

УДК 621.396

А.В. Смирнов

## ОЦЕНКА ПАРАМЕТРОВ ГЛАЗКОВОЙ ДИАГРАММЫ ПО ПЕРЕХОДНОЙ И АМПЛИТУДНО-ЧАСТОТНОЙ ХАРАКТЕРИСТИКАМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

*Российский технологический университет, Москва, Россия*

*Исследована возможность оценки ширины и высоты глазка глазковой диаграммы (ГД) с применением искусственных нейронных сетей (ИНС). С этой целью выполнено моделирование более 750 примеров каналов связи с различными передаточными функциями. Для каждого примера сформирована ГД путем свертки случайной последовательности импульсов с импульсной характеристикой канала и измерены ее параметры. Полученные результаты использованы для обучения ИНС, входными переменными которых являются параметры переходной характеристики: длительность задержки, длительность фронта, величина выброса и длительность колебательного процесса, а также значение АЧХ на частоте, равной половине тактовой частоты. Для каждого оцениваемого параметра отобрано несколько ИНС для разных поддиапазонов входных переменных. Среднеквадратическая погрешность оценки искомым параметром ГД с помощью этих ИНС составляет 2 - 4%. Коэффициент корреляции оценок и известных значений более 0,98. При этом достигается значительный выигрыш в затратах времени на расчет по сравнению с получением значений ширины и высоты глазка путем моделирования ГД. Изложенный метод может использоваться в процессе оптимизации характеристик канала связи в случаях, когда параметры ГД входят в целевую функцию.*

**Ключевые слова:** глазковая диаграмма, переходная характеристика, амплитудно-частотная характеристика, нейронная сеть, аппроксимация.

**Введение.** Глазковая диаграмма (ГД), формируемая путем наложения многих тактовых периодов сигнала, является широко применяемым средством анализа качества каналов передачи цифровой информации [1]. Ее применение предусмотрено стандартами на современные сети связи с высокой пропускной способностью [2,3]. Для получения ГД и измерения их параметров выпускается современная аппаратура и разработано необходимое программное обеспечение [4].

На стадии разработки систем передачи информации во многих случаях необходимо оценивать ожидаемые параметры ГД, не прибегая к макетированию и экспериментальному исследованию тракта. В таких случаях применяют компьютерное моделирование, включающее ряд операций [5,6], в том числе формирование случайной последовательности (СП) символов, имитирующей передаваемый цифровой сигнал, моделирование прохождения сигнала через канал связи, например, путем

свертки СП с импульсной характеристикой (ИХ) канала и добавления шума, формирование ГД и определение ее параметров.

Выполнение указанных, в особенности свертки и измерения параметров ГД, требует значительного объема вычислений. При одноразовом моделировании это, как правило, не принципиально. Но в процессе поиска оптимального решения может потребоваться многократное повторение моделирования, так что затраты времени станут неприемлемо большими.

В последнее время появились работы, в которых оценка параметров ГД осуществляется не путем ее моделирования, а по другим параметрам и характеристикам линии передачи, задаваемым в процессе ее проектирования или находимым по исходным данным с существенно меньшими затратами компьютерного времени. Для выполнения оценки применяются искусственные нейронные сети (ИНС) которые позволяют аппроксимировать сложные зависимости [7].

Так в работах [8,9] входными сигналами ИНС являются частотные зависимости  $S$ -параметров линии передачи. Необходимость их достаточно точного задания приводит к большому количеству (сотни) входов и, следовательно, узлов ИНС, что, в свою очередь, требует больших объемов данных для обучения и большому объему вычислений при программной реализации ИНС.

В работе [10] частотные зависимости  $S$ -параметров задаются не таблично, а значениями полюсов и вычетов комплексной передаточной функции (ПФ). Благодаря этому, количество входов ИНС снижается на порядок, но все еще остается большим.

Другой подход развит в работе [11] и основан на использовании конструктивных параметров печатных проводников, соединяющих электронные компоненты, а также параметров частотных характеристик передатчика и приемника. При этом число входов и узлов ИНС также исчисляется сотнями.

Во всех отмеченных работах аппроксимируемыми величинами являлись высота ( $He$ ) и ширина ( $We$ ) глазка. Среднеквадратическая погрешность получаемых аппроксимаций составляла единицы процентов.

Цель данной работы – исследовать возможность оценки параметров ГД по небольшому числу параметров переходной (ПХ) и амплитудно-частотной (АЧХ) характеристик тракта. В результате должна быть достигнута возможность использовать параметры ГД, такие как высота и ширина глазка, вместе с параметрами ПХ и АЧХ в качестве составляющих целевой функции при решении задач оптимизации характеристик

радиоэлектронных устройств с применением эвристических алгоритмов поиска [12,13].

Решение поставленной задачи включает следующие этапы:

- определить перечень параметров ПХ, АЧХ и ГД;
- сформировать наборы входных и выходных данных;
- выполнить обучение ИНС для различных комбинаций входных параметров;
- выбрать варианты, обеспечивающие наилучшую точность аппроксимации.

В качестве инструмента для решения задачи использовалась программная система MATLAB [14], среди функциональных возможностей которой есть средства моделирования ИНС и обработки сигналов, включая свертку и построение ГД.

