

DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2023.2.3>

УДК: 621.391

## НЕЙРОСЕТЕВОЙ АЛГОРИТМ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ СИГНАЛОВ С ДВОИЧНОЙ ПОЗИЦИОННО-ИМПУЛЬСНОЙ МОДУЛЯЦИЕЙ

Ю.Э. Корчагин, К.Д. Титов, О.Н. Завалишина

Воронежский государственный университет  
394018, г. Воронеж, ул. Университетская площадь, д. 1

Статья поступила в редакцию 8 января 2023 г.

**Аннотация.** В работе исследован нейросетевой способ детектирования сигналов с двоичной позиционно-импульсной модуляцией. Процесс детектирования был сведён к различению сигналов нейросетью, архитектура которой включала в себя свёрточные и полносвязные слои. Сеть обучалась на основе множества размеченных реализаций смеси сигналов с шумом, которые были представлены дискретными отсчётами. Для моделирования и обучения сети использовалась библиотека TensorFlow. В качестве возможных моделей сигналов применялись колокольный видеоимпульс и квазирадиосигнал с колокольной модулирующей функцией. Эффективность функционирования обученной нейросети исследована методами статистического моделирования на ЭВМ. Выполнено сравнение качества детектирования нейросетевого алгоритма с классическим, синтезированным в рамках статистической теории принятия решений. Исследована возможность обучения нейросетевого детектора при неизвестной длительности принимаемых сигналов. Выполнено сравнение эффективности функционирования нейросетевого детектора с квазиоптимальным, который не учитывает возможного незнания длительности сигнала. Показано, что нейросетевой алгоритм детектирования существенно уступает оптимальному, синтезированному методом максимального правдоподобия. Однако при наличии

априорной неопределённости относительно длительности сигнала, квазиоптимальный детектор уступает в эффективности нейросетевому. Сформулированы рекомендации по обоснованному выбору детектора в зависимости от требуемого качества его работы.

**Ключевые слова:** позиционно-импульсная модуляция, различение сигналов, нейросеть, свёрточный слой, полносвязный слой, TensorFlow, обучение, функция стоимости, категориальная кросс-энтропия, неизвестная длительность.

**Финансирование:** Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 21-19-00323, <https://rscf.ru/project/21-19-00323/>.

**Автор для переписки:** Титов Константин Дмитриевич, [titovkd@gmail.com](mailto:titovkd@gmail.com)

## Введение

Позиционно-импульсная модуляция (ПИМ, Pulse Position Modulation, PPM) и её модификация – многоимпульсная позиционно-импульсная модуляция (Multipulse Pulse Position Modulation, MPPM), находят применение в практических приложениях теории связи и управления, особенно в оптическом диапазоне и в сверхширокополосных системах [1-3]. В частности, PPM является одним из рекомендованных режимов работы устройств физического уровня беспроводных сетей стандарта IEEE 802.15.4, который разработан для приложений мониторинга и управления с низкой скоростью передачи данных, а также для использования в устройствах с малым энергопотреблением с увеличенным сроком службы (радиочастотные метки, интеллектуальные инженерные и мониторинговые сети и др.) [4].

В обычном понимании PPM представляет собой такой способ кодирования, когда на интервале одного канального символа  $[0, T]$  размещаются  $L = 2^M$  отрезков (слотов), в каждом из которых может присутствовать импульсный сигнал. Это позволяет одним импульсом передать сразу  $M$  бит информации, но требует достаточно точного измерения его временного положения, а также наличия надёжной синхронизации. Имеются более сложные схемы формирования сигнала с PPM, например, описанные в [1]. Каждый бит

информации кодируется пачкой импульсов. Время канального символа разделено на два интервала, присутствие пачки только в первом интервале означает передачу бита «1», присутствие пачки только во втором – бита «0». В литературе предложена не одна подобная схема кодирования, также, например, используются схемы, основанные на псевдослучайных последовательностях импульсов. Однако, в любом случае процесс детектирования включает в себя измерение каким-либо способом времени прихода сигнала, что делает демодуляторы сигналов с PPM не самыми лёгкими в программном или аппаратном исполнении. В качестве примера, одна из схем демодуляции приведена в [5].

В данной работе исследована возможность использования нейросетевого алгоритма различения для декодирования сигналов с PPM. Выполнено моделирование нейросетевого детектора.

