

# РАСПОЗНАВАНИЕ ТИПА МОДУЛЯЦИИ РАДИОСИГНАЛА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Пантюхин Д.В.

Московского Физико-Технического Института  
email: [dimasty@ukrtop.com](mailto:dimasty@ukrtop.com), [scn@cnirti.ru](mailto:scn@cnirti.ru) )

## 1. Введение

Целью данной работы является изучение потенциальной возможности применения нейросетевых алгоритмов и, в дальнейшем, нейрокомпьютеров для решения задачи распознавания типов модуляции радиосигналов. Для решения указанной задачи были сформированы реализации радиосигналов в цифровой форме для трех типов модуляций. Реализовалась нейронная сеть с фиксированной структурой на этапе обучения.

## 2. Постановка задачи, исходные данные.

Были сформированы сигналы дискретизированные с частотой 74 МГц, не содержащие несущей частоты и состоящие из двух ортогональных компонент: действительной и мнимой части. Принимается, что сигнал может быть промодулирован одним из трех типов модуляции: FM4, QAM16 и QAM256. Требуется распознать тип модуляции радиосигнала. Предлагается построить системы распознавания одного типа модуляции от остальных, мы будем распознавать модуляцию типа QAM256.

## 3. Нейросетевая постановка задачи

**Входной вектор нейронной сети** – это вектор значений отсчетов действительной и мнимой части сигнала длиной 32, т.е. вектор  $\bar{x} = [S_1^{Re}, S_2^{Re}, \dots, S_i^{Re}, \dots, S_{32}^{Re}, S_1^{Im}, S_2^{Im}, \dots, S_i^{Im}, \dots, S_{32}^{Im}]^T$  размерностью 64. Вектора  $\bar{x}_i$  формируются с помощью непересекающихся отрезков двумерного сигнала. Возможно формирование этих отрезков через 1 такт дискретизации.

В дальнейшем (в случае плохого качества распознавания) размерность входного вектора можно увеличить.

**Выходной вектор нейронной сети** -- это скаляр  $y$ , показывающий мнение нейронной сети о модуляции входного сигнала ( $y > 0$  модуляция QAM256,  $y < 0$  не QAM256).

**Желаемый выходной вектор (указание учителя)** – это скаляр  $y^*$  - искомая модуляция входного вектора ( $y^* = 1$  модуляция QAM256,  $y^* = -1$  не QAM256).

**Ошибку решения** сформируем как разность выходного и желаемого выходного векторов.  $e = y - y^*$ .

**Функцию активации** выберем типа «арктангенс»  $y = \frac{2}{\pi} \arctg(B * g)$ ,

где  $g$ - аналоговый выход нейрона,  $B$ - параметр крутизны.

**Описание структуры разомкнутой нейронной сети.**

Выберем двухслойную структуру нейронной сети с последовательными связями. Количество нейронов первого слоя  $H$  ( $H=64, 128, \dots$ ), во втором слое один нейрон (см. Рис.1)

$$y = f(g); \quad g = \sum_{h=1}^H W_h y_h^1 - b; \quad y_h^1 = f(g_h^1) \quad g_h^1 = \sum_{i=1}^N W_{hi}^1 x_i - b_h^1.$$

Сформируем квадратичный **функционал оптимизации**  $F = (y - y^*)^2$ . Однако, так как нам следует добиться малости этого функционала на всех примерах из обучающей и тестовой выборки, то разобьем всю обучающую выборку на эпохи  $p$ , например,  $P=1000$  примеров в каждой, и будем минимизировать общий функционал  $F^P = \sum_{p=1}^P (y^p - y^{p*})^2$ , здесь суммирование проводится по количеству примеров в эпохе  $P$ .

**Метод поиска экстремума функционала оптимизации.**

Поиск экстремума функционала оптимизации будем вести градиентным методом наискорейшего спуска.

$$W_{hj}^1(t+1) = W_{hj}^1(t) - K^1 \sum_{p=1}^P \frac{\partial F}{\partial W_{hj}^1}, \quad b_h^1(t+1) = b_h^1(t) - K^{b^1} \sum_{p=1}^P \frac{\partial F}{\partial b_h^1}$$

где  $t=1..T$ - количество обучающих эпох.

(1)

$$W_h(t+1) = W_h(t) - K \sum_{p=1}^P \frac{\partial F}{\partial W_h}, \quad b(t+1) = b(t) - K^b \sum_{p=1}^P \frac{\partial F}{\partial b}.$$

## 4. Алгоритм настройки нейронной сети

Метод настройки весовых коэффициентов нейронной сети.

