

Московский физико-технический институт
(национальный исследовательский университет)
Физтех-школа радиотехники и компьютерных технологий
Кафедра информатики и вычислительной техники
Магистерская диссертация

Применение нейронной сети в задаче классификации сигнала цифровой подстанции

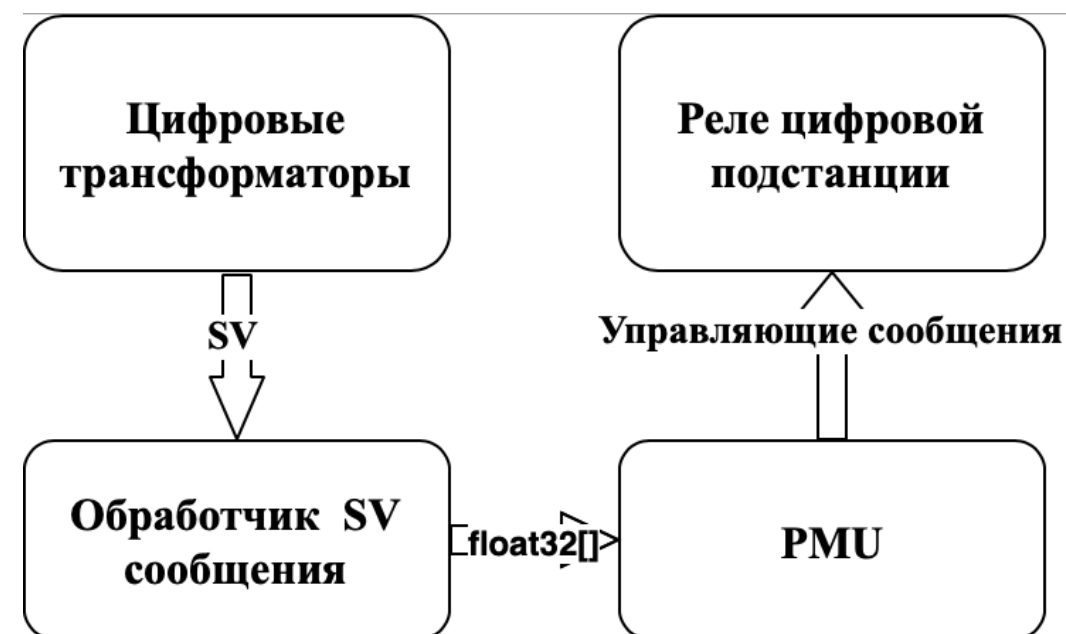
Научный руководитель: к.т.н. Ревякин В. А.
Научный консультант: Кравцунов Е. М.
Студент: Сергеев А.О., ФРТК 313 группа

