

Уменьшение погрешности измерений длительности фронта импульсов с использованием искусственной нейронной сети

А. В. КЛЕОПИН

Главный научный метрологический центр Минобороны РФ, Мытищи, Россия,
e-mail: kosmonavt@bk.ru

Рассмотрены возможности применения нейронных сетей для уменьшения искажений формы электрических импульсов при осциллографических измерениях. Предложена модель и параметры нейросети, получены параметры обучения и результаты нейросетевого восстановления сигналов.

Ключевые слова: джиттер, осциллограф, искусственная нейронная сеть.

The possibilities of use of neural networks to reduce the distortions in the form of electrical pulses at oscilloscope measurements are considered. A model and neural network parameters are proposed and the learning parameters and the results of neural network signal restoration are obtained.

Key words: jitter, measurement, oscilloscope, artificial neural network.

Необходимость совершенствования методов и средств измерений (СИ) параметров импульсных и цифровых сигналов связана, прежде всего, с оснащением отраслей экономики современными комплексами и средствами цифровой техники, системами автоматизированного управления, информационными системами, причем наблюдается устойчивая тенденция повышения требований к точности измерений амплитудно-временных параметров сигналов. Современная радиоэлектронная аппаратура, применяемая для комплектации различных образцов техники, оперирует с импульсными сигналами нано- и пикосекундной длительности. В этом временном диапазоне значительное влияние на проведение измерений и спектральный анализ с использованием преобразования Фурье оказывает джиттер. При измерениях с помощью стробоскопического осциллографа фронт сигнала в значительно большей степени искажается джиттером, чем амплитудными шумами.

Известно, что при исследовании формы нестационарных импульсных сигналов с использованием осциллографа важную роль играет личный опыт исследователя [1]. При выполнении измерений сигналов малой амплитуды или сигналов,

искаженных джиттером, опытный оператор интуитивно представляет форму (образ) действительного сигнала.

В настоящее время нейронные сети активно развиваются в направлении поиска: новых нелинейных элементов, которые могли бы реализовывать сложное коллективное поведение в ансамбле нейронов; новой архитектуры нейронных сетей; областей приложения в робототехнике, системах обработки изображений, распознавания образов и речи особенно при отсутствии в экспериментальных данных значительных фрагментов информации или когда имеющаяся информация предельно зашумлена. Высокая степень параллельности, допускаемая при реализации нейросистем, обеспечивает обработку недоступных оператору объемов информации за время, меньшее или сравнимое с допустимым временем проведения измерений.

Ниже рассмотрено применение нейронных сетей для уменьшения искажений формы электрических импульсов при осциллографических измерениях.

В качестве модели формального нейрона использовали схему, приведенную на рис. 1. С современной точки зрения, формальный нейрон — это математическая модель простого процессора, имеющего несколько входов и один выход. Вектор входных сигналов преобразуется нейроном в выходной сигнал с использованием трех функциональных блоков: локальной памяти, суммирования и нелинейного преобразования [2]. Выбором весов W_i достигается та или иная интегральная функция нейрона. В блоке суммирования происходит накопление общего входного сигнала net , равного взвешенной сумме сигналов X_i :

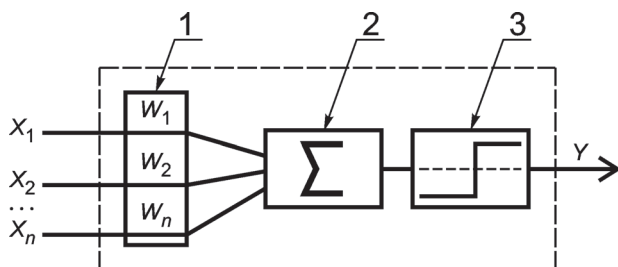


Рис. 1. Функциональная схема формального нейрона:

$X_1, X_2, \dots, X_n$ — входные сигналы; Y — выходной сигнал; 1 — симпатические веса; 2 — сумматор; 3 — нелинейный преобразователь

$$net = \sum_{i=1}^n W_i X_i.$$

В процессе работы были рассмотрены различные типы переходных функций нейрона:

$$\text{пороговая } Y = \begin{cases} 1, \text{net} > \Theta; \\ 0, \text{net} \leq \Theta; \end{cases} \quad \text{линейная } Y = \begin{cases} \text{net}, \text{net} > \Theta; \\ 0, \text{net} \leq \Theta; \end{cases}$$

$$\text{сигмоидальная } Y = [1 + \exp(-(\text{net} - \Theta))]^{-1}.$$

Была выбрана сигмоидальная функция, поскольку она обладает избирательной чувствительностью к сигналам разной интенсивности, что соответствует реальным биологическим и физическим процессам. Наибольшая чувствительность наблюдается вблизи порога, где малые изменения сигнала net вызывают ощутимые изменения выхода.