Весовые коэффициенты  $W$ ,  $W^1$  и смещения  $b$ ,  $b^1$  настраиваются согласно (1), с учетом того, что:

$$\frac{\partial F}{\partial W_{hi}^1} = 2(y - y^*) \frac{\partial y}{\partial W_{hi}^1}, \frac{\partial y}{\partial W_{hi}^1} = \frac{\partial f}{\partial g} \frac{\partial g}{\partial W_{hi}^1}, \frac{\partial F}{\partial b_h^1} = 2(y - y^*) \frac{\partial y}{\partial b_h^1}, \frac{\partial y}{\partial b_h^1} = \frac{\partial f}{\partial g} \frac{\partial g}{\partial b_h^1},$$

$$\frac{\partial g}{\partial W_{hi}^1} = \sum_{\bar{h}=1}^H W_{\bar{h}} \frac{\partial y_{\bar{h}}^1}{\partial W_{hi}^1} = \sum_{\bar{h}=1}^H W_{\bar{h}} \frac{\partial f^1}{\partial g_{\bar{h}}^1} \frac{\partial g_{\bar{h}}^1}{\partial W_{hi}^1} = \sum_{\bar{h}=1}^H W_{\bar{h}} \frac{\partial f^1}{\partial g_{\bar{h}}^1} \frac{\partial g_{\bar{h}}^1}{\partial W_{hi}^1} = W_h \frac{\partial f^1}{\partial g_h^1} x_i,$$

$$\frac{\partial g}{\partial b_h^1} = \sum_{\bar{h}=1}^H W_{\bar{h}} \frac{\partial y_{\bar{h}}^1}{\partial b_h^1} = \sum_{\bar{h}=1}^H W_{\bar{h}} \frac{\partial f^1}{\partial g_{\bar{h}}^1} \frac{\partial g_{\bar{h}}^1}{\partial b_h^1} = \sum_{\bar{h}=1}^H W_{\bar{h}} \frac{\partial f^1}{\partial g_{\bar{h}}^1} \frac{\partial g_{\bar{h}}^1}{\partial b_h^1} = -W_h \frac{\partial f^1}{\partial g_h^1},$$

$$\frac{\partial F}{\partial W_i} = 2(y - y^*) \frac{\partial y}{\partial W_i}, \frac{\partial y}{\partial W_i} = \frac{\partial f}{\partial g} \frac{\partial g}{\partial W_i} = \frac{\partial f}{\partial g} y_i^1, \frac{\partial F}{\partial b} = 2(y - y^*) \frac{\partial y}{\partial b}, \frac{\partial y}{\partial b} = \frac{\partial f}{\partial g} \frac{\partial g}{\partial b} = -\frac{\partial f}{\partial g},$$

и для функции активации типа «арктангенс»  $\frac{\partial f}{\partial g} = \frac{2}{\pi} \frac{B}{1 + B^2 g^2}$

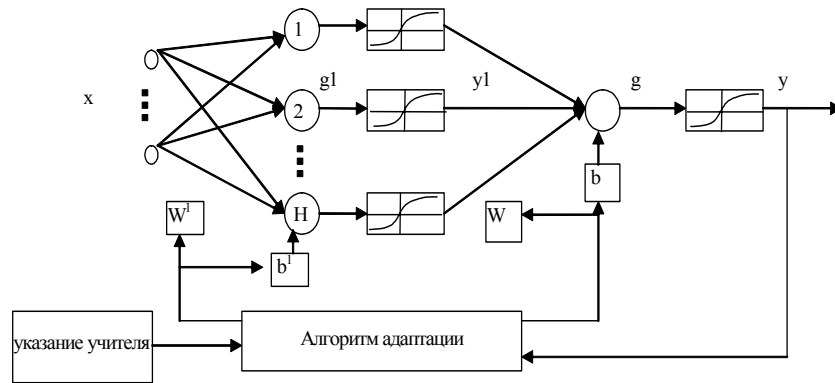


Рис.1. Структура нейронной сети для распознавания типа модуляции радиосигнала.

### Метод настройки параметра крутизны В функций активации различных нейронов

Если потребуется можно таким же образом проводить настройку коэффициентов В.

### Метод настройки параметров шага К градиентного метода поиска экстремума функционала оптимизации

Важным этапом построения алгоритма распознавания является метод настройки параметра шага в градиентной процедуре поиска экстремума функционала оптимизации. Возможны различные методы выбора этого параметра, мы будем использовать следующий:  $K = K^{init} e^{-at}$ , где  $K^{init} > 0$ ,  $a > 0$  - некоторые постоянные, t- номер эпохи.