Москва 2019

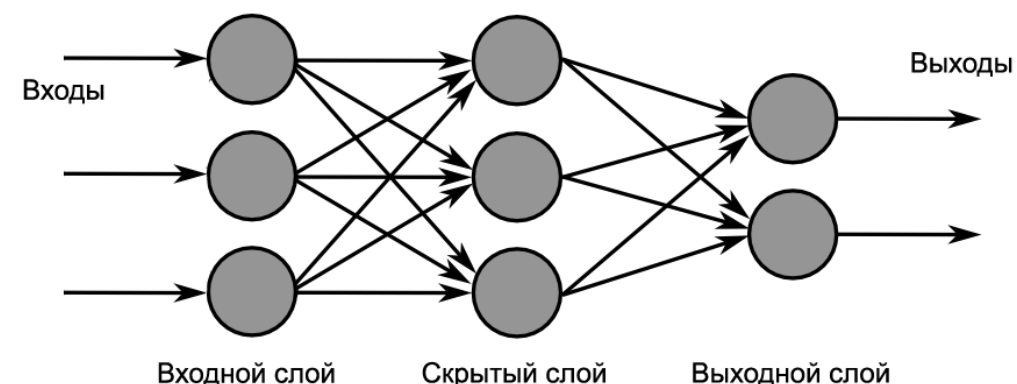
1. Предметная область

1.1 Основные термины

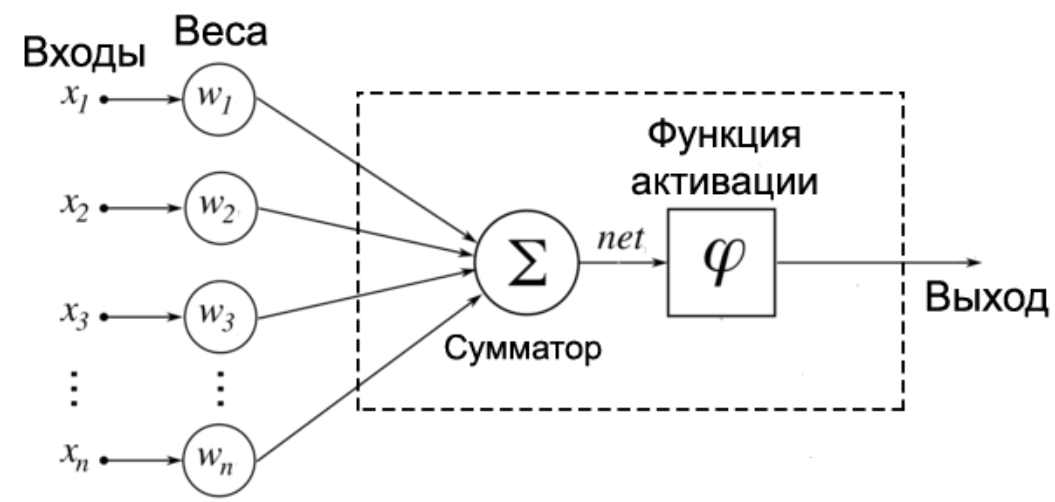
- Цифровая подстанция - это электрическая подстанция с широким внедрением систем автоматизации и управления, построенная на базе открытых стандартов МЭК-61850
- PMU - фазометрическое устройство, выполняющее классификацию входного сигнала



- Нейронная сеть - математическая модель биологической нейронной сети, состоящей из совокупности нейронов и связей между ними



- Нейрон - математическая модель биологического нейрона, преобразует входной сигнал в выходной посредством агрегации и наложения функции активации



1. Предметная область

1.2 Замещаемый метод классификации сигнала



- Размер сигнала: 8192 отсчетов
- Нагрузка: 12 000 обработок в секунду
- Точность классификации: 98%
- 0.99 квантиль обработки: 400 ± 20 мкс

2. Цели и задачи работы

2.1 Цели работы

- Реализация задачи классификации сигнала на вычислительном комплексе Эльбрус с применением нейронной сети
- Сократить время бинарной классификации входного сигнала