**Материалы и методы.** В данной работе рассматривался тракт передачи сигнала в основной полосе частот, по виду АЧХ являющийся ФНЧ. В качестве входных величин НС использовались параметры АЧХ:

- частота  $Fp$ , ниже которой ослабление менее 3 дБ;
- частота  $Fs$ , выше которой ослабление не менее 20 дБ;
- $Kq$  – ослабление (дБ) на частоте, равной половине тактовой.

Используемые параметры ПХ: длительность задержки  $Tdel$ , длительность фронта  $Tfr$ , длительность колебательного процесса  $Tosc$ , максимальный выброс ПХ  $DUm$ . Определения этих величин поясняются Рисунком 1. Окончанием колебательной составляющей переходного процесса считается момент времени, когда значение ПХ в последний раз выходит за границы интервала ( $u_{уст} - DUosc$ ,  $u_{уст} + DUosc$ ). При этом были приняты значения порогов:  $DUdel = 0,1$ ;  $DUfr = 0,9$ ;  $DUosc = 0,05$ .

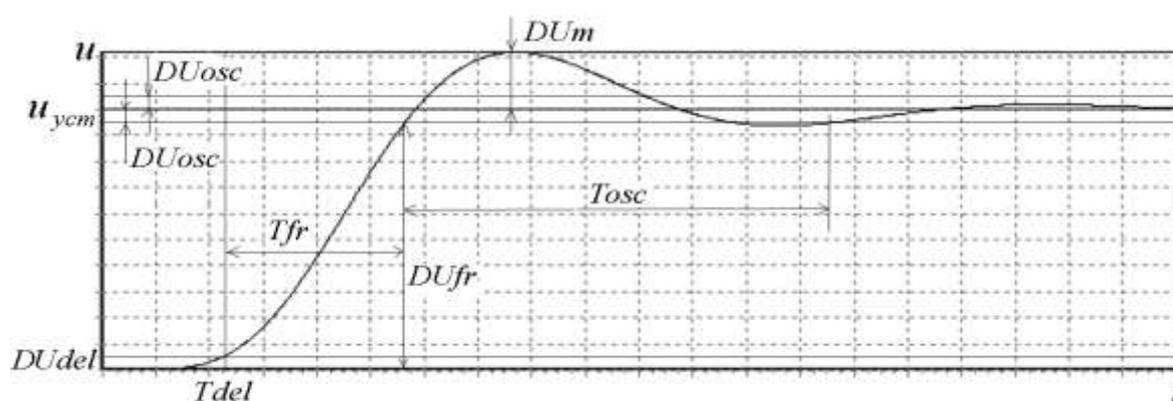


Рисунок 1 - Определения параметров переходной характеристики

Аппроксимировались высота  $He$  и ширина  $We$  глазка по, соответственно, вертикальной и горизонтальной осям, проходящим через его геометрический центр. Расчеты выполнялись в нормированных шкалах

частоты и времени, в которых за единицу приняты, соответственно, тактовая частота и тактовый период цифрового сигнала. Исходными данными являлись координаты полюсов комплексной передаточной функции (ПФ) канала связи. Рассматривались только ПФ, не имеющие нулей.

В исходные данные были включены следующие ПФ.

1. ПФ 1-го порядка, имеющие действительный полюс вида  $P_1 = z$ , где  $z = -0,15 \dots -1$  с шагом 0,05. Всего 18 примеров.

2. ПФ 2-го порядка, имеющие пару комплексных сопряженных полюсов вида  $P_{1,2} = x \pm jy$ . Значение  $y$  изменялось в диапазоне от 0 до 1 с шагом 0,1; а значение  $x$  – с шагом 0,05 в диапазоне, нижняя граница которого для разных значений  $y$  была в пределах от -0,7 до -1; а верхняя граница – в пределах от -0,1 до -0,3. Всего 160 примеров.

3. ПФ 3-го порядка, имеющие пару комплексных сопряженных полюсов вида  $P_{1,2} = x \pm jy$  и действительный полюс вида  $P_3 = y$ . Переменная  $y$  принимала значения от 0,2 до 1,0 с шагом 0,2. Значения  $x$  и  $z$  изменялись в пределах диапазона  $[0, -1]$  с шагом 0,1. Границы изменений зависели от значения  $y$ . Всего 542 примера.

4. Примеры ПФ 4-го, 5-го и 6-го порядков, полученные с применением метода поиска оптимальных по Парето ПФ [12,13]. При оптимизации в качестве показателей качества использовались полная длительность переходного процесса, равная сумме значений  $T_{del}$ ,  $T_{fr}$  и  $T_{osc}$ , максимальный выброс ПХ  $D_{Um}$  и минимальное ослабление в полосе задерживания. Всего 46 примеров.

Таким образом, полное количество примеров равно 766.

Для каждого примера в MATLAB формировалась модель  $h$  линейной системы путем выполнения операции

$$h = zp_k(Z, P, K_0), \quad (1)$$

где  $zp_k()$  – предназначенная для этого функция MATLAB,  $Z$  – вектор координат нулей ПФ (пустой),  $P$  – вектор координат полюсов ПФ,  $K_0$  – нормировочный коэффициент, обеспечивающий выполнение условия на АЧХ  $K_f(0) = 1$  и определяемый как

$$K_0 = \left| \prod_{n=1}^{NP} P_n \right|, \quad (2)$$

где  $NP$  – число полюсов ПФ,  $P_n$  – комплексное значение  $n$ -го полюса.