Будем для простоты исследовать двоичную (двухпозиционную) PPM, когда интервал наблюдения разделён пополам. Задачу детектирования двоичной PPM можно интерпретировать как задачу различения двух сигналов, которые располагаются в разных (левой или правой) частях интервала наблюдения. Обозначим  $s_0(t)$  и  $s_1(t)$  – различаемые сигналы, один из которых присутствует в реализации наблюдаемых данных  $\xi(t)$ , доступной на входе приёмного устройства. С точки зрения теории различения сигналы  $s_0(t)$  и  $s_1(t)$  не обязательно должны располагаться в разных частях интервала наблюдения. Они также могут перекрываться во времени, но отличаться другими признаками (параметрами, формой и др.). Сигналы с PPM запишем в виде:

$$s_0(t) = s(t - T/4)I\left(\frac{t - T/4}{T/2}\right), \quad (1)$$

$$s_1(t) = s(t - 3T/4)I\left(\frac{t - 3T/4}{T/2}\right), \quad (2)$$

где  $I(x) = \begin{cases} 1, & |x| \leq 0.5, \\ 0, & |x| > 0.5 \end{cases}$  – индикатор единичной длительности,  $s(t)$  – функция,

характеризующая форму принимаемых сигналов. Тогда  $s_0(t)$  располагается на отрезке  $[0, T/2]$ , а  $s_1(t)$  – на отрезке  $[T/2, T]$ .

Принятую реализацию удобно записать в виде:

$$\xi(t) = \theta s_1(t) + (1 - \theta) s_0(t) + n(t). \quad (3)$$

Здесь введён дискретный параметр  $\theta$ , который может принимать два значения:  $\theta = 1$  – присутствует сигнал  $s_1(t)$  и  $\theta = 0$  – присутствует сигнал  $s_0(t)$ , а также обозначено  $n(t)$  – реализация гауссовского белого шума с односторонней спектральной плотностью  $N_0$ . Детектор сигналов с PPM должен принять решение о том, какой сигнал присутствует в наблюдаемой реализации. Будем считать известными априорные вероятности  $p_0$  появления сигнала  $s_0(t)$  и  $p_1$  – сигнала  $s_1(t)$ , причём  $p_0 + p_1 = 1$ . Если сигналы  $s_0(t)$  и  $s_1(t)$  сопоставлены с передаваемыми битами 0 и 1, то, как правило,  $p_0 = p_1 = 0,5$ , поскольку из потока передаваемых бит обычно заранее устраняют избыточность.

Оптимальные алгоритмы различения сигналов исследованы и описаны в литературе, например в [6-9]. Это даёт возможность сравнить качество различения при использовании статистических и нейросетевых подходов. Сформулированная задача различения сигналов является частным случаем более общей задачи различения статистических гипотез. Назовём гипотезой  $H_0$  случай, когда присутствует сигнал  $s_0(t)$  (при этом  $\theta = 0$ ), и гипотезой  $H_1$  случай, когда присутствует сигнал  $s_1(t)$  (при этом  $\theta = 1$ ). Тогда вероятности:

$$p_0 = P(H_0) = P\{\theta = 0\}, \quad p_1 = P(H_1) = P\{\theta = 1\}$$

называют априорными вероятностями соответствующих гипотез. Располагая реализацией (3), требуется принять решение, какая гипотеза верна. Заметим, что при  $s_0(t) = 0$  задача различения совпадает с задачей обнаружения сигнала.

Разумеется, вследствие действия шума, решение о справедливости какой-либо гипотезы не может быть безошибочным. Поэтому для решения задачи

различия нужно задать критерий оптимальности, учитывая, какие ошибки могут иметь место. Обозначим символом  $\gamma$  принятое решение. Когда  $\gamma = 0$  принимается решение в пользу гипотезы  $H_0$ , а когда  $\gamma = 1$  – в пользу гипотезы  $H_1$ .

Введём в рассмотрение вероятности ошибок – вероятности перепутать сигналы.

1) Вероятность ошибки 1-го рода, когда принято решение в пользу гипотезы

$H_1$ , а на самом деле была верна гипотеза  $H_0$

$$\alpha = P(H_1|H_0) = P\{\gamma = 1|\theta = 0\},$$

то есть было принято решение о том, что присутствует сигнал  $s_1(t)$ , а на самом деле в наличии был сигнал  $s_0(t)$ . В задаче обнаружения сигнала такая ситуация называется ложной тревогой, величина  $\alpha$  – вероятностью ложной тревоги.

2) Вероятность ошибки 2-го рода, когда принято решение в пользу гипотезы  $H_0$ , а на самом деле была верна гипотеза  $H_1$ :

$$\beta = P(H_0|H_1) = P\{\gamma = 0|\theta = 1\},$$

то есть было принято решение о том, что присутствует сигнал  $s_0(t)$ , а на самом деле в наличии был сигнал  $s_1(t)$ . В задаче обнаружения сигнала такая ситуация называется пропуском сигнала, а величина  $\beta$  – вероятностью пропуска.

