

# Нечеткие нейронные сети в задачах классификации

Ким Евгения Ивановна, 522-я группа

Санкт-Петербургский Государственный Университет  
Математико-механический факультет  
Кафедра статистического моделирования

Научный руководитель — Засл. работник ВШ РФ, действ. член РАЕН,  
д.ф.-м.н., профессор **М.К.Чирков**  
Рецензент — к.ф.-м.н., доцент **А.Ю.Пономарева**



Санкт-Петербург  
2010г.

- **Задача классификации** представляет собой задачу отнесения образца к одному из нескольких классов.

- **Математическая постановка задачи.**

$X$  — множество описаний объектов,

$Y$  — множество номеров (или наименований) классов.

Известно:  $X^m = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$  — обучающая выборка.

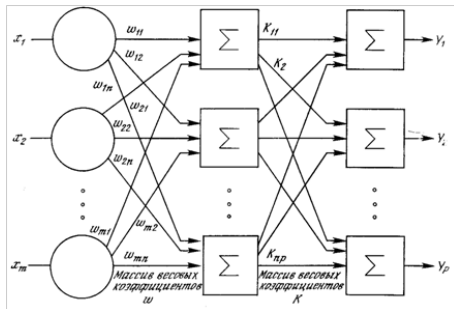
Требуется: построить отображение  $f: X \rightarrow Y, f(x_i) = y_i$ .

- Построение модели нечеткой нейронной сети, применимой в задачах классификации, путем соединения системы нечеткого вывода и нейронной сети.
- Реализация нечеткой нейронной сети, используемой для решения задач классификации.
- Рассмотрение преимуществ нечеткой нейронной сети.

- Основной инструмент нечеткой нейронной сети — многослойная нейронная сеть.
- Нейрон состоит из элементов трех типов:
  - синапсы
  - сумматор

$$s = \sum_{i=1}^n x_i w_i + b,$$

- нелинейный преобразователь
- Для подборки параметров сети (обучения) используется алгоритм обратного распространения.



**Системы нечеткого вывода** предназначены для преобразования значений входных переменных в выходные переменные на основе использования нечетких правил продукций. Основными этапами нечеткого вывода являются:

- 1 **Формирование базы правил систем нечеткого вывода**
- 2 Фаззификация входных переменных
- 3 Агрегирование подусловий в нечетких правилах продукций
- 4 Активизация или композиция подзаключений в нечетких правилах продукций
- 5 Аккумуляирование заключений нечетких правил продукций
- 6 Дефаззификация выходных переменных

**Системы нечеткого вывода** предназначены для преобразования значений входных переменных в выходные переменные на основе использования нечетких правил продукций. Основными этапами нечеткого вывода являются:

- 1 Формирование базы правил систем нечеткого вывода
- 2 Фаззификация входных переменных
- 3 Агрегирование подусловий в нечетких правилах продукций
- 4 Активизация или композиция подзаключений в нечетких правилах продукций
- 5 Аккумуляирование заключений нечетких правил продукций
- 6 Дефаззификация выходных переменных

**Системы нечеткого вывода** предназначены для преобразования значений входных переменных в выходные переменные на основе использования нечетких правил продукций. Основными этапами нечеткого вывода являются:

- 1 Формирование базы правил систем нечеткого вывода
- 2 Фаззификация входных переменных
- 3 Агрегирование подусловий в нечетких правилах продукций
- 4 Активизация или композиция подзаключений в нечетких правилах продукций
- 5 Аккумуляирование заключений нечетких правил продукций
- 6 Дефаззификация выходных переменных

**Системы нечеткого вывода** предназначены для преобразования значений входных переменных в выходные переменные на основе использования нечетких правил продукций. Основными этапами нечеткого вывода являются:

- 1 Формирование базы правил систем нечеткого вывода
- 2 Фаззификация входных переменных
- 3 Агрегирование подусловий в нечетких правилах продукций
- 4 Активизация или композиция подзаключений в нечетких правилах продукций
- 5 Аккумуляирование заключений нечетких правил продукций
- 6 Дефаззификация выходных переменных



**Системы нечеткого вывода** предназначены для преобразования значений входных переменных в выходные переменные на основе использования нечетких правил продукций. Основными этапами нечеткого вывода являются:

- 1 Формирование базы правил систем нечеткого вывода
- 2 Фаззификация входных переменных
- 3 Агрегирование подусловий в нечетких правилах продукций
- 4 Активизация или композиция подзаключений в нечетких правилах продукций
- 5 Аккумуляирование заключений нечетких правил продукций
- 6 Дефаззификация выходных переменных