Далее выполнялся расчет АЧХ в диапазоне нормированных частот от 0 до 10 с шагом 0,01. Выполняемая в MATLAB операция имеет вид

$$[KF, Ph] = bode(h, F), \quad (3)$$

где  $F$ ,  $KF$ ,  $Ph$  – векторы значений нормированной частоты, АЧХ и ФЧХ. По значениям АЧХ определялись ее указанные выше параметры.

Для получения ПХ выполнялись операции

$$h' = zp k(2\pi Z, 2\pi P, (2\pi)^{NP} K_0), \quad (4)$$

$$G = step(h', T). \quad (5)$$

Здесь  $T$  – вектор значений нормированного времени в диапазоне от 1 до 20 с шагом  $dt = 0,02$ ;  $G$  – вектор значений ПХ,  $step()$  – функция MATLAB. Умножение координат полюсов ПФ на  $2\pi$  необходимо для согласования шкал частоты и времени. Например, если частота среза  $Fp$  ФНЧ 1-го порядка равна 1, то его постоянная времени должна быть равна  $1/2\pi$ .

Передаваемый цифровой сигнал  $X$  формировался в виде случайной последовательности битов длиной  $NT = 1000$ , где каждый двоичный символ имеет длительность  $LT = 50$  отсчетов шкалы времени и принимает значение 0,5 или -0,5. Сигнал  $Y$  на выходе детерминированного тракта получается путем выполнения операции свертки

$$Y = KI \cdot conv(X, I), \quad (6)$$

где  $I$  – ИХ тракта, получаемая путем дифференцирования ПХ. Нормировочный коэффициент  $KI$  равен обратной величине от суммы всех отсчетов ИХ и обеспечивает равенство единице установившегося значения напряжения  $u_{уст}$ .

Графическое отображение ГД средствами MATLAB получается в результате выполнения операции

$$eyediagram(Y, 2*LT, 2*LT*dt). \quad (7)$$

Здесь второй аргумент показывает, что на ГД отображаются два тактовых интервала, а третий аргумент дает значение длительности соответствующего интервала времени. Пример ГД показан на Рисунке 2(а). На горизонтальной и вертикальной осях отмечены значения нормированного времени и напряжения сигнала, соответственно.

Для последующей обработки ГД представляется двумерным массивом  $HG$ . Первая координата массива соответствует времени. Диапазон ее изменения составляет  $2LT$ , то есть, 100 отсчетов. Вторая координата представляет значение сигнала и содержит 100 уровней квантования, покрывающих интервал от минимального до максимального значений сигнала  $Y$ . Число в каждой ячейке массива равно количеству попаданий значения соответствующего по времени отсчета сигнала на этот уровень квантования. Пример отображения массива  $HG$  показан на

Рисунке 2(б). Цвета элементов диаграммы соответствуют значениям чисел в ячейках массива.