3) Средняя вероятность ошибки:

$$p_e = p_0\alpha + p_1\beta.$$

## 1. Различение методом максимального правдоподобия

Для большинства используемых критериев оптимальности [6-9] алгоритм принятия решения требует формирования отношения правдоподобия  $\Lambda$  или его логарифма  $L$  и последующего сравнения его с порогом [6]:

$$L = \ln \Lambda = \frac{2}{N_0} \left[ \int_0^T \xi(t) [s_1(t) - s_0(t)] dt \right] - \frac{E_1 - E_0}{N_0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \ln h, \quad (4)$$

здесь  $E_1 = \int_0^T s_1^2(t) dt$ ,  $E_0 = \int_0^T s_0^2(t) dt$  – энергии сигналов,  $h$  – порог, заданный критерием оптимальности. В частности, при использовании критерия идеального наблюдателя  $h = p_0/p_1$ , а максимального правдоподобия –  $h = 1$ . Для случая детектирования сигналов с PPM их энергии равны  $E_1 = E_2 = E$ . Тогда выражение (4) упрощается и принимает вид:

$$L = \frac{2}{N_0} \left[ \int_0^T \xi(t) [s_1(t) - s_0(t)] dt \right]_{H_0}^{H_1} \geq \ln h. \quad (5)$$

Эффективность функционирования алгоритма различения (5) исследована в [6], где найдены вероятности ошибок 1-го и 2-го рода и средняя вероятность ошибки:

$$p_e = 1 - \Phi\left(z\sqrt{(1-r_s)/2}\right), \quad (6)$$

здесь  $\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x \exp(-t^2/2) dt$  – функция Лапласа (интеграл вероятности),

$r_s = \frac{1}{E} \int_0^T s_1(t)s_0(t) dt$  – взаимная корреляционная функция между сигналами  $s_0(t)$

и  $s_1(t)$ , которая показывает степень их сходства,  $z^2 = 2E/N_0$  – отношение сигнал/шум (ОСШ) по мощности, а также предполагается  $p_0 = p_1 = 0,5$ . Поскольку сигналы с PPM не перекрываются во времени, то  $r_s = 0$ .

Рассмотрим далее два вида различаемых сверхширокополосных сигналов: видеоимпульсы колокольной формы:

$$s(t) = A \exp(-t^2/2\tau^2) \quad (9)$$

и квазирадиосигналы с колокольной огибающей:

$$s(t) = A \exp(-t^2/2\tau^2) \cos(\omega t), \quad (10)$$

здесь  $A, \tau, \omega$  – амплитуда длительность и частота, причём длительность выберем в соответствии с интервалом наблюдения  $\tau = T/16$ . Будем считать, что на интервале времени  $[0, T/2]$  укладывается  $k = 8$  периодов  $T_0 = 2\pi/\omega$  колебаний сигнала (10), тогда для частоты справедливо выражение  $\omega = 4\pi k / T$ . На рис. 1 и 2 изображены различаемые сигналы, описываемые выражениями (9) и (10)

соответственно при  $A=1$ ,  $\kappa=8$ . Штриховые линии соответствуют сигналам  $s_0(t)$ , штрихпунктирные – сигналам  $s_1(t)$ .

