

# **Спайковые нейронные сети для классификации временных рядов**

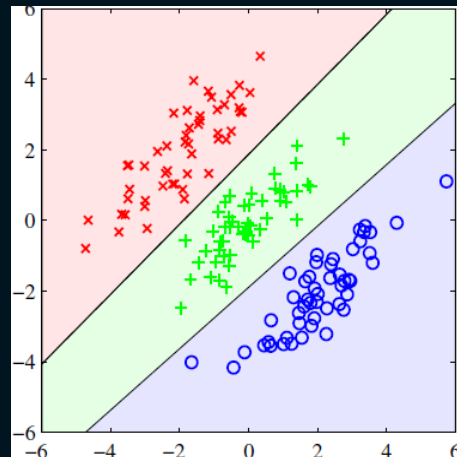
**подготовил аспирант РК6  
Чернышев Алексей Сергеевич**

**научный руководитель, д.ф.-м.н.  
Анатолий Павлович Карпенко**

# Задача классификации

Есть множество объектов разделенных некоторым образом на классы, задача определить к какому классу принадлежит тот или иной объект, исходя из особенностей выборки.

Каждый объект формирует конечное пространство признаков, исследование которого позволяет построить алгоритм, определяющий класс объекта из новой, незнакомой выборки.



### **Этапы построения классификатора :**

- **выделение характерных признаков**
- **обучение выбранного классификатора на тренировочной выборке**
- **проверка классификатора на тестируемой выборке**

**Выделение характерных признаков, является важным этапом в классификации временных рядов, ввиду присутствия временной составляющей, с которой сложнее работать.**

### **Основные методы выделения характерных признаков временных рядов:**

- **методы сглаживания (MA, EMA)**
- **порождающие модели (AR, ARMA, ARIMA, HMM)**
- **выделение частотных характеристик (FFT, Wavelets)**

### **Классификаторы :**

- **метрические алгоритмы (kNN)**
- **нейронные сети (MLP)**
- **деревья решений (CART)**
- **SVM**

# Нейронные сети

**Универсальный инструмент для классификации статических данных.**

**Будучи биологически инспирированными, такие сети, аналогично мозгу, справляются с задачами классификации.**

**Тем не менее, их довольно сложно применять в динамическом контексте, хотя, казалось бы, это естественная задача, которую решает мозг любого живого существа каждый день.**

**Углубление уровня биологической подобности может принести хорошие плоды и это имеет смысл проверить.**

# Спайковые нейронные сети

**Относительно новый класс нейронных сетей.**

- **Каждый нейрон - динамическая система преобразовывающая входные спайки в выходные.**
- **Данные внутри сети представляются в виде спайков или иначе говоря "тычков" и каждый нейрон производит их некоторое количество в течении симуляции**
- **Нейроны соединяются в рекуррентную сеть**
- **Биологическая детальность реализации осуществлена в пределах необходимых для воспроизведения особенностей обработки информации мозгом.**

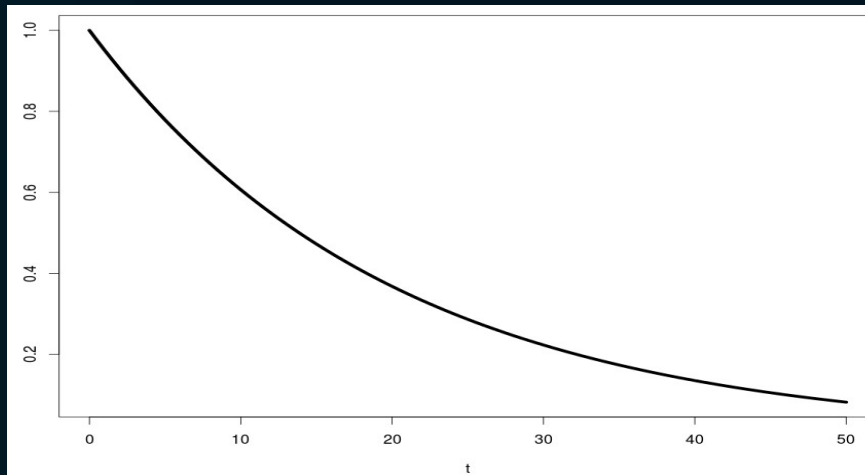
**Помимо исследования полезных свойств таких сетей в применении к реальным задачам, исследование спайковых сетей вносит вклад в решение такой общей проблемы, стоящей перед научным сообществом, как особенности функциональности мозга.**

