

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРИЕМА ПОБОЧНЫХ ЭЛЕКТРОМАГНИТНЫХ ИЗЛУЧЕНИЙ ИМПУЛЬСНЫХ СИГНАЛОВ

О. Е. Любимов

ФГУП «РФЯЦ-ВНИИЭФ», г. Саров Нижегородской обл.

Введение

За последние десятилетия в области защиты информации наблюдается устойчивый рост практического интереса к возможности утечки информации за счет побочных электромагнитных излучений (ПЭМИ). ПЭМИ имеют очень малую мощность и подвержены воздействию шумов и помех как искусственного (индустриальные помехи, взаимные помехи радиоэлектронных средств), так и естественного (атмосферные помехи, шумы космического происхождения, тепловой шум земной поверхности) происхождения. Статистические характеристики некоторых видов помех могут быть априорно неизвестны или плохо поддаваться статистическому описанию. Поэтому использование традиционных методов приема сигналов, опирающихся на априорно известные характеристики помех, может быть затруднено в ряде случаев.

Преимущество искусственных нейронных сетей (ИНС), по сравнению с традиционными методами приема, заключается в их способности к формированию модели процесса на основе набора экспериментальных данных во время процедуры, называемой обучением. При этом формальный подход к приему сигнала, реализуемый традиционными методами, заменяется адаптивным подходом, реализуемым с помощью обучения ИНС.

Механизм генерации ПЭМИ импульсных сигналов

В качестве модели излучателя ПЭМИ в цифровых системах обработки информации в настоящей работе используется неэкранированная двухпроводная линия, соединяющая генератор импульсов с нагрузкой (рис. 1). С учетом прямого и возвратного токов такая линия представляет собой рамочную антенну. Такая антенна является элементарным магнитным излучателем, если длина линии удовлетворяет условию

$$l \ll c \tau \approx \frac{c \tau}{\tau}, \quad (1)$$

где c – скорость ЭМ волны в вакууме, τ – длительность фронта импульса.

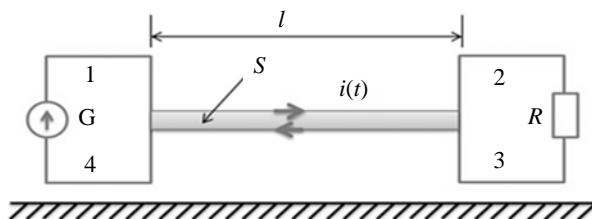


Рис. 1. Модель излучателя ПЭМИ

Согласно [2], электрическое поле, создаваемое рамочным излучателем, равно

$$\vec{E} = -z_0 \frac{S}{4\pi c^2} \left(\frac{c}{r^2} \frac{di}{dt} + \frac{1}{r} \frac{d^2i}{dt^2} \right) \vec{n}\vec{r}, \quad (2)$$

где $z_0 = 377$ Ом; r – расстояние от антенны до рамки; S – площадь рамки; \vec{n} – единичный вектор нормали к поверхности рамки.

Первое слагаемое в (2) характеризует поле в ближней зоне, второе – в волновой. Граница между этими зонами определяется законом $i(t)$ изменения тока в линии (рис. 2).

Если τ – длительность фронтов импульсов, то производные по току (независимо от конкретной формы фронтов) приближенно представляются в виде

$$\frac{di}{dt} \approx \frac{J}{\tau}, \quad \frac{d^2i}{dt^2} \approx \frac{J}{\tau^2}, \quad (3)$$

где J – величина тока, соответствующая вершине импульса.

С учетом (2) находим компоненты поля, соответствующие различным зонам:

– для ближней зоны

$$E_1 \approx \frac{Jz_0}{4\pi(c\tau)^2} \frac{S}{r^2}, \quad (4)$$

– для дальней зоны

$$E_2 \approx \frac{Jz_0}{4\pi(c\tau)^2} \frac{S}{r}. \quad (5)$$

Соответственно отношение амплитуд полей ближней и волновой зон равно

$$\frac{E_1}{E_2} \approx \frac{c\tau}{r}, \quad (6)$$

откуда следует, что граница, разделяющая ближнюю и волновую зоны, находится на расстоянии от источника ПЭМИ, равном $r_0 \approx c\tau$. Например, если $\tau = 1$ мкс, то $r_0 = 300$ м.