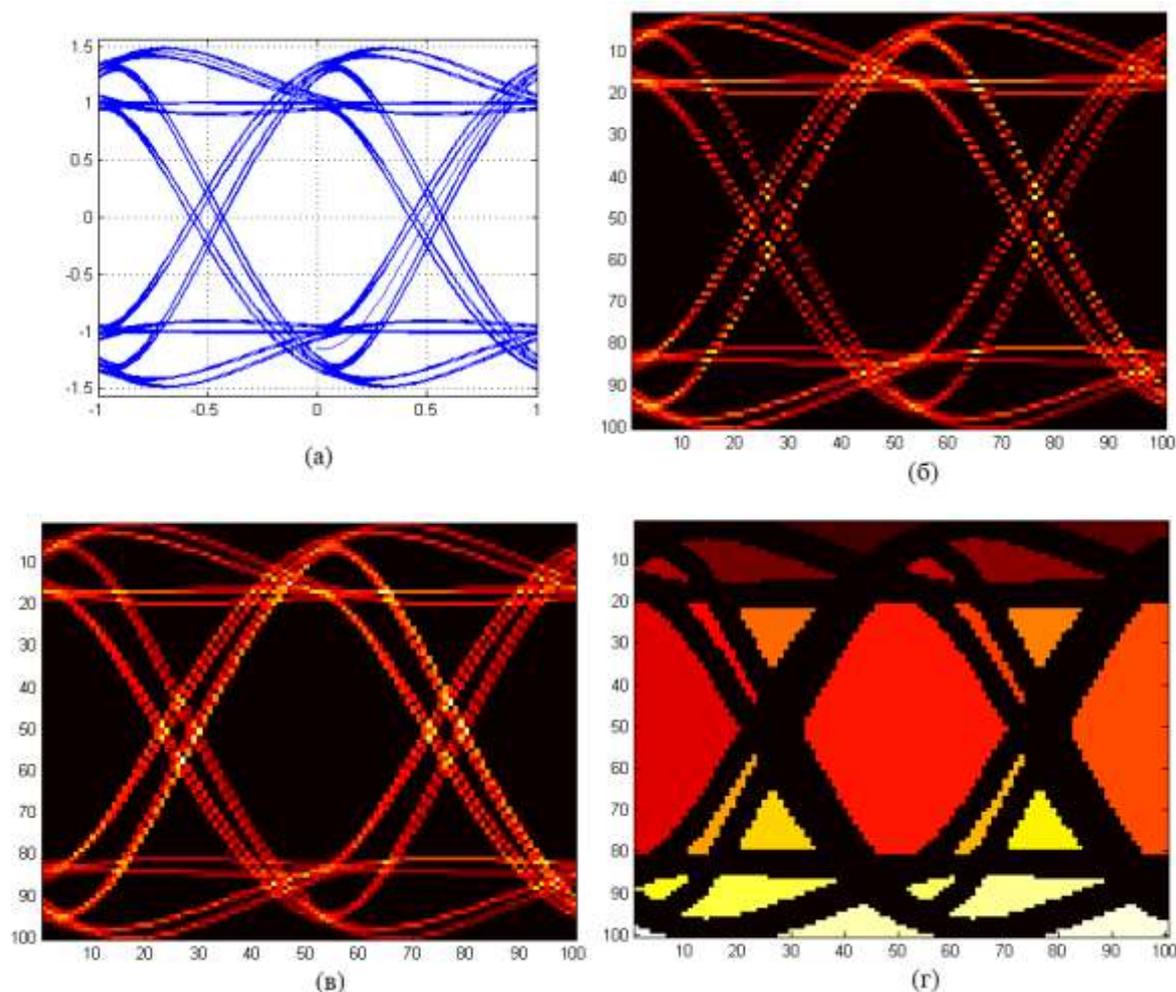


Рисунок 2 – Пример ГД (а), отображение массива  $HG$  (б), результат его интерполяции (в) и выделения областей (г)

Затем выполняется интерполяция по вертикальной координате, в результате которой заполняются промежутки между ячейками  $HG$ , содержащими ненулевые значения (Рисунок 2(в)). После этого производится пороговая обработка, выделяющая области, ни одна из точек которых не граничит с ячейками, содержащими ненулевые значения, и выделенные области нумеруются. На Рисунке 2(г) цвет каждой выделенной области зависит от присвоенного ей номера. Шкалы осей на Рисунках 2(б), 2(в) и 2(г) показывают номера отсчетов по горизонтали и уровней квантования по вертикали.

Следующий шаг обработки – выбор области, содержащей глазок. При этом учитываются симметрия положения областей относительно горизонтальной оси и наличие соприкосновения области с вертикальными

границами массива. После выделения глазка определяются координаты  $x_c$ ,  $y_c$  его геометрического центра в соответствии с равенствами

$$x_c = \frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} x_n; \quad y_c = \frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} y_n. \quad (8)$$

Суммирование координат производится по  $Ne$  элементам, входящим в выбранную область глазка.

Далее определяются ширина  $We$  и высота  $He$  глазка. Для этого в интерполированном массиве  $HG$  осуществляется движение вправо и влево, вверх и вниз от центра глазка до достижения ячеек с ненулевыми значениями. В результате находятся количества  $Nw$  и  $Nh$  ячеек массива  $HG$ , уместяющихся по ширине и по высоте глазка. Помимо этого, находятся уровни, соответствующие логическим "0" и "1". С этой целью выполняется поэлементное суммирование всех столбцов массива  $HG$ , а в полученном одномерном массиве-столбце определяются положения пиков ниже и выше его центра в точке  $y_c$ . Расстояние между этими пиками определяется как количество  $Nn$  ячеек массива  $HG$  между ними.

Затем рассчитываются значения ширины  $We$  и высоты  $He$  глазка:

$$We = Nw / LT; \quad He = Nh / Nn. \quad (9)$$

Диапазон значений обеих величин оказывается от 0 до 1.

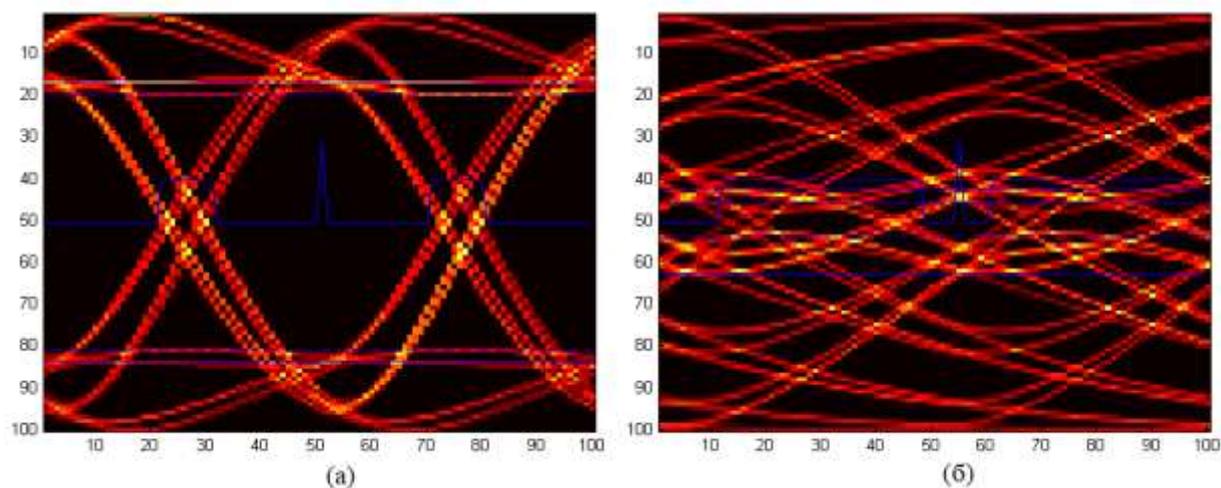


Рисунок 3 – Определение границ глазка в нормальных (а) и сложных (б) условиях

На Рисунке 3(а) приведен пример определения положения центра глазка, его границ по горизонтали (отмечены импульсами) и по вертикали

(прерывистые горизонтальные линии), уровней "0" и "1" (сплошные горизонтальные линии). Рисунок 3(б) показывает возможности алгоритма по нахождению центра и границ глазка в сложных условиях. Уровни "0" и "1", однако, при этом найдены неправильно.