2. Цели и задачи работы

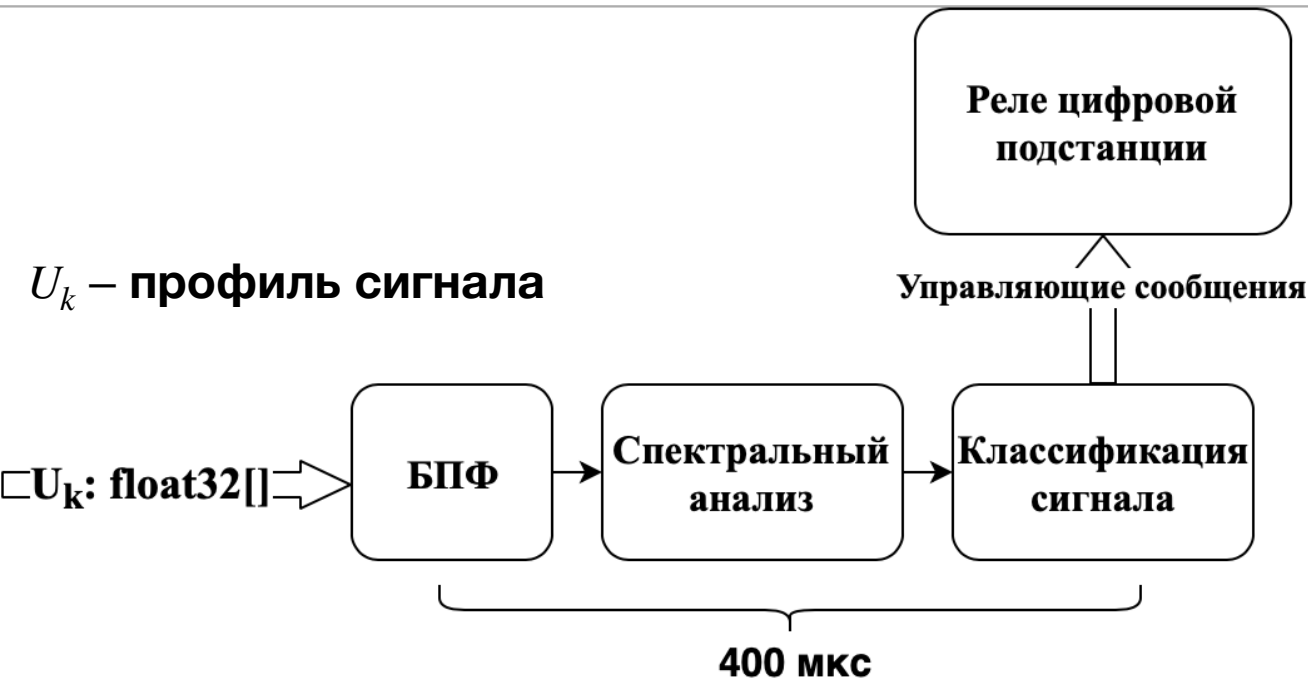
2.2 Задачи работы

- Спроектировать и реализовать программную компоненту - классификатор, отвечающий за классификацию сигнала
- Спроектировать и реализовать программную компоненту - тренер, отвечающий за обучение нейронной сети
- Провести обучение нейронной сети, модифицируя число эпох обучения и число скрытых слоев нейронной сети
- Провести замеры производительности и точности классификации для каждой обученной модели

МЭК-61850 (IEC-61850) - стандарт «Сети и системы связи на подстанциях», описывающий форматы потоков данных, виды информации, правила описания элементов энергообъекта и свод правил для описания событийного протокола передачи данных

3. Решение задачи

3.1 Архитектура и конфигурация решения



- Размер сигнала: 8192 отсчетов
- Нагрузка: 12 000 обработок в секунду
- Точность классификации: 98%
- 0.99 квантиль обработки: 400 ± 20 мкс



- Характеристики нейронной сети с наилучшим соотношением точности и времени классификации сигнала:
- Число скрытых слоев: 3
- Функция активации: линейный выпрямитель
- Число эпох обучения: 25
- Точность классификации: 97%
- 0.99 квантиль обработки: 124 ± 7 мкс
- Вычислительный комплекс «Эльбрус»

3. Решение задачи

3.2 Программная реализация

- Программные компоненты классификатор и тренер реализованы на языке C++14 с использованием библиотеки OpenNN и LIBIEC61850
- OpenNN - библиотека программного обеспечения, реализующая нейронные сети и необходимые утилиты для анализа данных
- Взаимодействие генератора обучающей выборки и тренера происходит по протоколу IEC-61850, с использованием библиотеки LIBIEC-61850
- Данные для обучающей и тестовой выборки доступны на открытых источниках лаборатории Open PMU



4. Замеры точности и производительности

Число скрытых слоев	Функция активации	Число эпох	Точность, %	Время, мкс
1	Гиперболический тангенс	5	63	81
1	Сигмоид	5	68	74
1	Линейный выпрямитель	5	75	62
2	Гиперболический тангенс	10	77	117
2	Сигмоид	10	83	109
2	Линейный выпрямитель	10	82	93
3	Гиперболический тангенс	25	87	161
3	Сигмоид	25	90	154
3	Линейный выпрямитель	25	97	124
5	Гиперболический тангенс	50	77	176
5	Сигмоид	50	81	157
5	Линейный выпрямитель	50	86	149