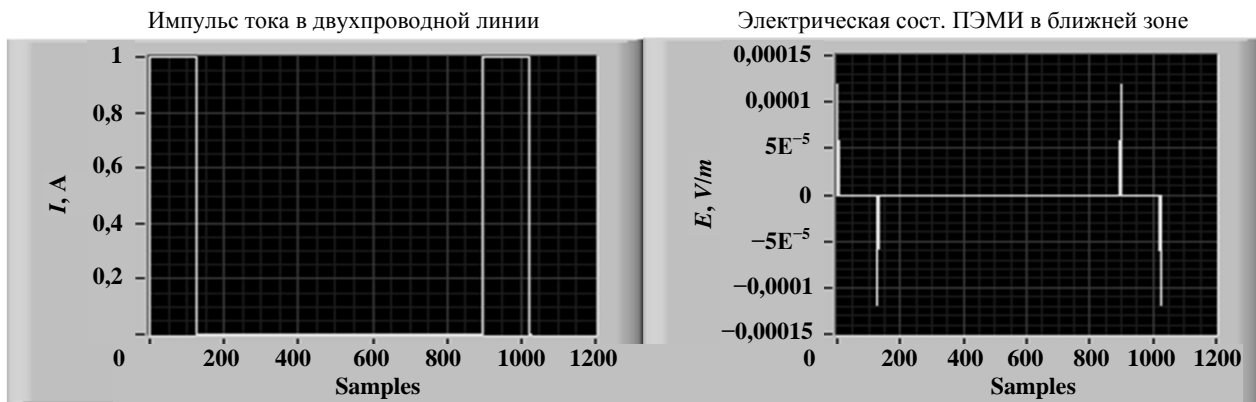


Рис. 2. Импульс тока в двухпроводной линии и соответствующая ему электрическая составляющая ПЭМИ в ближней зоне

Общая концепция приемника ПЭМИ импульсных сигналов

Задача приема сигнала сводится к определению, на основе входных данных, присутствует целевой сигнал или нет. В самом простейшем случае данные на выходе обнаружителя представляются двумя значениями 1 и 0. Значение 1 соответствует той ситуации, когда целевой сигнал присутствует в канале, 0 – когда сигнала в канале нет. Соответственно вводятся вероятность правильного приема P_d и вероятность ложного обнаружения P_{fa} . Вероятность P_d определяется как вероятность выбора гипотезы H_1 (целевой сигнал присутствует), если H_1 – истина. P_{fa} определяется как вероятность выбора гипотезы H_1 , если H_0 (целевой сигнал отсутствует) – истина

$$P_d = P(\wedge(\bar{X}(t)) > \eta / H_1),$$

$$P_{fa} = P(\wedge(\bar{X}(t)) > \eta / H_0),$$
(7)

где вектор $\bar{X}(t) = [x_1(t), x_2(t) \dots x_N(t)]^T$ – вектор, подаваемый на вход детектора.

Если предположить, что шум, искажающий целевой сигнал, имеет аддитивный характер, получаем

$$\bar{X}(t) = \bar{S}(t) + \bar{C}(t) -$$

этот случай соответствует ситуации, когда целевой сигнал присутствует (гипотеза H_1) и $\bar{X}(t) = \bar{C}(t)$ соответствует гипотезе H_0 – когда сигнал в канале отсутствует, $\bar{S}(t)$ – вектор целевого сигнала, $\bar{C}(t)$ – вектор шума.

