

# Применение нейросетей в вопросах обнаружения и различения полезных сигналов

Д. С. Даниленко, П. Н. Топчий, В. В. Елишев  
Военно-космическая академия им. А.Ф. Можайского

**Аннотация.** Один из способов обнаружения и различения сигналов на фоне мешающего воздействия - применение согласованного фильтра. Вместо согласованного фильтра возможно применение нейросети. Обнаружение и различение сигнала при помощи искусственной нейронной сети (далее - нейронной сети) позволяет работать системе приема информации на фоне небелых помеховых воздействий с квазиоптимальным результатом.

**Ключевые слова:** согласованный фильтр, КИХ-фильтр, нейронная сеть, нейрон

## I. ВВЕДЕНИЕ

Теория оптимального приема рассматривает поиск и различение сигнала на фоне белого шума, оптимальным приемником в этом случае являются коррелятор и согласованный фильтр [1]. Импульсная характеристика согласованного фильтра в цифровых системах – это зеркальное отражение (относительно оси  $t=0$ ) сигнала с некоторой задержкой. Следовательно, если сигнал равен  $s(t)$ , его зеркальное изображение равно  $s(-t)$ , а зеркальное отображение, запаздывающее на  $T$  секунд, – это  $s(T-t)$ .

При решении задач на фоне небелых помеховых воздействий оптимальный приёмник должен учитывать спектральные и корреляционные свойства помех. [2]

При работе нейронных сетей в нейронах используются весовые коэффициенты. Вектор оптимальных весовых коэффициентов вычисляется по формуле:

$$W^* = R^{-1}P \quad (1)$$

где  $R$  – корреляционная матрица входного сигнала (с учетом мешающего воздействия);  $P$  – вектор столбец взаимокорреляционной функции полезного сигнала и отсчетов входного сигнала.

Сигнал на выходе адаптивного фильтра в идеальном случае:

$$y(n) = w_0x(n) + w_1x(n-1) + \dots + w_px(n-p) \quad (2)$$

где  $w_i$  – весовые коэффициенты, рассчитанные по (1);  $p$  – порядок фильтра.

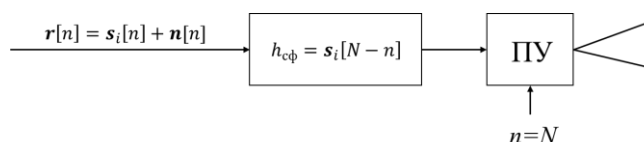


Рис. 1. Построение согласованного фильтра

На выходе согласованного фильтра (рис. 1) имеем отклик системы:

$$y(n) = h_0x(n) + h_1x(n-1) + \dots + h_{N-1}x(n-(N-1)) \quad (3)$$

где  $h_i$  – коэффициенты импульсной характеристики согласованного фильтра (рис. 1).

При описании откликов систем мы использовали нормированное время, основным преимуществом которого является простота его машинной реализации.

Структурная схема фильтра с конечной импульсной характеристикой соответствующая формуле (3) изображена на рис. 2.

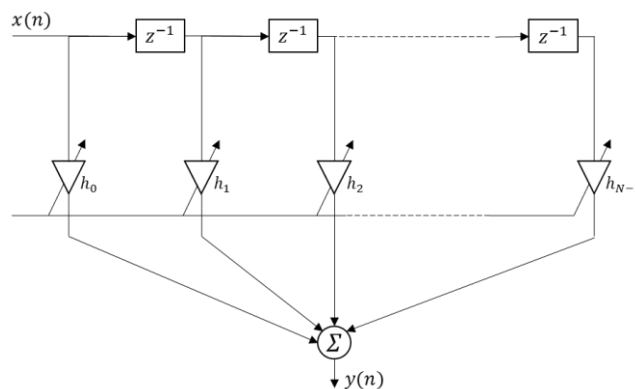


Рис. 2. Построение согласованного фильтра

Сравнивая формулы (2) и (3) видно, что оптимальные весовые коэффициенты, совпадающие с отсчетами импульсной характеристики, определяются корреляционной матрицей мешающего воздействия, что в реальных условиях невозможно или крайне затруднительно

Решением этой проблемы может стать использование нейронной сети.

## II. СТРУКТУРА НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Рассмотрим математическую модель нейронной сети прямого распространения, которая состоит из математических моделей нейрона (рис. 3), образующих входной, выходной и скрытый слой.