Значения  $We$  и  $He$  были измерены для всех 766 примеров и записаны в базу данных вместе с параметрами АЧХ и ПХ. На Рисунке 4 приведены зависимости значений  $We$  (красные точки) и  $He$  (синие точки) от значений  $Tfr$  (а) и  $Tosc$  (б). Сложный вид этих зависимостей говорит о невозможности их аппроксимации аналитическими выражениями.

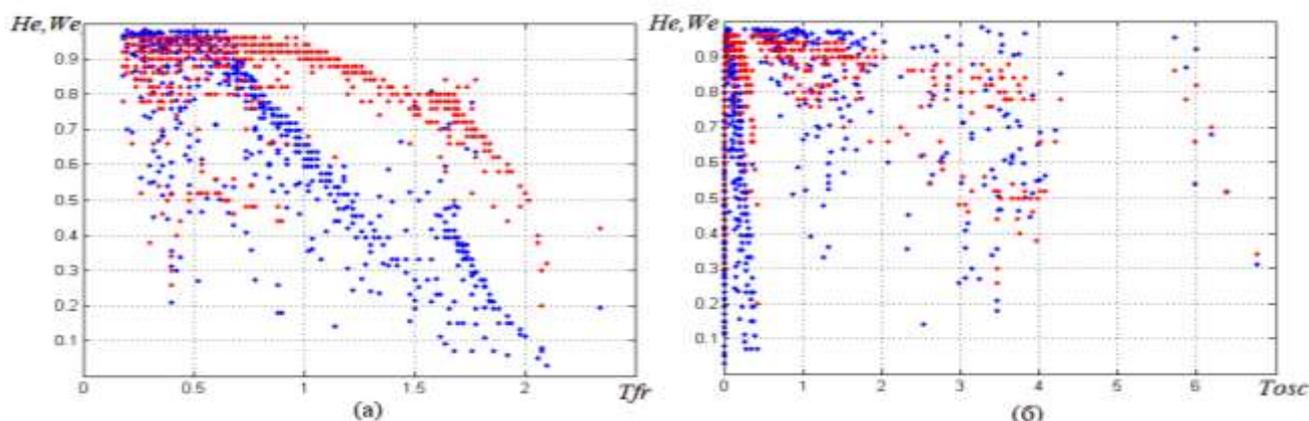


Рисунок 4 – Зависимости значений  $We$  (красные точки) и  $He$  (синие точки) от значений  $Tfr$  (а) и  $Tosc$  (б)

Для аппроксимации зависимостей  $We$  и  $He$  от параметров АЧХ и ПХ формировались и обучались ИНС с одним скрытым слоем. Количество входов ИНС равно числу используемых входных параметров, количество нейронов скрытого слоя задавалось равным 10 – настройке по умолчанию в MATLAB. Также использовались и другие настройки по умолчанию: среднеквадратическое значение ошибки, случайный выбор подмножеств примеров для обучения и верификации (evaluation), остановка обучения по заданному количеству циклов без улучшения результата верификации и другие. Процедура создания и обучения ИНС с именем, например,  $NNHe$  в MATLAB записывается двумя строками:

$$\begin{aligned} NNHe &= \text{fitnet}(nnodes); \\ NNHe &= \text{train}(NNHe, INP, TARG); \end{aligned} \quad (10)$$

где  $nnodes$  – число нейронов в скрытом слое,  $INP$  – матрица входных воздействий, число строк которой равно числу используемых параметров АЧХ и ПХ, а число столбцов – числу используемых примеров;  $TARG$  – вектор известных значений аппроксимируемого параметра ГД.

**Результаты.** На первом этапе экспериментов осуществлялся отбор вариантов набора входных переменных. Было выполнено обучение ряда ИНС с различными наборами входных переменных для аппроксимации величин  $We$  и  $He$ . Результаты отображены в таблицах 1 и 2.

В первом столбце каждой из этих таблиц указан набор входных переменных ИНС. Во втором столбце приведены ограничения, накладываемые на диапазоны входных переменных. Так, условие  $DUm \leq 1e-6$  позволяет выделить ПХ, не имеющие выброса. В результате наложения ограничений обучается ИНС, обеспечивающая меньшую погрешность аппроксимации в выделенном поддиапазоне значений входной переменной.

В следующих столбцах даны значения числа  $Nex$  примеров, подпадающих под заданные условия, среднеквадратической погрешности аппроксимации  $SQE$  и коэффициента корреляции  $Ryt$  между предсказываемыми ИНС и известными значениями оцениваемых параметров ГД. Величины  $SQE$  и  $Ryt$  определялись по подмножествам примеров, выделенных для верификации.