**Системы нечеткого вывода** предназначены для преобразования значений входных переменных в выходные переменные на основе использования нечетких правил продукций. Основными этапами нечеткого вывода являются:

- 1 Формирование базы правил систем нечеткого вывода
- 2 Фаззификация входных переменных
- 3 Агрегирование подусловий в нечетких правилах продукций
- 4 Активизация или композиция подзаключений в нечетких правилах продукций
- 5 Аккумуляирование заключений нечетких правил продукций
- 6 Дефаззификация выходных переменных

### Система нечеткого вывода.

- + “прозрачность” нечетких систем, которая возможна благодаря их лингвистической интерпретации в виде нечетких продукционных правил. Лингвистическая структура этих правил способствует пониманию и анализу системы.
- априорное определение компонентов таких моделей (нечетких высказываний, функций принадлежности для лингвистических переменных, структуры базы нечетких правил и т.д.).

### Нейронная сеть.

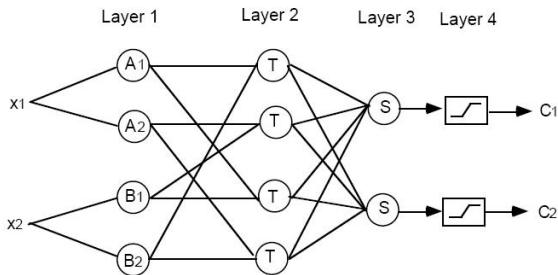
- + возможность выявления закономерностей в данных, т.е. извлечение знаний из данных
- сложность определения размера и структуры нейронной сети (конструктивный и деструктивный методы определения размера)

- Компенсация недостатков одной системы за счет достоинств другой.
- Лингвистическая структура базы правил способствует пониманию и анализу системы.
- Нечеткий вывод в интегрированных системах реализован с помощью нейронных сетей.
- Нейронные сети используются для настройки параметров функций принадлежности, которые применяются в системах нечеткого вывода.
- Нечеткие нейронные сети типа ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system), используемые для решения задачи аппроксимации, показали хорошие результаты.

ANFIS-сети непосредственно не применимы к задачам классификации

- Компенсация недостатков одной системы за счет достоинств другой.
- Лингвистическая структура базы правил способствует пониманию и анализу системы.
- Нечеткий вывод в интегрированных системах реализован с помощью нейронных сетей.
- Нейронные сети используются для настройки параметров функций принадлежности, которые применяются в системах нечеткого вывода.
- Нечеткие нейронные сети типа ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system), используемые для решения задачи аппроксимации, показали хорошие результаты.

ANFIS-сети непосредственно не применимы к задачам классификации



- **Слой 1.** На выходе элементов этого слоя формируются степени принадлежности входных переменных к определенным для них нечетким множествам  $A_i, B_i$ .
- **Слой 2.** Каждый нейрон этого слоя выполняет операцию T-нормы.
- **Слои 3–4.** Элементы этих слоев предназначены для взвешенного суммирования значений выходов элементов предыдущего слоя. А значения на выходах элементов слоя 4 формируются с использованием активационных функций сигмоидного типа.
- Слои 1–2 являются «нечеткими» (выполняют этапы 2–5 системы нечеткого вывода), нейроны слоев 3–4 — обычные нейроны.

Определить размер введенной сети легко:

- В **слое 1** необходимое число нейронов равно количеству функций принадлежности, определенных для всех входных переменных.
- В **слое 2** ровно столько нейронов, сколько правил в базе правил нечетких продукций.
- В **слоях 3–4** количество нейронов равно количеству классов в рассматриваемой задаче.

Подбор параметров осуществляется с помощью нейронных сетей. Для этого используется алгоритм обратного распространения.

**Шаг 1.** Вычислить выходное значение каждого наблюдения из обучающей выборки.

**Шаг 2.** Вычислить ошибку для каждого наблюдения из обучающей выборки и общую ошибку

$$E = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K E^{(k)},$$

где  $E^{(k)}$  — ошибка для  $k$ -го наблюдения,  $k \in \overline{1, K}$ ,  $K$  — объем обучающей выборки.