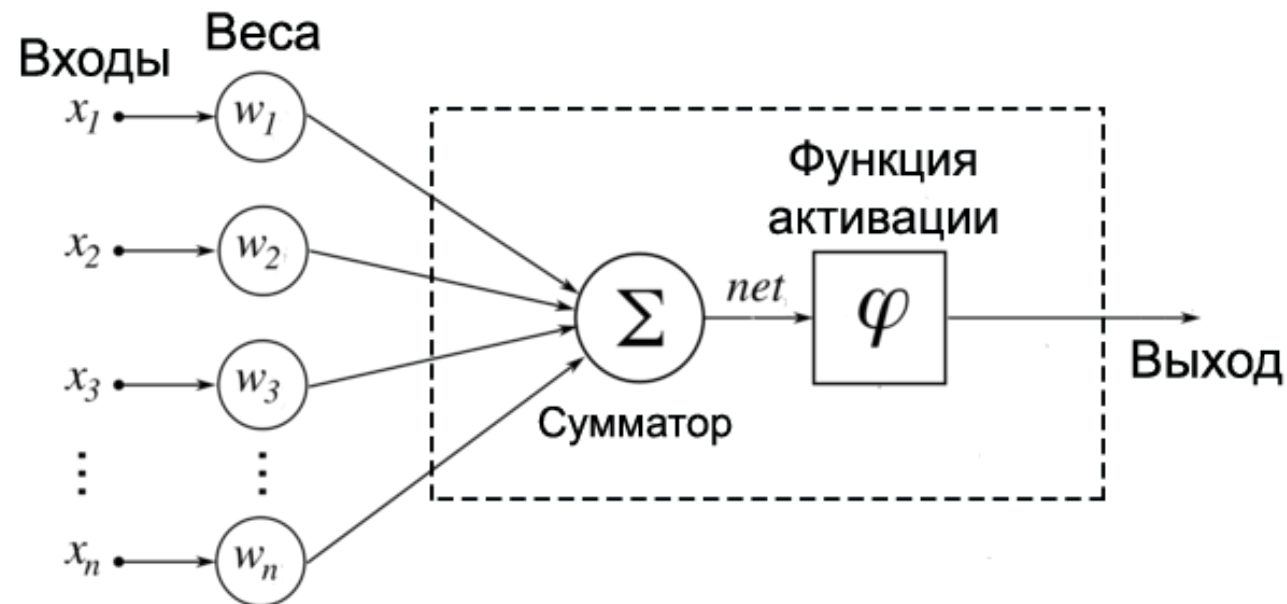
Замечаемое решение: 400мкс, точность - 98%

5. Результаты работы

- Спроектирован и реализован классификатор на базе нейронной сети, принимающий сигнал по протоколу IEC-61850
- Спроектирован и реализован тренер, отвечающую за обучение нейронной сети
- Проведены эксперименты на различных моделях нейронной сети
- Проведен анализ производительности и точности бинарного классификатора на базе каждой обученной модели
- Проведенные эксперименты показали, что в качестве оптимальной по точности и производительности моделью является модель со следующими параметрами:
 - Число скрытых слоев: 3
 - Число эпох: 25
 - Функция активации: линейный выпрямитель