Таблица 1. Результаты обучения ИНС для аппроксимации  $We$

№	Входы	Условия	$Nex$	$SQE$	$Ryt$
1	$Tfr$	$DUm \leq 1e-6$	266	0,025	0,98
2	$Tfr, Kq$	$DUm \leq 1e-6$	266	0,011	0,99
3	$Tfr, Kq, Tosc$	$DUm \leq 1e-6$	266	0,016	0,98
4	$Tfr, Kq, Tdel$	$DUm \leq 1e-6$	266	0,0094	0,997
5	$Tfr, DUm$	$DUm > 1e-6$	500	0,054	0,89
6	$Tfr, DUm, Tosc$	$DUm > 1e-6$	500	0,040	0,92
7	$Tfr, DUm, Kq;$	$DUm > 1e-6$	500	0,047	0,90
8	$Tfr, DUm, Kq, Tosc$	$DUm > 1e-6$	500	0,031	0,97
9	$Tfr, DUm, Kq, Tosc$	$DUm > 1e-6, Tosc < 2$	407	0,017	0,98
10	$Tfr, DUm, Kq, Tosc$	$DUm > 1e-6, Tosc \geq 2$	93	0,053	0,93

Таблица 2. Результаты обучения ИНС для аппроксимации *He*

№	Входы	Условия	<i>Nex</i>	<i>SOE</i>	<i>Rvt</i>
1	<i>Tfr</i>	$DUm \leq 1e-6$	266	0,061	0,91
2	<i>Tfr, Kq</i>	$DUm \leq 1e-6$	266	0,018	0,99
3	<i>Tfr, Kq, Tosc</i>	$DUm \leq 1e-6$	266	0,018	0,99
4	<i>Tfr, Kq, Tdel</i>	$DUm \leq 1e-6$	266	0,013	0,997
5	<i>Tfr, DUm</i>	$DUm > 1e-6$	500	0,088	0,92
6	<i>Tfr, DUm, Kq</i>	$DUm > 1e-6$	500	0,068	0,94
7	<i>Tfr, DUm, Kq, Tosc</i>	$DUm > 1e-6$	500	0,051	0,97
8	<i>Tfr, DUm, Kq, Tosc</i>	$DUm > 1e-6, Tosc < 2$	407	0,024	0,99
9	<i>Tfr, DUm, Kq, Tosc</i>	$DUm > 1e-6, Tosc > 2$	93	0,085	0,91
10	<i>Tfr, DUm, Kq, Tosc, Tdel</i>	$DUm > 1e-6, Tosc < 2$	407	0,026	0,99

Таблицы 1 и 2 содержат варианты, обеспечивающие наилучшую точность аппроксимации, а также некоторые варианты для сравнения. Помимо них проверялось большое количество других наборов входных переменных, которые не дали хороших результатов и в таблицах не приводятся.

На основании полученных результатов для аппроксимации каждой из величин *We*, *He* были отобраны по 3 ИНС, далее обозначаемые NNWe4, NNWe8, NNWe9, NNHe4, NNHe7, NNHe8, где цифра в конце имени означает номер строки в Таблице 1 для *We* или в Таблице 2 для *He*. Для обеих переменных наилучшим набором входных переменных при отсутствии выброса ПХ являются *Tfr*, *Kq* и *Tdel*. При наличии выброса лучший результат дают переменные *Tfr*, *DUm*, *Kq* и *Tosc*. При этом для случаев  $Tosc < 2$ , когда колебательный процесс затухает относительно быстро, целесообразно использовать отдельную ИНС.

Алгоритм получения аппроксимированного значения ширины глазка записывается следующим образом

```

if  $DUm \leq 1e-6$ 
     $We = NNWe4(Tfr, Kq, Tdel);$ 
else
    if  $Tosc < 2$ 
         $We = NNWe9(Tfr, DUm, Kq, Tosc);$ 
    else
         $We = NNWe8(Tfr, DUm, Kq, Tosc);$ 
    end;
end.
```

(11)

Аналогично выглядит и алгоритм получения аппроксимированного значения высоты глазка.

Далее был выполнен расчет по этим алгоритмам для всего множества из 766 примеров. Графики полученных зависимостей предсказанных значений  $We$  и  $He$  от их известных значений приведены на Рисунке 5. Среднеквадратические погрешности равны, соответственно, 0,023 и 0,038. Коэффициенты корреляции равны 0,985 и 0,988.

