервал изменения входной частоты будет равным интервалу $[100, 600]$ (Гц). Таким образом, функциональная зависимость обучаемого преобразователя примет вид (рисунок 5):

$$N_y = \sin\left(\frac{\pi \cdot (f_x - 100)}{1000}\right). \quad (9)$$

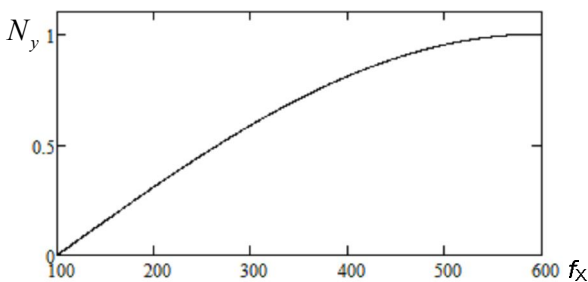


Рисунок 5 – Функция преобразования (9)

Далее осуществляется поэтапное обучение на основе приведенной выше последовательности.

1. Рассматривается функция преобразования.

Определяются границы исходных диапазонов изменения входных и выходных

сигналов:

$$f_{\min} = 100 \text{ Гц}, f_{\max} = 600 \text{ Гц}, Y_{\min} = 0, Y_{\max} = 1.$$

Рассматривается четырехразрядный преобразователь, т.е. $n = 4$, а число элементарных диапазонов $k = 2^n = 16$. Исходя из этого можно определить вес младшего разряда кода:

$$\Delta Y = \frac{Y_{\max} - Y_{\min}}{k} = \frac{1}{16} = 0,0625.$$

2. Выделяются элементарные диапазоны выходных значений.

Каждому из выделяемых элементарных диапазонов:

$$[i \cdot 0,0625; (i+1) \cdot 0,0625), \quad i = \overline{[0, 15]}$$

соответствует определенный выходной код.

3. Определяются границы элементарных диапазонов.

Границы выделенных во втором пункте диапазонов на оси изменения частоты f_x определяются из выражения:

$$f_{x_i} = 100 + 1000 \cdot \arcsin(i \cdot 0,0625) / \pi, \quad i = \overline{[0, 16]}.$$

Тем самым полностью определены элементарные диапазоны характеристики и соответствующие им выходные коды (таблица 1).

Таблица 1 – Элементарные диапазоны функции преобразования и соответствующие им коды

Номер диапазона, j	Элементарные диапазоны по оси f_x , Гц	Код, соответствующий элементарному j -му диапазону
1	[100;119,9)	0000
2	[119,9;139,8)	0001
3	[139,8;160,0)	0010
4	[160,0;180,4)	0011
5	[180,4; 202,5)	0100
6	[202,5;224,2)	0101
7	[224,2;245,9)	0110
8	[245,9;267,7)	0111
9	[267,7;292,5)	1000
10	[292,5;317,4)	1001
11	[317,4;342,2)	1010
12	[342,2;370,2)	1011
13	[370,2;404,4)	1100
14	[404,4;441,6)	1101

Продолжение таблицы 1

15	[441,6;486,8)	1110
16	[486,8;600)	1111

значения весовых коэффициентов нейронов первого слоя:

$$W^{(1)} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & \dots & 1 & 1 \\ -0,167 & -0,20 & -0,23 & -0,267 & \dots & -0,811 & -1 \end{bmatrix}$$

4. Обучение первого слоя сети.

В качестве опорной величины используется максимальная входная частота $f_{\max} = 600\text{Гц}$. С помощью выражений (5) и (6) получаются