Соотношение правдоподобия определяется по формуле

$$\wedge(X(t)) = \frac{P(\bar{X}(t) / H_1)}{P(\bar{X}(t) / H_0)},$$
(8)

где $P(\bar{X}(t) / H_1)$ и $P(\bar{X}(t) / H_0)$ – условные плотности вероятностей $\bar{X}(t)$ по отношению к H_1 и H_0 соответственно. Решение принимается относительно порога η ; H_1 (выход решающего устройства = 1) вы-

бирается в случае, когда $\wedge(\bar{X}(t)) > \eta$, в противном случае выбирается H_0 (выход решающего устройства = 0).

Если сигнал $\bar{S}(t)$ известен и шум $\bar{C}(t)$ является белым гауссовским шумом, то соотношение правдоподобия (8) можно заменить величиной, называемой достаточной статистикой:

$$Z(t) = \sum_{i=1}^N S_i(t) X_i(t).$$

Она соответствует выходу фильтра, согласованного с сигналом $\bar{S}(t)$. Детектор, построенный таким образом, называется согласованным фильтром [4].

В большинстве случаев, когда шум не является гауссовским, соотношение правдоподобия является сложной нелинейной функцией входа $\bar{X}(t)$, которая усложняет разработку и реализацию детектора. Некоторые виды простых детекторов, такие как оптимальные детекторы, разработаны специально для приема сигналов на фоне шумов негауссовского вида, однако производительность таких детекторов резко падает, когда шум меняет свои свойства [5].

Модель детектора, построенного на базе ИНС

Задача детектирования импульсного сигнала ПЭМИ для искусственной нейронной сети может быть сформулирована как задача распознавания изменений амплитуды. Для задач распознавания, состоящих в классификации с заранее определенным набором классов, удобен многослойный перцептрон. Такая сеть представляет собой обучаемый конечный автомат, позволяющий аппроксимировать нелинейное отображение.

Известно, что если перцептрон асимптотически обучается как «1 из N – классификатор», то его выходы аппроксимируют апостериорные вероятности отнесения к классам [1, с. 225]. При использовании ИНС в качестве классификатора может быть построена схема детектирования, изображенная на рис. 3.

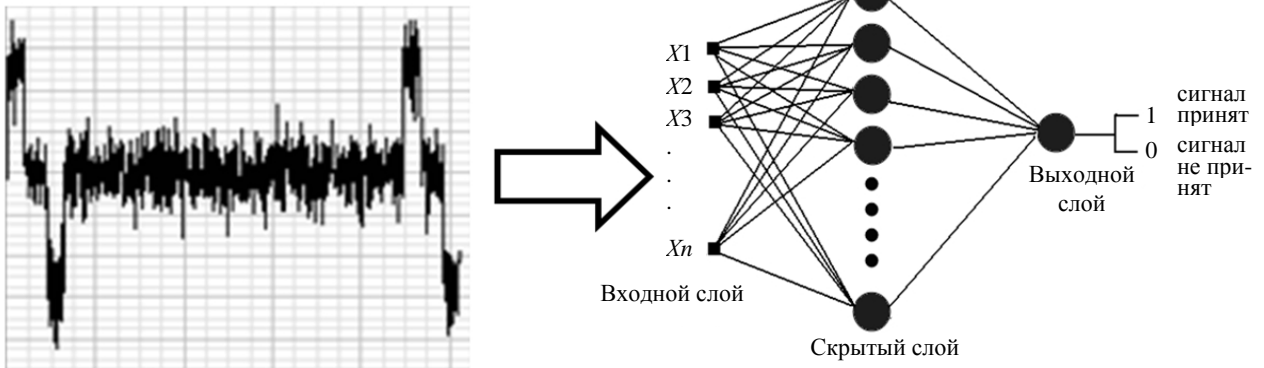


Рис. 3. Нейросетевой детектор на базе многослойного персептрона

При такой схеме построения нейросетевого детектора многослойный персептрон (МП) аппроксимирует оптимальный детектор, описанный выше [7].