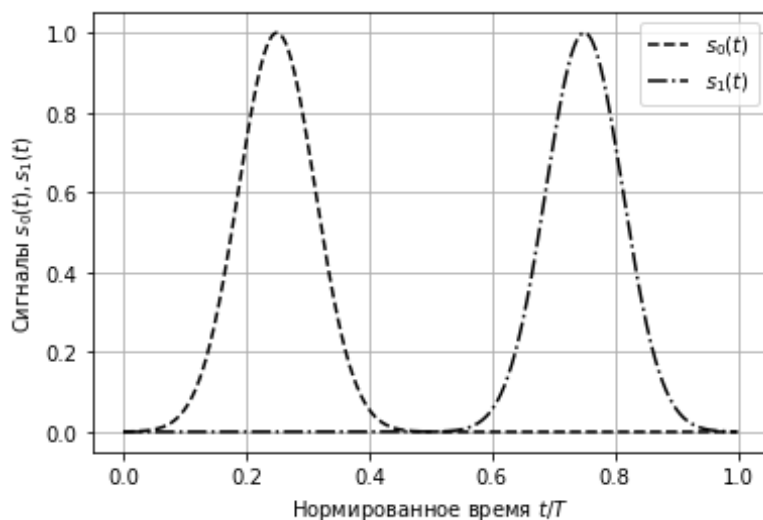


Рис. 1. Различаемые видеосигналы

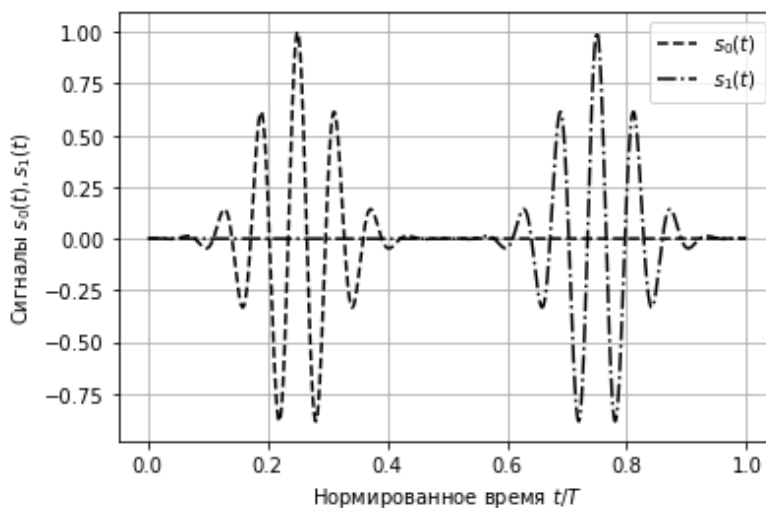


Рис. 2. Различаемые квазирадиосигналы

Энергии сигналов (9) и (10) представим в виде:

$$E = \int_0^{T/2} s_0(t) dt = \int_{T/2}^T s_1(t) dt = kA^2T,$$

здесь множитель  $k$  для сигнала (9) равен:

$$k = \frac{1}{T} \int_{-T/4}^{T/4} \exp(-x^2/2\tau^2) dx = \frac{\tau}{T} \sqrt{2\pi} [2\Phi(T/4\tau) - 1], \quad (11)$$

а для сигнала (10):

$$k = k_\omega = \int_{-1/4}^{1/4} \exp(-x^2T^2/2\tau^2) \cos(2\pi\kappa x) dx.$$

## 2. Нейросетевой алгоритм различения

Будем далее моделировать различение сигналов (1) и (2) нейросетью. На входы сети будем подавать временные отсчёты наблюдаемой реализации  $\xi(t)$ , взятые через малые интервалы времени  $\Delta t$ :

$$\xi_i = \xi(t_i), \quad t_i = i\Delta t.$$

Очевидно, что сформировать отсчёты белого шума  $n_i = n(t_i)$  не представляется возможным по причине его бесконечной дисперсии. Будем вместо белого шума использовать широкополосный гауссовский случайный процесс с максимальной частотой в спектре, выбранной в соответствии с теоремой Котельникова  $f_{\max} = 1/2\Delta t$ . Следовательно, переход к дискретным отсчётам сигнала и шума предполагает ограничение спектра максимальной частотой  $f_{\max}$ . Шум с ограниченным спектром обладает дисперсией:

$$\sigma^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} S(\omega) d\omega = \frac{1}{2\pi} \frac{N_0}{2} 2\omega_{\max} = N_0 f_{\max} = \frac{N_0}{2\Delta t}.$$

Отсюда, подставив  $N_0 = 2\Delta t\sigma^2$  и выражение (18) в формулу (15), получаем для ОСШ:

$$z^2 = kA^2T/\Delta t\sigma^2.$$

Таким образом, при моделировании нужно задать количество отсчётов, которое укладывается на длительности сигнала  $N = T/\Delta t$ . Выберем это значение равным 1024, тогда получаем связь между ОСШ, амплитудой сигнала и дисперсией шума:

$$z^2 = kA^2N/\sigma^2. \quad (12)$$

Чтобы обеспечить требуемое ОСШ, будем формировать шумовые отсчёты с единичной дисперсией  $\sigma = 1$ , а амплитуду сигнала вычислять согласно (12) как  $A = z/\sqrt{kN}$ .

Структура выбранной нейросети по слоям изображена на рис. 3. Сети аналогичной конструкции применяются при классификации изображений.