## Спайковый нейрон

**В основе спайкового нейрона лежит взвешенная сумма потенциалов с синапсов:**

$$u_i(t) = \sum_j w_{ij} \epsilon(t - t_j^f)$$

**где динамика синапса характеризуется угасающей экспонентой:**





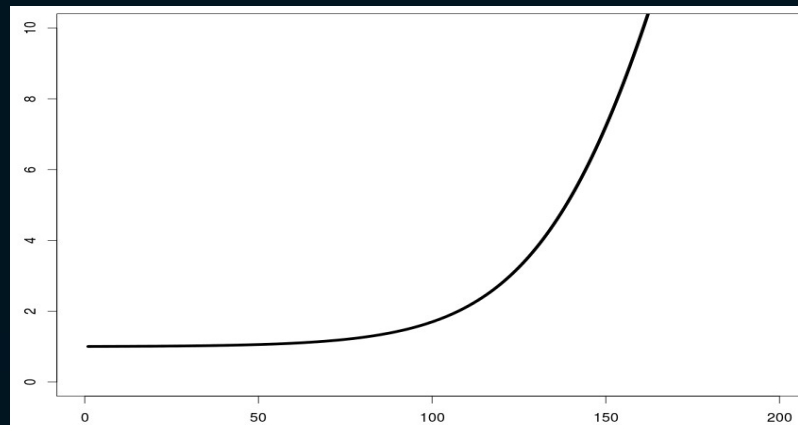
Взвешенная сумма синапсов отражает только часть динамики нейрона.

Важную часть биологической подобности вносят такая часть, как вероятностный подход к генерации спайка.

Плотность вероятности генерации спайка нелинейно зависит от мембраны ( $u$ ) нейрона и имеет все свойства Пуассоновской плотности. Например, вероятность спайка в момент времени  $\Delta t$  :

$$P(Y|X) = p(u(t))\Delta t$$

$p(u)$  - Hz:



# Обучение без учителя

**Вероятностная модель спайкового нейрона, позволяет вывести функцию правдоподобия:**

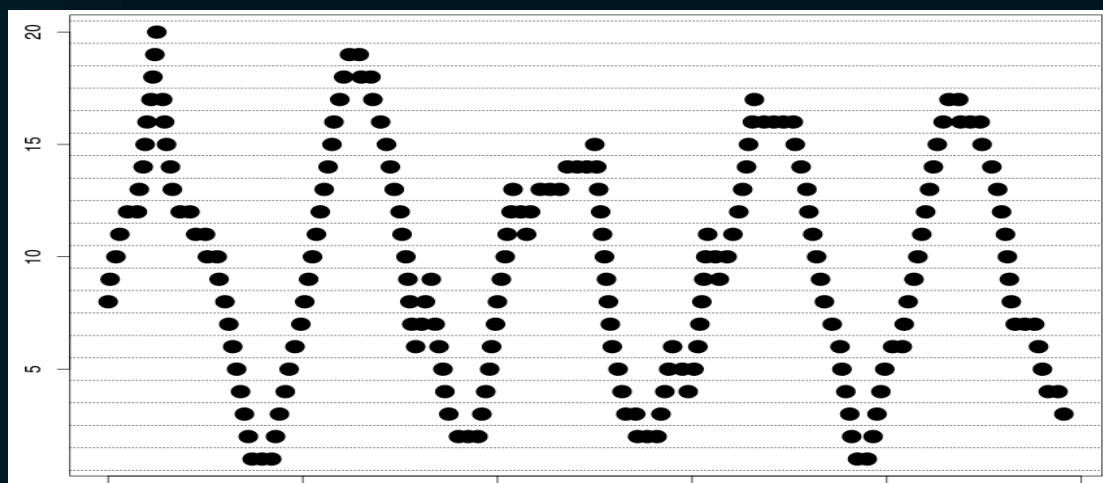
$$L = I - \gamma D - \lambda \Psi$$

**Максимизация такой функции относительно весов, увеличивает совместную информацию между входом и выходом нейрона и минимизирует гомеостатический и регуляризационный параметры.**

**Максимизация только информационной составляющей ведет себя аналогично правилу Хэбба — веса начинают расти бесконечно.**



## 1) Преобразование входного временного ряда в спайковые последовательности:



## **2) Обучение без учителя. Формирование чувствительных полей:**

**\$\$ здесь рисунок с весами обученных нейронов \$\$**

### **3) Получение ответной спайковой последовательности:**

**\$\$ рисунок с ответом \$\$**

### **4) Постобработка ответов**

**\$\$ рисунок с гистограммой \$\$**

### **5) Классификация обычными методами (kNN, MLP)**

# Результаты :