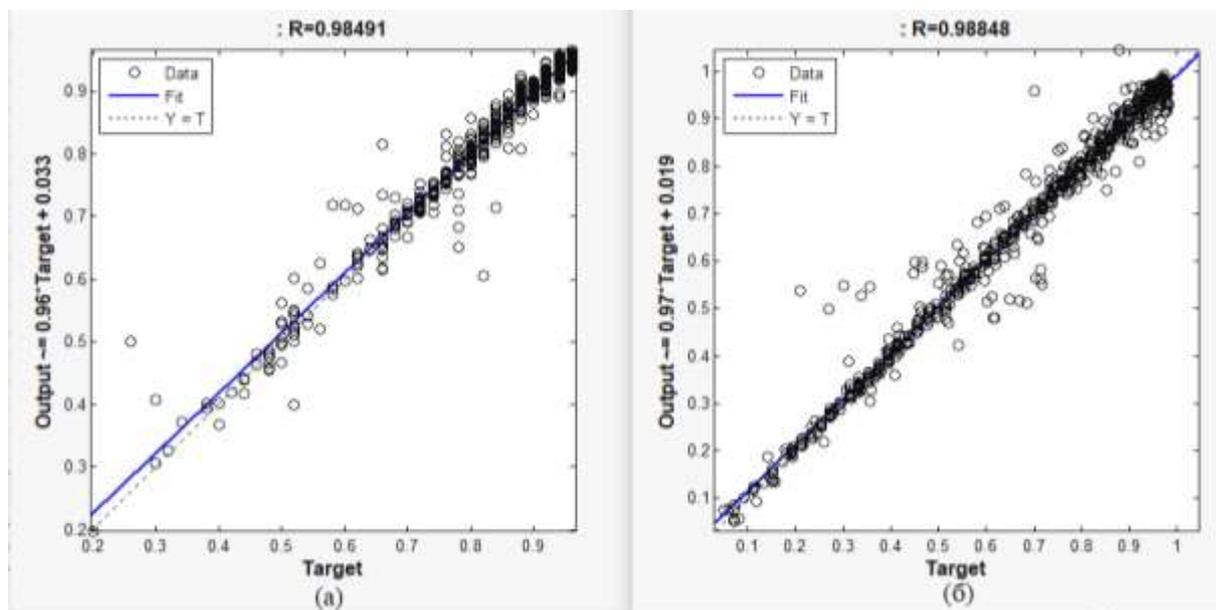


Рисунок 5 – Графики зависимостей предсказанных значений  $We$  (а) и  $He$  (б) от их известных значений

Кроме того, была выполнена оценка времени, затрачиваемого на получение значений ширины и высоты глазка. Для этого в MATLAB выполнялись операции

$$\begin{aligned} t0 &= \text{cputime}; \\ & \dots \text{ \%выполняемые вычисления} \\ t1 &= \text{cputime} - t0; \end{aligned} \tag{12}$$

где переменная  $t1$  содержит искомую длительность интервала времени.

Расчет значений  $We$  и  $He$  с применением обученных ИНС и алгоритма (11) занимал примерно 12 мс. Моделирование ГД и определение по ней ширины и высоты глазка в соответствии с описанной выше методикой на том же компьютере занимало в среднем 370 мс, то есть, более чем в 30 раз дольше.

Эти оценки времени нельзя считать строгими, так как выполнение вычислений в MATLAB не оптимизировано. Но все-таки выигрыш во времени расчета значительный.

**Обсуждение результатов.** Результаты экспериментов позволяют сделать вывод, что оценку ширины и высоты глазка ГД можно осуществлять с помощью ИНС по небольшому числу параметров ПХ и АЧХ. Получаемые при этом значения среднеквадратической погрешности примерно такие же (единицы процентов), как и известных работах, где использовалось существенно большее число входных параметров ИНС.

Следует отметить, что результаты данной работы следует рассматривать как первое приближение к решению поставленной задачи. Дальнейшие исследования могут быть направлены на оптимизацию структуры ИНС, настроек при ее обучении и выбора поддиапазонов входных переменных. Можно ожидать, что в результате погрешности удастся еще уменьшить.

Необходимо также учитывать отражения сигнала, в большинстве случаев присутствующие в канале связи, и соответствующим образом модифицировать ПХ тракта.

Еще одной важной задачей является программная реализация обученных ИНС вне среды MATLAB, чтобы получить реальный выигрыш во времени в процессе поиска оптимальных характеристик радиоэлектронных устройств.

**Заключение.** ИНС находят все более широкое применение при разработке радиотехнических и телекоммуникационных устройств и систем. Одним из направлений их использования является аппроксимация сложных зависимостей между различными характеристиками проектируемой системы. Изложенные результаты дают пример решения такой задачи. Подобные методы можно применять и в других случаях.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Прокис Дж. Цифровая связь. Пер. с англ. / Под ред. Д.Д. Кловского. – М.: Радио и связь, 2000. – 800 с.
2. Рекомендация ИТУ-T G.957. Оптические интерфейсы для оборудования и систем, относящихся к синхронной цифровой иерархии. 2006.
3. OFSTP-4. Optical Eye Pattern Measurement Procedure, TIA/EIA-526-4, 1993.
4. Дьяконов В.П. Современная аппаратура тестирования и контроля сверхскоростных систем и линий связи // Беспроводные технологии, 2010, №4, С.52-59.
5. Leib H., Pasupathi S. Digital transmission performance of standard analog filters. // IEEE Transaction on Communications. Vol.40, Iss.1, Jan,1992. P. 42 – 50.