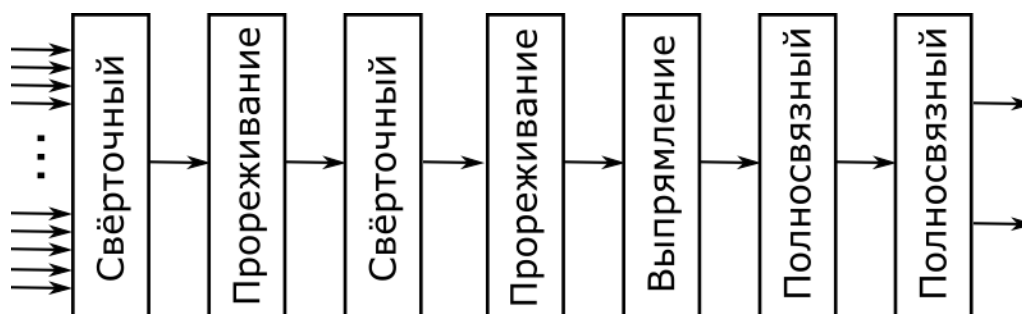


Рис. 3. Структура нейросети

Сеть состоит из семи слоёв. Два свёрточных слоя чередуются со слоями прореживания. Функционирование свёрточного слоя сходно с преобразованием сигнала линейным фильтром, импульсная характеристика которого связана с синаптическими весами нейронов и изменяется в процессе обучения. На вход свёрточного слоя подаются отсчёты наблюдаемой реализации (11). Обозначим  $P < N$  – количество входов и синаптических коэффициентов каждого нейрона, называемое также размером ядра. Свёрточный слой целиком содержит некоторое количество  $Q$  фильтров, импульсные характеристики которых длиной  $P$  отсчётов заданы вначале случайными, равномерно распределёнными на отрезке  $[0,1]$  и изменяются в ходе обучения. Отклики фильтров на входное воздействие называют картами признаков. Первый из свёрточных слоёв содержал  $Q = 32$  фильтра с ядрами размером  $P = 16$  отсчётов. В составе второго слоя были  $Q = 64$  фильтра с ядрами размером  $P = 16$  отсчётов. Схематично принцип функционирования свёрточного слоя изображён на рис. 4. Выход первого слоя содержит  $NQ = 1024 \cdot 32$  отсчётов, представленных в виде тензора размерности  $N \times Q$ . Слой «прореживание» выбирает их двух соседних отсчётов максимальный и передаёт его на выход. Тем самым размерность входного тензора снижается до  $512 \times 32$  отсчётов. Слой «выпрямление» осуществляет преобразование тензора в один длинный вектор размером  $512 \times 32 = 2^{14} = 16384$  элементов. Полносвязные слои состоят из нейронов, на входы которых приходят все величины предыдущего слоя. Первый из полносвязных слоёв содержит 128 нейронов, а второй – только два нейрона.

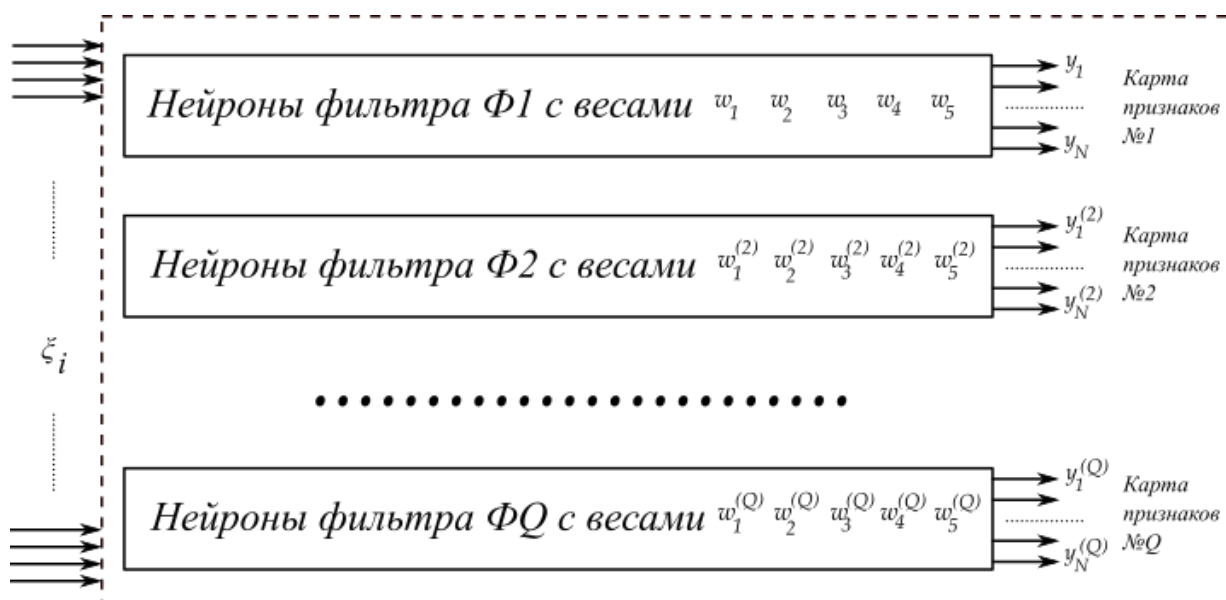


Рис. 4. Иллюстрация принципа функционирования свёрточного слоя

Все нейроны свёрточных и предпоследнего слоёв имеют функцию активации ReLU:  $F(x) = \max(0, x)$ . Последний слой построен на основе активационной функции Softmax. Это означает, что выходной сигнал нейрона  $y_i$  подвергается преобразованию вида:

$$G_i = \exp(y_i) / \sum_{j=1}^n \exp(y_j),$$

что позволяет интерпретировать выходные сигналы последнего слоя как оценки вероятностей присутствия каждого их сигналов в принятой реализации, а также даёт возможность использовать в качестве целевой функции категориальную кросс-энтропию.

Обучение нейросети проводилось на основе 100000 размеченных реализаций смесей сигналов (9) и (10) с шумом. После обучения было выполнено статистическое моделирование работы различителя. Формировалась реализация смеси одного из сигналов с шумом, вычислялись выходные сигналы сети. В случае неверного решения фиксировалась ошибка 1-го или 2-го рода. Результаты моделирования работы нейросетевого различителя показаны на рис. 5. Здесь изображена зависимость средней вероятности ошибки (6) от отношения сигнал/шум.

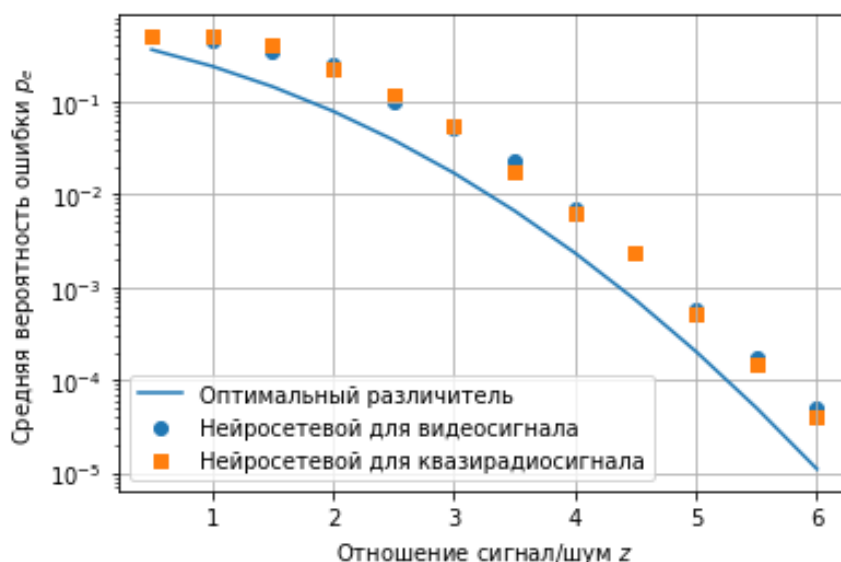


Рис. 5. Результаты моделирования

Сплошная кривая рассчитана по формуле (6) и характеризует качество различения классического алгоритма (4). Маркерами показана средняя вероятность ошибки различения нейросетевого алгоритма: кружками для сигнала (9), квадратиками – для сигнала (10). Как видно из графика, нейросетевой алгоритм заметно уступает в эффективности оптимальному.

### 3. Детектирование сигналов с неизвестной длительностью

Предположим теперь, что параметр  $\tau$ , характеризующий длительность модулирующей функции может быть неизвестен на приёмной стороне. В этом случае алгоритм различения (5) не будет оптимальным. Обозначим  $\tau^*$  – предполагаемая (ожидаемая) длительность сигналов (9) и (10), для которой синтезирован алгоритм различения (5). В процессе излучения и распространения сверхширокополосных сигналов (видеосигналов или квазирадиосигналов) как правило, претерпевает существенные искажения. Длительность принимаемого сигнала может отличаться от ожидаемого, а алгоритм различения становится квазиоптимальным. Обозначим  $\tau_0$  – истинная длительность сигнала, на самом деле присутствующего в принятой реализации. Выберем  $\tau_0 = T/16$ , тогда результаты обучения и моделирования нейросети, описанные в предыдущем разделе соответствуют истинной длительности.