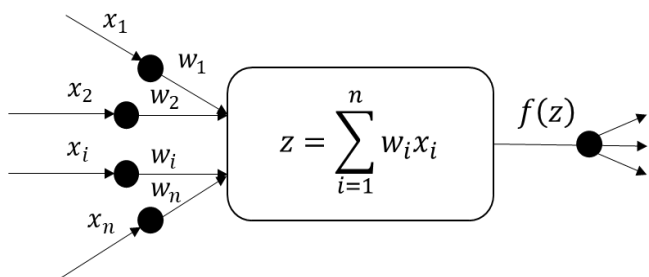


Рис. 3. Математическая модель нейрона

Сравнивая структуры согласованного фильтра (рис. 2) и модели нейрона (рис. 3) видно практически полное совпадение, что позволяет решить вопрос нахождения оптимальных весовых коэффициентов созданием достаточно простой нейронной сети.

Создание многослойной нейронной сети [3] позволяет учесть структуру принимаемого сигнала. В обработку поступает число отсчетов, соответствующее количеству отсчетов необходимых для передачи 1 бита информации. Для простых сигналов минимальное число отсчетов два (согласно теореме Котельникова), для сложных сигналов определяется базой сигнала. При этом малое число отсчетов не позволяет обрабатывать смесь сигнала и сложной помехи.

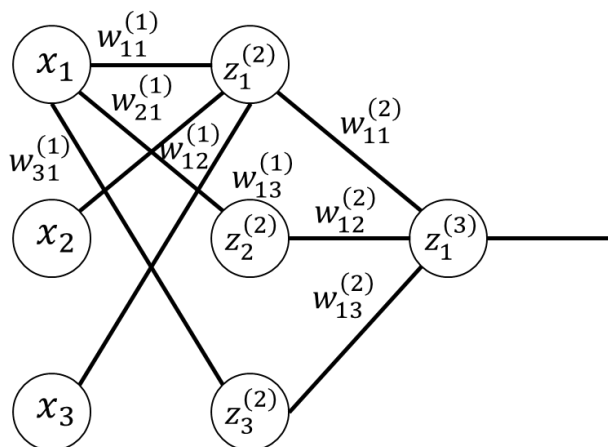


Рис. 4. Модель нейронной сети прямого распространения

Сама нейронная сетей представляет собой несколько слоёв. На рис. 4 слой слева – входящий слой. Его вход является входом всей нейронной сети. Слой справа – выходящий слой, который определяет результат работы всей нейронной сети. Скрытый слой на рисунке изображён посередине.

В качестве входных данных нейронной сети являются задержанные отсчеты обнаруживаемого сигнала.

## III. ПОСТРОЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ОБНАРУЖЕНИЯ И РАЗЛИЧЕНИЯ

Из выше сказанного, можно сделать вывод, что структура нейронной сети напоминает КИХ-фильтр. КИХ-фильтр – линейный цифровой фильтр, импульсная характеристика которого в определённый момент становится равна 0. Отклик цифрового фильтра определяется по формуле (3).

Для повышения гибкости создадим нейронную сеть из нескольких слоев (рис. 5). В первом слое разместим нейроны с количеством входов соответствующим числу отсчетов одного элементарного символа (минимальное число 2, обычно 4 или 8). Количество внутренних слоев, как минимум соответствует числу используемых символов (два, если передаются «0» и «1»). Выходной слой в данной схеме позволяет фиксировать полученный при обработке результат.

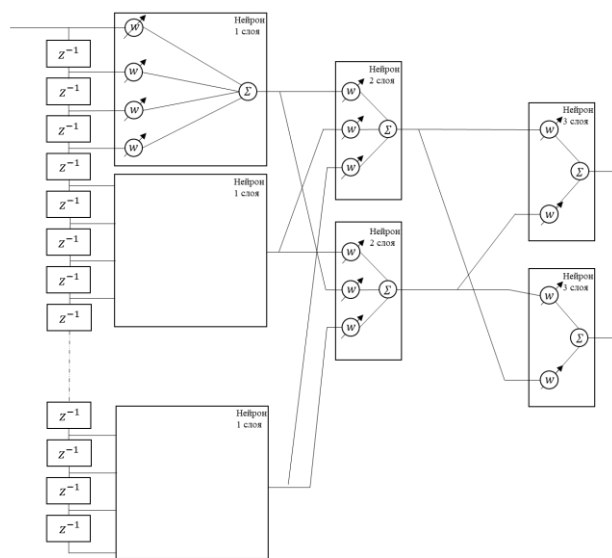


Рис. 5. Нейронная сеть для сигнала с прямым расширением спектра

Исходное состояние весовых коэффициентов нейронной сети соответствует весовым коэффициентам согласованного фильтра (3).