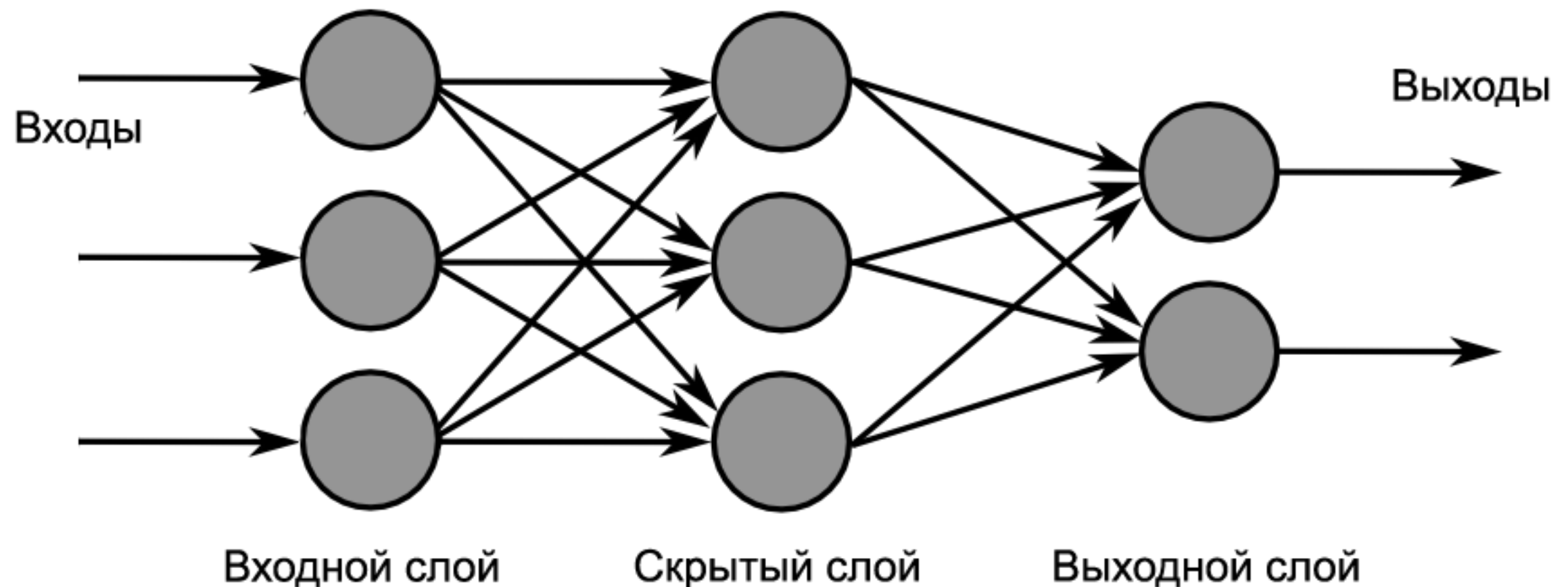
Основные термины

- Входной сигнал - массив чисел с плавающей точкой стандарта IEEE-754
- Нейрон - математическая модель биологического нейрона, преобразует входной сигнал в выходной посредством агрегации и наложения функции активации



Основные термины

- Искусственная нейронная сеть - математическая модель биологической нейронной сети, состоящей из совокупности нейронов и связей между ними
- Слой искусственной нейронной сети - набор нейронов



Обучение нейронной сети

- Обучение нейронной сети:
 1. Последовательное предъявление образа из обучающего набора на вход нейронной сети
 2. Сравнение полученного ответа с желаемым выходом
 3. Получение функции ошибки
- Определим функцию ошибки по методу наименьших квадратов