В качестве модели искусственной нейронной сети использовали персептрон Розенблатта, в основном, из-за относительной простоты его программной реализации на стандартной ПЭВМ. Персептрон содержит нейроподобные элементы трех типов (рис. 2, для упрощения изображения часть связей между S- и A-элементами не показана), имеющие следующее назначение: S-элементы формируют сетчатку сенсорных клеток, принимающих сигналы от внешнего источника (осциллограмму в рассматриваемом случае); A-элементы — ассоциативные формальные нейроны, которые выполняют нелинейную обработку информации и имеют изменяемые веса связей; R-элементы с фиксированными весами формируют сигнал реакции персептрона на входной стимул. По современной терминологии представленную сеть обычно называют однослойной, так как она имеет только один слой нейропроцессорных элементов. Однослойный персептрон характеризуется матрицей синаптических связей W от S- к A-элементам. Элемент матрицы W_{ij} отвечает связи, ведущей от i -го S-элемента к j -му A-элементу.

Обучение сети состоит в подстройке весовых коэффициентов каждого нейрона. Пусть имеется обучающая выборка — набор пар векторов (x^α, y^α) , $\alpha = \overline{1, p}$. Будем называть нейронную сеть обученной на данной выборке, если при подаче на входы сети каждого вектора x^α на выходах всякий раз получается соответствующий вектор y^α .

В ходе работы использовали метод обучения, известный как « δ -правило» (Ф. Розенблатт называл его «методом коррекции с обратной передачей сигнала ошибки» [3]). Данный алгоритм относится к широкому классу алгоритмов обучения с учителем, поскольку известны как входные векторы, так и требуемые значения выходных векторов (имеется учитель, способный оценить правильность ответа).

Алгоритм обучения обеспечивает итерационную подстройку матрицы весов, последовательно уменьшающей ошибку в выходных векторах, и включает следующие операции.

Шаг 0. Начальные значения весов всех нейронов $W(t=0)$ полагаются случайными.

Шаг 1. Сети предъявляется входной образ x^α , в результате формируется выходной образ $y^\alpha \neq y^\alpha$.

Шаг 2. Вычисляется вектор ошибки $\delta^\alpha = y^\alpha - \bar{y}^\alpha$, возникающей на выходе сети. Дальнейшая идея состоит в том, что изменение вектора весовых коэффициентов в области малых ошибок должно быть пропорционально ошибке на выходе и равно нулю при нулевой ошибке.

Шаг 3. Вектор весов модифицируется по формуле $W(t + \Delta t) = W(t) + \eta x^\alpha (\delta^\alpha)^T$, где $0 < \eta < 1$ — темп обучения.

Шаг 4. Шаги 1—3 повторяются для всех обучающих векторов. Один цикл последовательного предъявления всей выборки называется *эпохой*. Обучение завершается по истечении нескольких эпох, когда итерации сойдутся, т. е. вектор весов перестает изменяться, или когда полная просуммированная по всем векторам абсолютная ошибка станет меньше некоторого малого значения.

В соответствии с приведенным алгоритмом разработано программное обеспечение для расчетно-экспериментального моделирования искажений формы электрических импульсов при осциллографических измерениях и нейросетевого восстановления сигнала. Моделирование осуществлялось с учетом влияния амплитудных шумов с нормальным распределением и джиттера с нормальным и равномерным распределениями. Модельными сигналами были квазиступенчатый перепад, перепады вида четверти волны косинуса и интеграла функции $\sin(x)/x$, а также произвольно задаваемый сигнал. Во всех случаях имелась возможность изменять длительность фронта перепада.

На рис. 3, 4 представлены некоторые результаты расчетного эксперимента. В качестве критерия качества восстановления служила средняя квадратическая длина вектора ошибки $E = \frac{1}{2} \sum (y^\alpha - \bar{y}^\alpha)^2$.

Исследование характера и качества восстановления формы различных модельных сигналов с помощью рассмотренной нейросети на основе персептрона позволяет сделать следующие выводы.

1. В условиях зашумления исходных данных достигается достаточное качество восстановления с целью оценки таких параметров сигнала, как длительности импульса и фронта. При выборе влияющих факторов (амплитуды шума и джиттера) в пределах значений, часто встречающихся на практике при поверке СИ типов С9-9, К2-75, К2-76, И1-12, И1-14, И1-15, К2С-62А, погрешность измерений длительности фронта, обусловленная джиттером, находится в пределах основной погрешности измерений временных интервалов эталона.

2. Применение нейронных сетей для уменьшения искажений формы электрических импульсов не позволяет достичь таких же высоких уровней точности при измерении длительности фронта, как в случае статистических алгоритмов, предложенных в [4]. При этом нейросетевое восстановление не требует длительного времени сбора и обработки данных.