Алгоритм функционирования нейронной сети должен предусматривать запрет на присвоение всем весовым коэффициентам нулевых значений, а также нормализацию для предотвращения переобучения.

В качестве функции ошибки при обучении логично выбрать квадратичную ошибку, тогда в случае стационарного мешающего воздействия рабочая функция будет иметь поверхность с единственным экстремумом, что позволяет упростить процесс обучения нейронной сети и в общем случае исключить участие оператора.

$$\varepsilon = s_0 - y \quad (4)$$

Переписав (3) в векторной форме получим:

$$y = X^T W = W^T X \quad (5)$$

Тогда (4):

$$\varepsilon = s_0 - X^T W = s_0 - W^T X \quad (6)$$

И для квадратичной формы возведем (6) в квадрат:

$$\varepsilon^2 = s_0^2 + W^T X X^T W - 2s_0 X^T W \quad (7)$$

Пусть значение ошибки, полезный сигнал и входная последовательность стационарны в статическом смысле, тогда от мгновенных значений перейдем к математическим ожиданиям:

$$E[\varepsilon^2] = E[s_0^2] + W^T E[XX^T] W - 2E[s_0 X^T] W \quad (8)$$

Учитывая, что  $R = E[XX^T]$  – корреляционная матрица входного сигнала, введем вектор столбец  $P = E[s_0 X]$  взаимной корреляции полезного отклика и входных отсчетов сигнала.

Запишем СКО сигнала ошибки:

$$CKO = E[\varepsilon^2] = E[s_0^2] + W^T R W - 2P^T W \quad (9)$$

Из (9) видно, что среднее квадратичное отклонение ошибки совпадает с квадратичной функцией вектора весовых коэффициентов.

При наличии нескольких локальных экстремумов задача нахождения оптимального решения усложняется, теоретически задача обучения решается методом обратного распространения и требует наличие эксперта.

Выбор функции активации выходит из постановки задачи нейронной сети. В данном случае использование ступенчатой функции станет аналогом порогового устройства в классических обнаружителях. Главный недостаток использования данной функции – невозможность классификации данных.

Использование линейной функции активации повлечёт за собой зависимость слоёв от линейной функции на входе.

Для решения задачи классификации подходящей функцией является сигмоида. Основные достоинства данной функции: нелинейность по своей природе и нахождение более чётких границ при предсказании.

Преимущества использования нейронной сети для решения задачи поиска и различения сигналов на фоне мешающих воздействий:

- возможность быстрой реакции системы на изменение ситуации;
- при утрате работающих элементов их функции перераспределяются между остальными и не ухудшают результаты работы всей нейронной сети;
- эффективная фильтрация шумов.

Недостатки использования нейронной сети в данной сфере:

- сложный алгоритм построения архитектуры нейронной сети;
- длительный процесс обучения системы;
- каждый нейрон в слое не зависит от соседнего, следовательно, не зависит от прохождения микропроцессов вне себя.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Скляр Бернард Цифровая связь. Теоретические основы и практическое применение. Изд. 2-е, испр. : Пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2003. 1104 с.
- [2] Уидроу Б., Стирнз С. Адаптивная обработка сигналов / Пер. с англ. М.: Радио и связь, 1989. 440 с.
- [3] Плотников С.А., Семенов Д.М., Фрадков А.Л., Математическое моделирование систем управления. СПб.: Университет ИТМО, 2021. 193 с.
- [4] Умняшкин С.В. Основы теории обработки: Учебное пособие. М.: ТЕХНОСФЕРА, 2016. 528 с.
- [5] Рейхсфельд В.О., Еркова Л.Н. Оборудование производств основного органического синтеза и синтетического каучука. Киев: Наукова думка, 1984. 346 с.
- [6] Лившиц М.Л., Шишялковский Б.И. Лакокрасочные материалы: Справ. пособие. 2-е изд. СПб.: Химия, 1996. 264 с.