Если приводить аналогию с оптимальным приемником (для случая приема ПЭМИ на фоне белого гауссовского шума), то скрытый слой МП выполняет функцию фильтра, согласованного с формой сигнала, а выходной слой – функцию устройства порогового решения.

Компьютерное моделирование

Компьютерное моделирование приема ПЭМИ с помощью ИНС проводилось в два этапа. На первом этапе моделирования исследовались характеристики приема электрической составляющей ПЭМИ одиночного импульса тока на фиксированном расстоянии $r = 3$ м от излучателя. Длительность импульса тока – 64 отсчета, длительность фронта – 14 отсчетов. Перед тем, как подать сигнал на вход нейронной сети, к нему добавлялись следующие виды шума: белый гауссовский шум, равномерный белый шум

(имеет равномерное распределение амплитуды в некотором интервале), периодический случайный шум (этот вид шума состоит из суммы синусоид со случайной фазой) [3].

Обучение нейронной сети проводилось методом обратного распространения ошибки. При этом сеть обучалась как на входных векторах без добавления шума, так и на зашумленных входных векторах.

Выбор оптимального числа нейронов в скрытом слое осуществлялся экспериментальным образом. Критерием отбора являлось увеличение вероятности правильного приема (уменьшение ошибки аппроксимации отображения вход-выход [1, с. 240]). После обучения на вход сети подавались зашумленные входные данные. Результаты первого этапа моделирования приведены на рис. 4.

В рамках второго этапа было проведено моделирование обнаружения нейронной сетью последовательностей, состоящих из восьми импульсов, которые соответствуют ASCII коду букв английского алфавита, и их распознаванию (отнесению входного вектора к классу той или иной буквы).

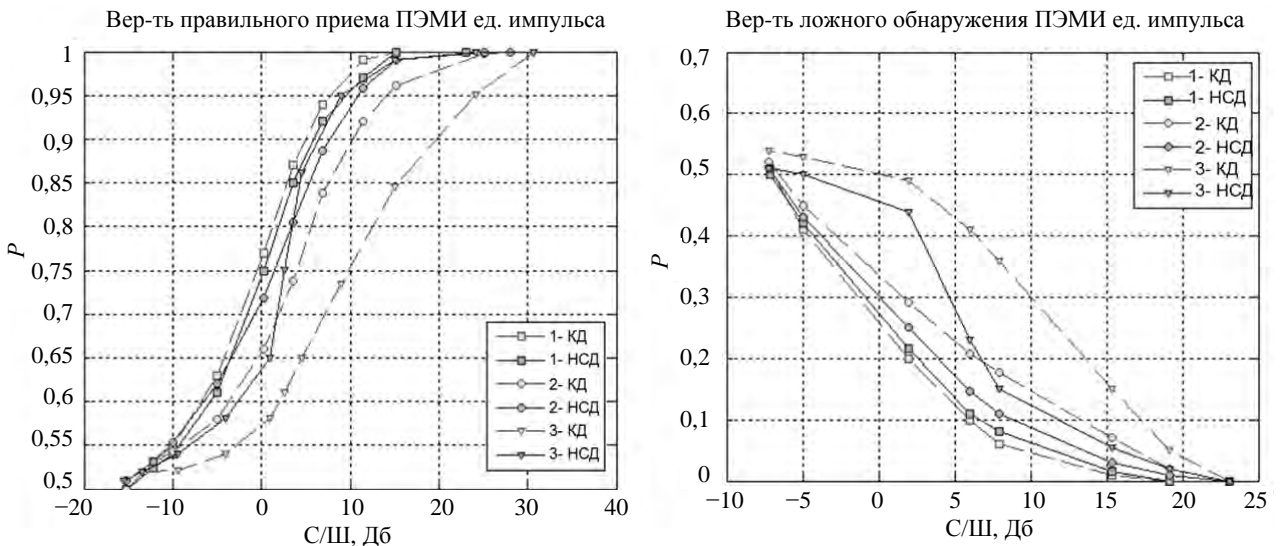


Рис. 4. Вероятности правильного приема и ложного обнаружения для ПЭМИ единичного импульса: 1 – на фоне белого гауссовского шума; 2 – на фоне равномерного белого шума; 3 – на фоне периодического случайного; ОД – оптимальный детектор; НСД – нейросетевой детектор

В отличие от многослойного персептрона, используемого на первом этапе, который имел всего один нейрон в выходном слое, во второй серии МП имел в выходном слое уже 26 нейронов, что соответствует числу имеющихся букв.