6. Torres-Ferrera P., Ferrero V., Valvo M., Gaudino R. Impact of the overall electrical filter shaping in next-generation 25G and 50G PON. // URL: <https://arxiv.org/pdf/1801.08584>, 25 Jan. 2018.
7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е изд., испр. : Пер. с англ. – М.: ООО «И.Д. Вильямс». 2006. - 1104 с.
8. Ambasana N., Anand G, Mutnury B., Gope D. Application of artificial neural networks for eye-height/width prediction from S-parameters. // 2014 IEEE 23<sup>rd</sup> Conference on Electrical Performance of Electronic Packaging and Systems. 26-29 Oct. 2014.
9. Ambasana N., Anand G, Mutnury B., Gope D. Eye height/width prediction from S-parameters using learning-based models. // IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology. Vol.6, Iss.6, June 2016, P. 873-885.
10. Goay C.H., Goh P., Ahmad N.S., Ain M.F. Eye-height prediction using artificial neural networks from S-parameters with vector fitting. // Journal of Engineering Science and Technology, Vol.13, No.3 (2018), P. 625-639.
11. Lu T., Wu K., Yang Zh., Sun J. High-speed channel modeling with deep neural networks for signal integrity analysis. // URL: <https://research.google.com/pubs/archive/46433.pdf>.
12. Смирнов А.В. Оптимальные по Парето аппроксимации передаточных функций электрических фильтров // Актуальные проблемы гуманитарных и естественных наук. 2015. №05 (76). Часть 1, С.74-78.
13. Смирнов А.В. Метод поиска оптимальных дробно-чебышевских аппроксимаций АЧХ // Журнал радиоэлектроники [электронный журнал]. 2018. №3. URL: <http://jre.cplire.ru/jre/mar18/7/text.pdf>.
14. URL: <http://www.mathwork.com>.

A.V. Smirnov

**PREDICTION OF EYE-DIAGRAM PARAMETERS FROM  
TRANSIENT AND GAIN-FREQUENCY CHARACTERISTICS USING  
NEURAL NETWORK**

*Russia technological university, Moscow, Russia*

*A capability of prediction of the eye-diagram width and height with using artificial neural network (ANN) was investigated. For this purpose, were simulated more than 750 examples of telecommunication channels with different transfer functions. Eye-diagrams were composed for all examples by means of convolution of random pulse sequence and pulse response and parameters of these eye-diagrams were measured. Some ANN was learned. Their input variables were transient characteristic delay time, raise time, magnitude of voltage peak and oscillation duration as well as a gain value at the half of clock rate. For each of predicted parameters distinct ANN was chosen for different ranges of input variables. Root mean square errors of eye-diagram parameters prediction using these ANN were in the*

*range of 2 - 4%. Correlation coefficient of predicted and known values was more than 0,98. Sufficient decreasing of computational time is achieved compare with estimation of the eye width and height using eye-diagram modeling. This method can be used for optimization of communication channel characteristics when eye-diagram parameters are the components of the goal function.*

**Keywords:** eye-diagram, transient characteristic, gain-frequency characteristic, neural network, approximation.

## REFERENCES

1. Prokis Dj. Tsyfrovaia svias`. Per. s angl. / Pod red. D.D.Klovskogo. - M.: Radio i svias`, 2000. – 800 s.
2. ITU-T Recommendation G.957. Optical interfaces for equipments and systems relating to the synchronous digital hierarchy. 2006.
3. OFSTP-4. Optical Eye Pattern Measurement Procedure, TIA/EIA-526-4, 1993.
4. Diakonov V.P. Sovremennaya apparatura testirovaniia i kontroliia sverhskorostnyh sistem i linij sviazy // Besprovodnye tehnologii, 2010, No.4, pp.52-59.
5. Leib H., Pasupathi S. Digital transmission performance of standard analog filters. // IEEE Transaction on Communications. Vol.40, Iss.1, Jan,1992. pp. 42 – 50.
6. Torres-Ferrera P., Ferrero V., Valvo M., Gaudino R. Impact of the overall electrical filter shaping in next-generation 25G and 50G PON. // URL: <https://arxiv.org/pdf/1801.08584>, 25 Jan. 2018.
7. Haykin S. Neironnye seti: polnyi kurs. 2-e izd. ispr. : Per. s angl. – M.: OOO "I.D.Vil'iams". 2006. -1104 ..
8. Ambasana N., Anand G, Mutnury B., Gope D. Application of artificial neural networks for eye-height/width prediction from S-parameters. // 2014 IEEE 23<sup>rd</sup> Conference on Electrical Performance of Electronic Packaging and Systems. 26-29 Oct. 2014.
9. Ambasana N., Anand G, Mutnury B., Gope D. Eye heighth/width prediction from S-parameters using learning-based models. // IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology. Vol.6, Iss.6, June 2016, pp. 873-885.
10. Goay C.H., Goh P., Ahmad N.S., Ain M.F. Eye-height prediction using artificial neural networks from S-parameters with vector fitting. // Journal of Engineering Science and Technology, Vol.13, No.3 (2018), pp. 625-639.
11. Lu T., Wu K., Yang Zh., Sun J. High-speed channel modeling with deep neural networks for signal integrity analysis. // URL: <https://research.google.com/pubs/archive/46433.pdf>.

12. Smirnov A.V. Optimal`nye po Pareto approximatsii peredatochnyh funktsii elektricheskikh fil`trov // Aktual`nye problemy gumanitarnyh i estestvennyh nauk. 2015. №05 (76). Chast` 1, pp.74-78.
13. Smirnov A.V. Metod poiska optimal`nyh drobno-chebyshevskih approximatsii AChH // Zhurnal radioelektroniki [elektronnyi zhurnal]. 2018. No.3. URL: <http://jre.cplire.ru/jre/mar18/7/text.pdf>.
14. URL: <http://www.mathwork.com>.