Пусть длительность ожидаемого сигнала меньше истинной в  $m$  раз –  $\tau^* = \tau_0/m$ . Обозначим  $g(t) = A^* \exp(-t^2/2\tau^{*2})$  – ожидаемый видеоимпульс колокольной формы,  $g(t) = A^* \exp(-t^2/2\tau^{*2}) \cos(\omega t)$  – ожидаемый квазирадиосигнал с колокольной огибающей,  $A^*$  – амплитудный множитель ожидаемого сигнала. Квазиоптимальный алгоритм различения (5) перепишем в виде:

$$L^* = \frac{2}{N_0} \left[ \int_0^T \xi(t) [g_1(t) - g_0(t)] dt \right] \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \ln h, \quad (13)$$

где  $g_0(t) = g(t - T/4) I\left(\frac{t - T/4}{T/2}\right)$ ,  $g_1(t) = g(t - 3T/4) I\left(\frac{t - 3T/4}{T/2}\right)$ , – ожидаемые сигналы с РРМ. Поскольку вероятности ошибок различения имеет смысл сравнивать для сигналов с одинаковой энергией, будем считать, что ожидаемый сигнал имеет такую же энергию, что и принятый за счёт изменения амплитудного множителя согласно формуле:

$$A_0^2 \int_{-1/4}^{1/4} \exp(-x^2 T^2 / 2\tau_0^2) \cos(2\pi kx) dx = A^{*2} \int_{-1/4}^{1/4} \exp(-x^2 T^2 / 2\tau^{*2}) \cos(2\pi kx) dx.$$

Найдём вероятности ошибок различения квазиоптимальным алгоритмом (13). Предположим сначала, что справедлива гипотеза  $H_0$ . Подставив  $\xi(t) = s_0(t) + n(t)$  в выражение (28), имеем:

$$L_0^* = L^* | H_0 = -R_0 + N. \quad (14)$$

При справедливости гипотезы  $H_1$ , подставив  $\xi(t) = s_1(t) + n(t)$  в выражение (13), получаем:

$$L_1^* = L^* | H_1 = R_1 + N, \quad (15)$$

Здесь обозначено:  $R_0 = \frac{2}{N_0} \int_0^T s_0(t) g_0(t) dt$ ,  $R_1 = \frac{2}{N_0} \int_0^T s_1(t) g_1(t) dt$ ,  $N = \frac{2}{N_0} \left[ \int_0^T n(t) [g_1(t) - g_0(t)] dt \right]$ .

Согласно (14), (15) решающая статистика  $L_j^*$  при гипотезе  $H_j$ ,  $j = 0, 1$  представляет собой гауссовскую случайную величину с математическим

ожиданием  $M_j = \langle L_j^* \rangle = (-1)^{j+1} R_j$  и дисперсией  $D = \langle N^2 \rangle = \frac{4E}{N_0} = 2z^2$ . Вероятность

ошибки 1-го рода по определению равна:

$$\alpha = P\{L^* > h | H_0\} = P\{L_0^* > h\} = 1 - \Phi\left(\frac{h + R_0}{z\sqrt{2}}\right).$$

Аналогично для вероятности ошибки 2-го рода получаем:

$$\beta = P\{L^* < h | H_1\} = P\{L_1^* < h\} = \Phi\left(\frac{h - R_1}{z\sqrt{2}}\right).$$

Если априорные вероятности появления гипотез равны 1/2, то для средней вероятности ошибки различения и  $h = 0$  можем записать:

$$p_e^* = \frac{\alpha + \beta}{2} = 1 - \frac{1}{2} \left[ \Phi\left(\frac{R_0}{z\sqrt{2}}\right) + \Phi\left(\frac{R_1}{z\sqrt{2}}\right) \right].$$

На рис. 6 изображены зависимости средней вероятности ошибки от ОСШ.

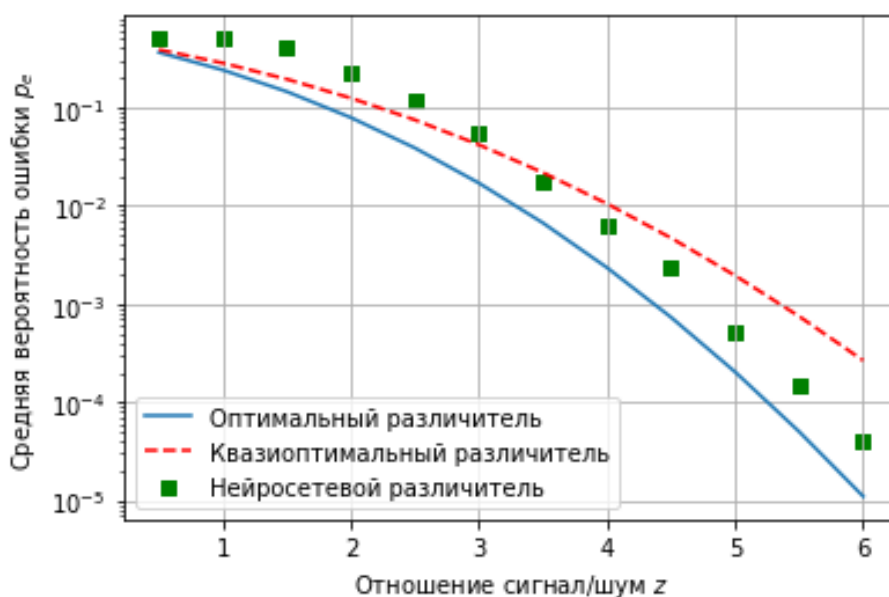


Рис. 6. Результаты моделирования детектирования сигналов с PPM с неизвестной длительностью