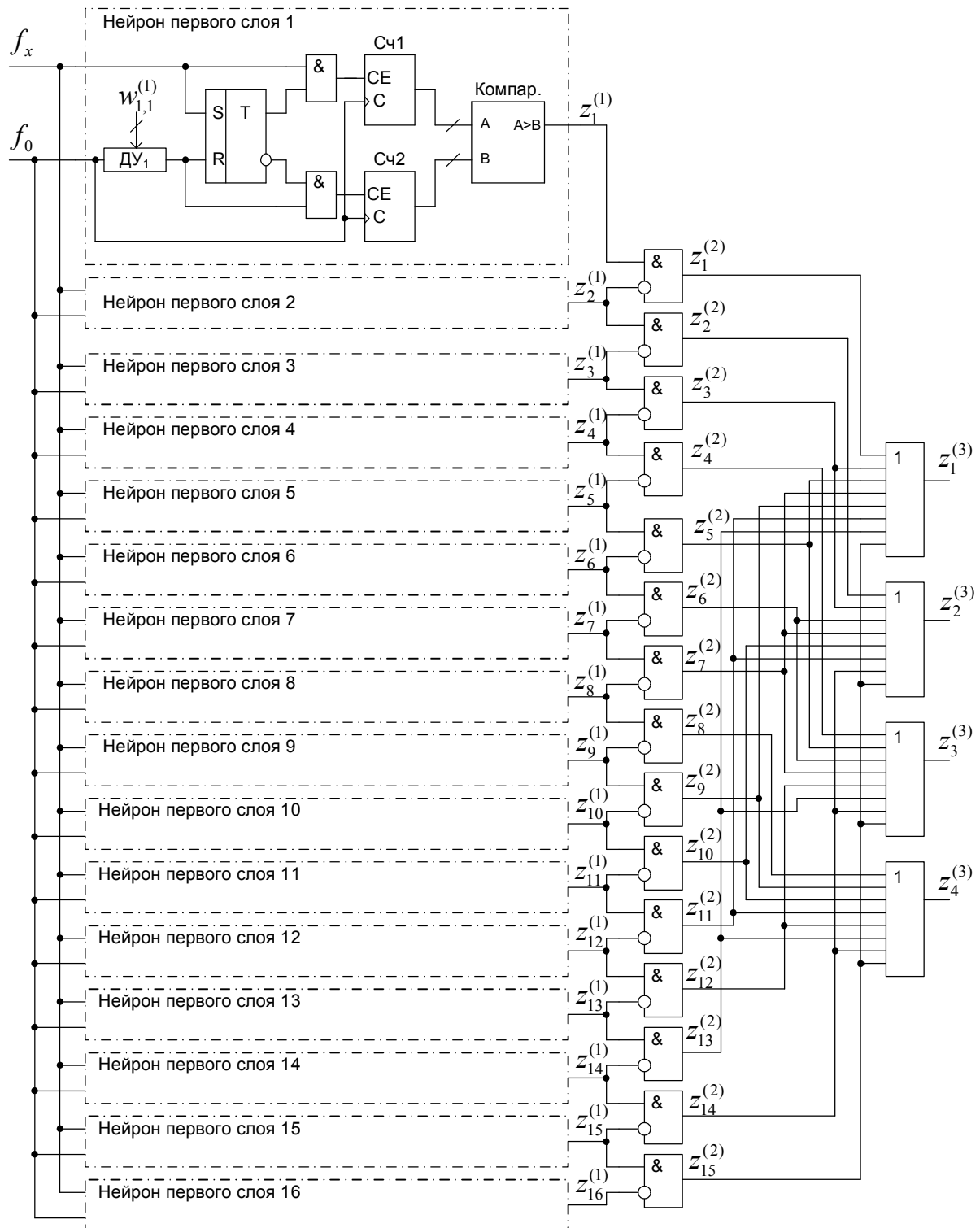


Рисунок 6 – Логическая схема четырехразрядного преобразователя частоты в позиционный код на основе трехслойного персептрона

5. Обучение второго слоя сети.

Как было сказано выше, каждый нейрон второго слоя выделяет j -й элементарный диапазон изменения входной величины (в данном случае частоты f_x), которому соответствует определенный цифровой код на выходе преобразователя. Весовые коэффициенты нейронов второго слоя связывают их с нейронами первого слоя, выделяющими границы этого j -го элементарного диапазона. В этом случае получаются следующие значения весовых коэффициентов:

$$W^{(2)T} = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ \dots & & & & & & & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & -1 \end{pmatrix}$$

6. Обучение третьего слоя сети.

Вычисление значений весовых коэффициентов нейронов третьего слоя сети производится с помощью выражения (7), на основании которого получаются значения:

$$W^{(3)T} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & \dots & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \dots & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Таким образом, получены весовые коэффициенты нейронов всех слоев сети, на основе которых можно построить логическую схему преобразователя, представленную на рисунке 6.

Заключение. Приведенный специализированный алгоритм обучения и настройки нейросетевых преобразователей позволяет проектировать преобразователи формы информации на основе перцептронных сетей на задачу нелинейного преобразования «аналог-код», не прибегая к стандартным обучающим алгоритмам при настройке и (или) перенастройке функционального преобразователя на реализацию новой функции преобразования. Это исключает итеративное приближение весовых коэффициентов к искомым значениям, что существенно сокращает

время настройки. Предложенные этапы обучения учитывают структурные особенности слоев перцептронной сети, что снижает аппаратные затраты на реализацию весовых коэффициентов второго и третьего слоя, в отличие от стандартных алгоритмов обучения сетей, рассчитанных в основном на программную реализацию.

Этапы обучения отдельных слоев перцептронных преобразователей могут применяться для обучения однослойного (обучение первого слоя) и двухслойного (обучение первого и второго слоя) перцептронов.

Библиографический список

1. Локтюхин В.Н., Челебаев С.В. Принципы применения технологии искусственных нейронных сетей для проектирования преобразователей частотно-временных параметров сигналов в код // Датчики и системы. №2. 2006. С. 43-56.
2. Уоссермен. Нейрокомпьютерная техника. – М.: Мир, 1992.
3. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: Учеб. пособие для вузов / Общ. ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.
4. Осковский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
5. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. Учеб. пособие для студ. высш. учеб. заведений. – М.: Издательский центр "Академия", 2005. – 176 с.
6. 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.
7. 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.
8. Антоненко А.В., Челебаев С.В. Коррекция весовых коэффициентов и порогов нейронов при обучении двухслойного перцептрона на решение задачи преобразования частоты в цифровой код с классификационным способом кодирования // Межвузовский сборник научных трудов: Физика полупроводников. Микроэлектроника. Радиоэлектронные устройства. Рязань: РГРТУ, 2007. С.47-57.