**Шаг 3.** Если  $E > E_{max}$ , корректировать параметры сети (параметры функций принадлежности, веса):

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E^{(k)}(t)}{\partial a_{ij}(t)},$$

$$b_{ij}(t+1) = b_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E^{(k)}(t)}{\partial b_{ij}(t)},$$

$$w_l(t+1) = w_l(t) - \eta \frac{\partial E^{(k)}(t)}{\partial w_l(t)}.$$

Пока  $E > E_{max}$ , повторять шаги 1-3.



- Программа написана на языке Scala (мультипарадигмальный язык программирования, автор Мартин Одерски).
- Состоит из следующих компонентов:
  - нейроны каждого слоя
  - парсеры
  - свойства
  - класс main.
- База правил и функции принадлежности, определенные пользователем, читаются из текстового файла.
  - формат правил максимально приближен к формату, в котором эксперт составляет базу правил
  - файл с функциями принадлежности содержит названия функций и начальные параметры функций

- Задача о двух спиралях была предложена А. Уилэндом (Alexis P. Wieland).

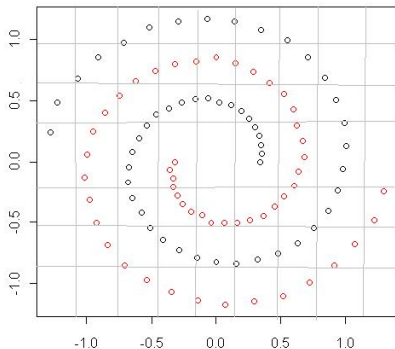
На плоскости заданы две концентрические спирали. Требуется построить нейросетевую систему, которая по заданным координатам точки (два входа) относит ее либо к одной, либо ко второй спирали.

- В качестве T-нормы возьмем следующую (Hamacher's t-norm):

$$T(a, b, \gamma) = \frac{a \cdot b}{\gamma + (1 - \gamma) \cdot (a + b - a \cdot b)}$$

- Функция активации — гиперболический тангенс:

$$f(a, s) = \tanh(as).$$



После обучения (37 итераций) сеть классифицирует точки спиралей со 100%-ной точностью.

- Задача о двух спиралях была предложена А. Уилэндом (Alexis P. Wieland).

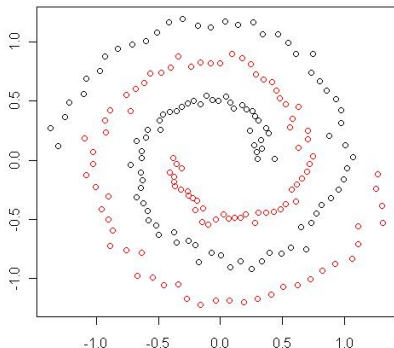
На плоскости заданы две концентрические спирали. Требуется построить нейросетевую систему, которая по заданным координатам точки (два входа) относит ее либо к одной, либо ко второй спирали.

- В качестве T-нормы возьмем следующую (Hamacher's t-norm):

$$T(a, b, \gamma) = \frac{a \cdot b}{\gamma + (1 - \gamma) \cdot (a + b - a \cdot b)}$$

- Функция активации — гиперболический тангенс:

$$f(a, s) = \tanh(as).$$



97%-ная точность классификации.

- База нечетких правил продукций (Э. Санчес).

тип	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$
нормальный	норм.	норм.	норм.	норм.	норм.
2a	увел.	заметно увел.	норм.	сильно увел.	слегка умен.
2b	увел.	заметно увел.	слегка увел.	увел.	увел.
4	сильно увел.	увел.	заметно увел.	умен.	сильно увел.

$x_1$  — уровень содержания липидов (г/л),

$x_2$  — уровень содержания холестерина (ммоль/л),

$x_3$  — уровень содержания триглицеридов (ммоль/л),

$x_4$  — уровень содержания  $\beta$ -липопротеинов (%),

$x_5$  — уровень содержания пре- $\beta$ -липопротеинов(%).

- Сеть обучается и классифицирует данные со 100%-ной точностью.
- Полученные параметры согласуются с данными, опубликованными Э.Санчесом.
- Сеть подбирает нужные параметры вне зависимости от начальных параметров.

- Построена модель нечеткой нейронной сети, применимой в задачах классификации.
- Реализована нечеткая нейронная сеть.
- Нечеткая нейронная сеть показала хорошие результаты в обеих задачах классификации
- Достоинства нечеткой нейронной сети:
  - автоматизирована система нечеткого вывода
  - эксперт может ввести априорную информацию об исследуемой проблеме в виде базы правил
  - подборка точных параметров осуществляется с помощью нейронной сети
  - легко определить необходимый размер сети.