### Метод выбора/настройки числа слоев нейронов и количества нейронов в слоях

Выбор числа нейронов в слоях и числа слоев нейронной сети также является важным этапом разработки алгоритма распознавания. Для начала мы остановимся на двухслойной нейронной сети с количеством нейронов в первом слое  $H=64, 128, 256$ .

#### **5. Выбор начальных условий для настройки нейронной сети.**

Поскольку градиентные методы обладают свойством «сваливаться» в локальные экстремумы функционала оптимизации, а также в целях повышения точности и скорости распознавания, требуется разработка методов выбора начальных условий для настройки нейронной сети. На данном этапе будем выбирать начальные условия случайным образом.

#### **6. Экспериментальные результаты.**

При обучении нейронной сети с  $H=64$  нейронами в первом слое, со случайным выбором начальных условий из диапазона  $-1e-3 < W^1 < 1e-3$ ,  $-1e-1 < W < 1e-1$ ,  $B=B^1=10$ ,

$K^{init}=1e-4$ ,  $K^{limit}=1e-8$ ,  $a=0.01$ ,  $a1=0.01$  достигнута вероятность правильного распознавания на тестовой выборке, не совпадающей с обучающей выборкой,  $P=0.9640$  (см.Рис.2).

А, например, для  $a=a1=0.02$   $P=0.9700$  (см.Рис.3).

#### **7. Выводы**

Итак, показана возможность решения задачи распознавания типа модуляции радиосигнала на нейронной сети. Можно с достаточной уверенностью сказать о том, что нейросетевые алгоритмы являются в настоящее время практически единственным способом эффективного решения данной задачи. В дальнейшем предстоит исследовать влияние шумов и помех на вероятность распознавания и определить оптимальную длину обучающей выборки.

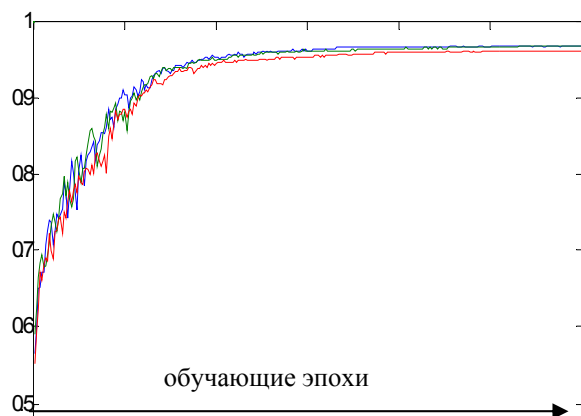


Рис.2. Оценка вероятности правильного распознавания (по тестовой выборке) при обучении нейронной сети для различных начальных значений весовых коэффициентов нейронной сети, выбранных случайным образом.

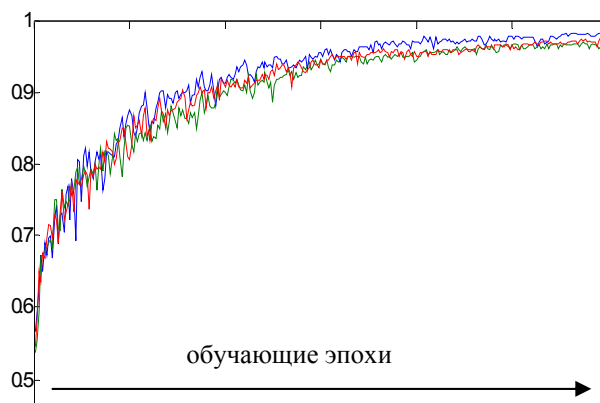


Рис.3. Оценка вероятности правильного распознавания (по тестовой выборке) при обучении нейронной сети для различных начальных значений весовых коэффициентов нейронной сети, выбранных случайным образом.

#### Литература.

1. **Taira S.** (Technical Research and Development Institute, Japan Defense Agency, Japan). Automatic classification of QAM signals by neural networks. // *International Conference on Acoustics, Speech & Signal Processing ICASSP'01*, 2001.
2. **Lesage S., Tourneret J.-Y.** (ENSEEIH/TeSA, France), **Djuric P.M.** (Dept. Of Electrical and Computer Engineering, SUNY at Stony Brook, NY, USA). Classification of digital modulation by MCMC sampling. // *International Conference on Acoustics, Speech & Signal Processing ICASSP'01*, 2001.
3. **Taira S.** (Technical Research and Development Institute, Japan Defense Agency, Japan). Automatic classification of QAM signals in fading channel. // *VTC2000-Spring*, 2000.
4. **Грачев Л.В., Симоров С.Н.** Распознавание радиосигналов с помощью нейрокompьютера, реализующего нейросетевую парадигму со случайными порогами. // *Нейрокompьютер*, №3-4, 1998.