Все последовательности имели длину 1028 отсчетов, при длительности импульса 128 отсчетов. Обучение сети для каждой буквы проводилось таким же образом, как на первом этапе моделирования. Последовательность импульсов считалась принятой в том случае, если были приняты верно все импульсы, входящие в последовательность. Результаты второго этапа моделирования приведены на рис. 5.

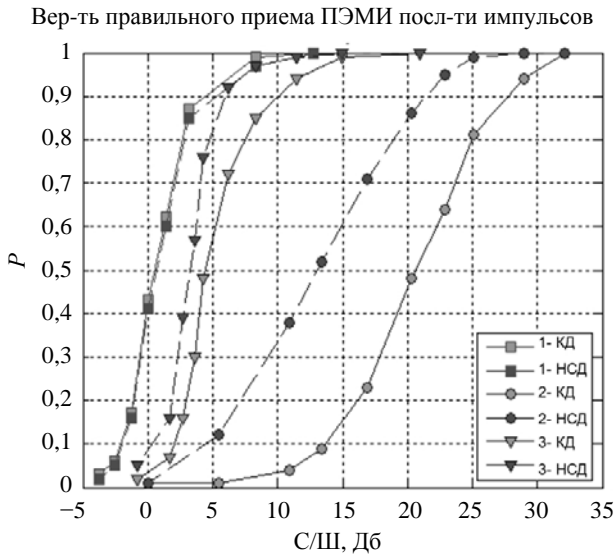


Рис. 5. Вероятность правильного обнаружения ПЭМИ последовательности из восьми импульсов: 1 – на фоне белого гауссовского шума; 2 – на фоне равномерного белого шума; 3 – на фоне периодического случайного шума; Од – оптимальный детектор; НСД – нейросетевой детектор

Заключение

В настоящей работе представлен метод детектирования ПЭМИ единичных импульсов тока и импульсных последовательностей с помощью многослойного персептрона и проведено моделирование работы данного метода в условиях воздействия шумов различного вида.

Проведенное моделирование показало, что детектор ПЭМИ на базе многослойного персептрона целесообразно в задачах обнаружения ПЭМИ на фоне шумов негауссовского вида и шумов с априорно неизвестными статистическими свойствами. В переносных случаях нейросетевой обнаружитель обеспечивает большую вероятность правильного обнаружения, по сравнению с традиционными методами, при одних и тех же соотношениях сигнал/шум.

Литература

1. Хайкин С. Нейронные сети, полный курс. Изд. дом «Вильямс», 2006.
2. Коржик В. И., Финк Л. М., Щелкунов Н. Н. Расчет помехоустойчивости систем передачи дискретных сообщений. «Радио и связь», 1981.
3. Загидуллин Р. Ш. LabView в исследованиях и разработках. М.: Горячая линия – Телеком, 2005.
4. Проксис Дж. Цифровая связь / Под ред. Д. Д. Кловского: М. Радио и связь, 2000.
5. Khairnar D. G., Merchant S. N., Desai U. B. Improving Performance In Pulse Radar Detection Using Radial Basis Function Network // SPANN Laboratory Department of Electrical Engineering Indian Institute of Technology Bombay, Powai, Mumbai, 2006.
6. Левин Б. Р. Теоретические основы статистической радиотехники. М.: Радио и связь, 1989.
7. Yu Hen Hu, Jekq-Neng Hwang. Handbook of Neural Network Signal Processing. CRC Press LLC, 2002.