3. В результате моделирования определены значения интенсивности обучения нейросети η и количества эпох обучения j , достаточные для решения практических задач. При количестве нейронов 3072 (1024 в слое), $0,005 < \eta < 0,05$, $j < 5$

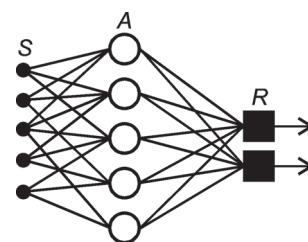


Рис. 2. Элементарный персептрон Розенблатта с тремя типами элементов

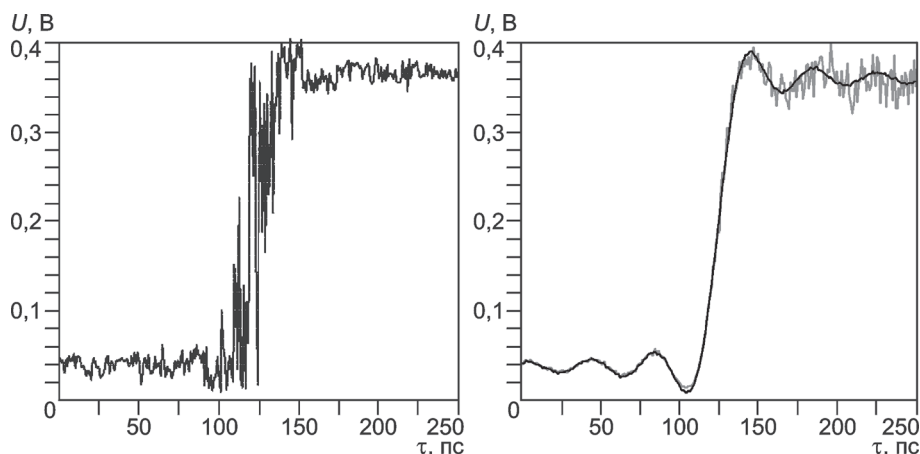


Рис. 3. Искаженная форма импульса, подлежащая восстановлению, и восстановленная форма импульса со средней квадратической длиной вектора ошибки 0,195. Параметры модельного сигнала: перепад в виде интеграла функции $\sin(x)/x$, длительность фронта 20 пс, амплитуда джиттера 50 пс

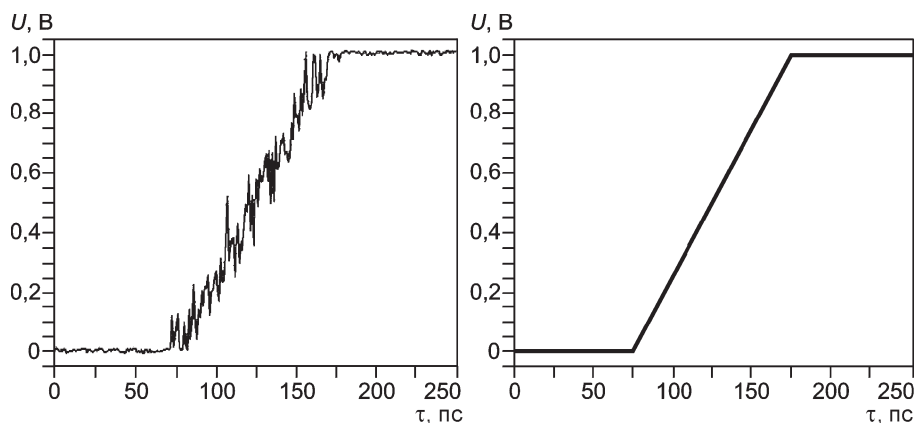


Рис. 4. Искаженная форма импульса, подлежащая восстановлению, и восстановленная форма импульса со средней квадратической длиной вектора ошибки 0,020. Параметры модельного сигнала: квазиступенчатый перепад, длительность фронта 100 пс, амплитуда джиттера 40 пс

получены наилучшие результаты и низкая загрузка ПЭВМ. Электротехническая реализация персептрона в составе осциллографа позволит осуществлять подобную операцию восстановления за пренебрежимо малое время.

4. Ограничение на применение алгоритмов восстановления с использованием искусственных нейронных сетей связано с необходимостью обучения нейросети по известным сигналам (изображениям) либо измеренным с помощью более совершенного СИ, либо спрогнозированным и рассчитанным с некоторой долей неопределенности.

Литература

1. Грановский В. А. Динамические измерения. Основы метрологического обеспечения. Л.: Энергоатомиздат, 1984.
2. Терехов С. А. Лекции по теории и приложениям искусственных нейронных сетей. Снежинск: РФЯЦ ВНИИТФ им. Е. И. Забабахина, 1998.
3. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. М.: Мир, 1965.
4. Клеопин А. В. Аппроксимация искажений, вызванных влиянием джиттера при измерении длительности фронта с помощью стробоскопического осциллографа // Вестник метролога. 2009. № 1. С. 29—32.

Дата принятия 14.10.2014 г.