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - y_{pj})^2$$

E_p – величина функции ошибки для образа p

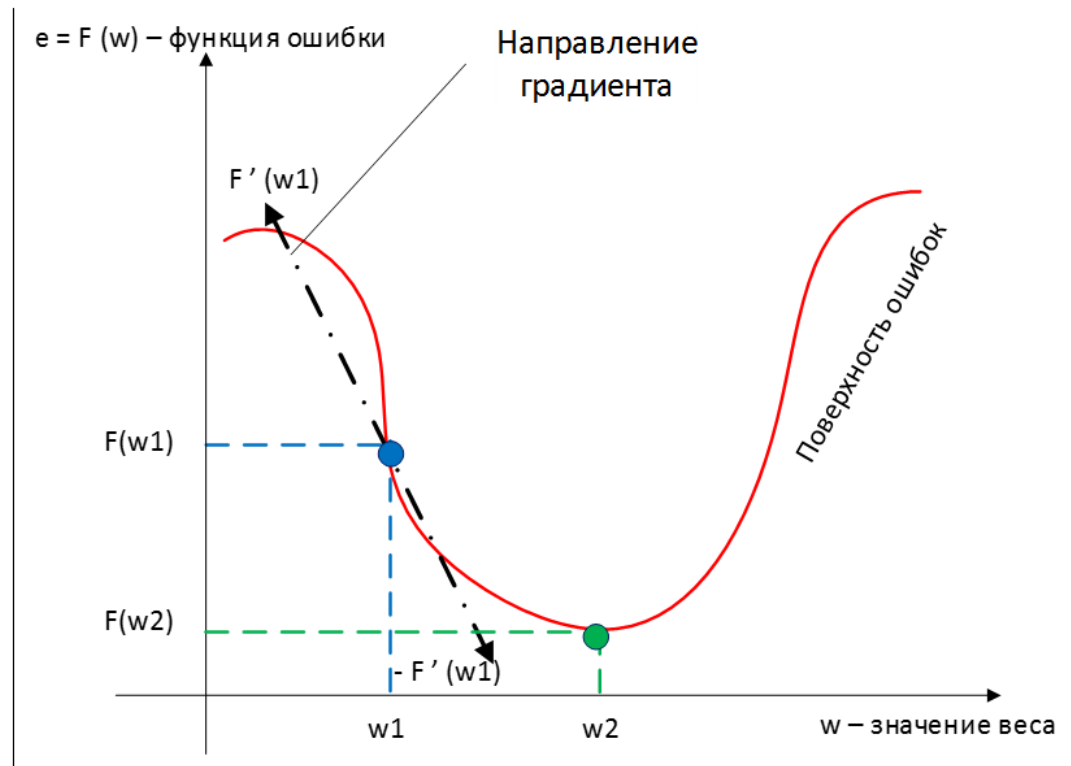
t_{pj} – желаемый выход нейрона j для образа p

y_{pj} – активированный выход нейрона j для образа p

- Обучение нейронной сети сводится к минимизации функции ошибки, путем корректировки весовых коэффициентов нейронов

Метод градиентного спуска

В качестве метода минимизации ошибки используется метод градиентного спуска, суть этого метода сводится к поиску минимума функции за счет движения против вектора градиента



$$\nabla E(W) = \left[\frac{\partial E}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_n} \right] \quad \nabla E(W) - \text{градиент функции потерь от функции весов}$$

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - y_{pj})^2 \quad t_{pj} - \text{желаемый выход нейрона } j \text{ для образа } p$$

$$s_{pj} = \sum_j w_{ij} y_{pi}$$

s_{pj} — неактивированное состояние нейрона j для образа p

w_{ij} — вес связи между нейронами i и j

y_{pi} — активированное состояние нейрона j предыдущего слоя для образа p

$$y_{pj} = f_j(s_{pj}) \quad y_{pj} - \text{активированный выход нейрона } j \text{ для образа } p$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial s_j} \frac{\partial s_j}{\partial w_{ij}}$$

$$\delta = \frac{\partial E}{\partial y_j} = t - y$$

$$\delta_i = \frac{\partial y_i}{\partial s_i} \sum_j \delta_j w_{ij}$$

$$w_i = w_{0i} - \delta_i$$

δ — ошибка выходного нейрона δ_i — ошибки скрытых слоев w_i — **конечные веса**

Алгоритм обратного распространения ошибки

- Этап 1: Прямое распространение сигнала по сети, вычисления состояния нейронов
- Этап 2: Вычисление значения ошибки δ для выходного слоя
- Этап 3: Обратное распространение: последовательно от конца к началу для всех скрытых слоев вычисляем значения ошибки δ_i
- Этап 4: Обновление весов сети на вычисленную ранее δ_i ошибки

Цифровая подстанция

- **Цифровая подстанция:** Параметры трансформатора передаются через Ethernet на промышленный компьютер, где производится анализ формы сигнала. Такой анализ - сложная вычислительная задача: БПФ → Разбиение на частоты → Сравнение