Сплошная линия, рассчитанная по формуле (6), характеризует качество различения классического алгоритма (5), при условии, что длительность сигнала априори известна и равна  $\tau_0 = \tau^* = T/16$ . Штриховая кривая характеризует среднюю вероятность ошибки квазиоптимального алгоритма, для которого  $\tau_0 = T/16$ ,  $\tau^* = T/32$ . Маркерами показана средняя вероятность ошибки различения нейросетевого алгоритма. Как видно из графика, нейросетевой

алгоритм заметно уступает в эффективности оптимальному. В сравнении с квазиоптимальным алгоритмом различения начиная с некоторого ОСШ нейросетевой различитель обладает меньшей вероятностью ошибки.

## Заключение

В работе исследован нейросетевой способ детектирования сигналов с двоичной позиционно-импульсной модуляцией. Сравнение качества детектирования нейросетевого алгоритма с классическим, синтезированным методом максимального правдоподобия, показало, что эффективность нейросетевого алгоритма заметно уступает оптимальному. Однако, при наличии априорной неопределённости относительно длительности сигнала, квазиоптимальный детектор уступает в эффективности нейросетевому. Таким образом, в случае детектирования сигналов оптимальным приёмником следует использовать классические алгоритмы, синтезированные в рамках статистической теории принятия решений, а в случае невозможности построения статистически оптимального алгоритма к использованию может быть рекомендован нейросетевой различитель.

**Финансирование:** Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 21-19-00323, <https://rscf.ru/project/21-19-00323/>

## Литература

1. Тепляков И.М., Рощин Б.В., Фомин А.И., Вейцель В.А. *Радиосистемы передачи информации*. Под ред. И.М. Теплякова. Москва, Радио и связь. 1982. 264 с.
2. Парфенов В.И., Голованов Д.Ю. Помехоустойчивость алгоритмов приёма сигналов с многоимпульсной позиционно-импульсной модуляцией. *Компьютерная оптика*. 2018. Т.42. №1. С.167-174. <https://doi.org/10.18287/2412-6179-2018-42-1-167-174>

3. Wintzell O., Zigangirov D.K., Zigangirov K.S. On the Capacity of a Pulse Position Hopped CDMA System. *IEEE Transactions on Information Theory*. 2001. V.47. №6. P.2630-2644. <https://doi.org/10.1109/18.945282>
4. IEEE Standard for Low-Rate Wireless Networks. *IEEE Std 802.15.4-2020 (Revision of IEEE Std 802.15.4-2015)*. 23 July 2020. P.1-800. <https://doi.org/10.1109/IEEESTD.2020.9144691>
5. Patent US-6687293-B1. Stephen R. Loyer, Samuel Alexander Method, system and apparatus for calibrating a Pulse Position Modulation (PPM) decoder to a PPM signal. Application Date: 22.06.2000. Publication Date: 02.02.2004. URL: <https://portal.unifiedpatents.com/patents/patent/US-6687293-B1>
6. Тихонов В.И. *Оптимальный прием сигналов*. Москва, Радио и связь. 1983. 320 с.
7. Ван Трис Гарри Л. *Теория обнаружения, оценок и модуляции. Том 1 Теория обнаружения, оценок и линейная модуляция*: Пер. с англ. Под ред. проф. В.И. Тихонова. Москва, Советское радио. 1972. 744 с.
8. Репин В.Г., Тартаковский Г.П. *Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем*. Москва, Советское радио. 1977. 432 с.
9. Корчагин Ю.Э., Титов К.Д. *Синтез и анализ алгоритмов обработки сверхширокополосных квазирадиосигналов*. Воронеж, Издательский дом ВГУ. 2019. 128 с.

**Для цитирования:**

Корчагин Ю.Э., Титов К.Д., Завалишина О.Н. Нейросетевой алгоритм детектирования сигналов с двоичной позиционно-импульсной модуляцией. *Журнал радиоэлектроники [электронный журнал]*. 2023. №2. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2023.2.3>