# Доклад

# Дерево решений

Дворкина Е. В.

07 марта 2025

Преподаватель Кулябов Д. С.

Российский университет дружбы народов, Москва, Россия

Информация

#### Докладчик

- Дворкина Ева Владимировна
- студентка
- · группа НФИбд-01-22
- Российский университет дружбы народов
- · 1132226447@rudn.ru
- https://github.com/evdvorkina



# Вводная часть

#### Цели и задачи

#### Цель

исследовать модель "Дерево решений"

#### Задачи

- Дать определение модели дерево решений;
- Описать алгоритм построения дерева решений;
- Показать пример, демонстрирующий работу алгоритма;
- Показать практическую реализацию примера.

#### Актуальность

- Интерпретируемый и эффективный метод для принятия решения
- Визуализация логики работы с помощью графа
- Применение в различных задачах

### Определение

**Дерево решений** - математическая модель, средство поддержки принятия решений, использующееся в прогнозной аналитике и статистике.

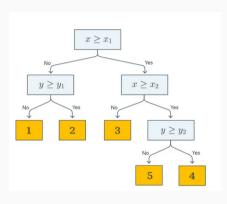


Рис. 1: Пример решающего дерева

#### Принципы модели

# Элементы решающего дерева:

- Узлы
- Ветви
- Листья

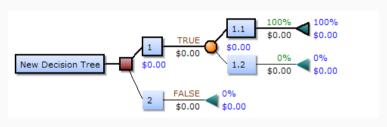


Рис. 2: Элементы решающего дерева

Задача построения дерева решений

# Общий алгоритм построения дерева решений

- 1. Корневой узел
- 2. Нахождение лучшего атрибута и значения для разделения данных
- 3. Разделение данных на подмножества на основе найденных атрибута и значения.
- 4. Повторение шагов 2 и 3

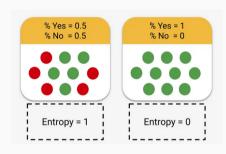
#### Условия остановки алгоритма

- Все объекты в узле принадлежат к одному классу.
- · Достигнута максимальная глубина дерева max\_depth
- Количество объектов в узле меньше заданного порога min\_samples\_leaf и min\_samples\_split.

#### Энтропия Шеннона

$$E(X_m) = H(X_m) = -\sum_{k=1}^K (p_k \log_2 p_k)$$

 $p_k$  - доля объектов класса k в наборе данных  $X_m$ 



**Рис. 3:** Иллюстрация различных значений энтропии Шеннона

# Прирост информации (Information Gain)

$$IG(X_m,A) = H(X_m) - \sum_A \frac{|X_{m_v}|}{X_m} H(X_{m_v})$$

- $\cdot \,\, A$  атрибут, по которому происходит разделение данных
- ·  $X_{m_v}$  подмножество множества  $X_m$  после разделения по атрибуту  $A.\,v$  конкретное значение атрибута.
- $\cdot \mid X_{m_n} \mid$  количество объектов в модмножестве.
- $\cdot \mid X_{m_n} \mid$  количество объектов в наборе данных делимого узла

# Ограничения построения дерева решений

- Низкая обобщающая способность
- Высокая вычислительная сложность

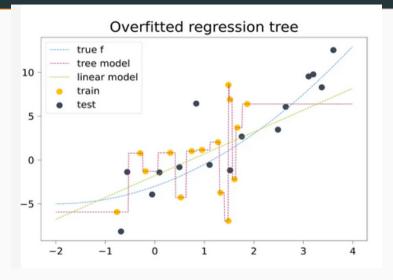


Рис. 4: Пример ограничений дерева решений

Пример работы алгоритма

# Данные для принятия решения о выдаче кредитов с помощью решающих деревьев

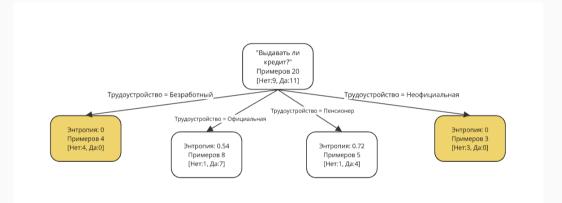
	Воз-		Кредитная	Трудоустрой-	Семейное	Выдать
ID	раст	Доход	история	СТВО	положение	кредит
1	Моло- дой	Низкий	Плохая	Безработный	Холост	Нет
2	Сред- ний	Средний	Хорошая	Официаль- ная	Женат	Да
3	Пожи- лой	Высокий	Отличная	Пенсионер	Вдовец	Да
4	Моло- дой	Средний	Хорошая	Неофициаль- ная	Холост	Нет

## Построение дерева

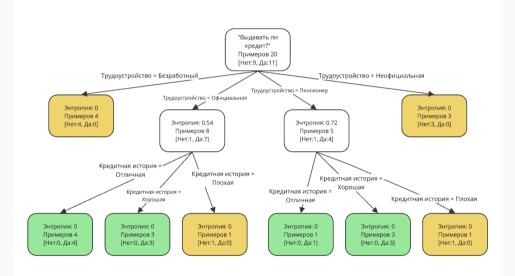
# Сравнение показателей энтропии Шеннона на первом разбиении

Энтропия	
0.40	
0.41	
0.7	
0.59	
0.84	

#### Построение дерева



### Построение дерева



Практическая реализация

# Используемые библиотеки

using DataFrames, StatsBase, Random

# Функция для вычисления энтропии множества значений целевой переменной

```
function entropy(s)
    counts = countmap(s)
    total = length(s)
    return -sum((v/total) * log2(v/total) for v in values(counts))
end
```

# Определение структуры данных для узла дерева решений

```
mutable struct DecisionTree
   name::String
   df::DataFrame
   edges::Vector{Any}
end
```

# Создание корневого узла с полными исходными данными

```
root = DecisionTree("decision tree $(names(df0)[end])", df0, [])
open_nodes = [root]
```

```
while !isempty(open_nodes)
  node = popfirst!(open_nodes) # Извлекаем первый узел из очереди
  df_n = node.df

# Проверяем, является ли узел листом
  if entropy(df_n[:, end]) == 0
      continue
  end
```

```
attrs = Dict()
for attr in names(df n)[1:end-1]
    attrs[attr] = (entropy=0.0, dfs=[], values=[])
    for value in unique(df n[:. attr])
        df m = filter(row -> row[attr] == value. df n)
        e = entropy(df_m[:, end]) * size(df_m, 1) / size(df_n, 1)
        attrs[attr] = (entropy=attrs[attr].entropy + e, dfs=push!(attrs[a
    end
end
```

# Построение дерева решений

end

```
if isemptv(attrs)
    continue # Если больше нечего разделять, выходим
end
# Выбираем атрибут с наименьшей энтропией
best attr = argmin(x -> x[2].entropy, attrs)[1]
# Создаем дочерние узлы и добавляем их в дерево и очередь open nodes
for (d, v) in zip(attrs[best attr].dfs, attrs[best attr].values)
   child = DecisionTree("$best attr=$v", d[:, Not(best attr)], [])
    push!(node.edges. child) # Добавляем в дерево
    push!(open nodes, child) # Добавляем в очередь на обработку
end
```

22/23

#### Результат работы

```
decision tree Выдать_кредит
  Трудоустройство=Безработный Dict("Heт" => 4)
  Трудоустройство=Официальная
    Кредитная история=Хорошая Dict("Да" => 3)
    Кредитная история=Отличная Dict("Да" => 4)
    Кредитная история=Плохая Dict("Heт" => 1)
  Трудоустройство=Пенсионер
    Кредитная история=Отличная Dict("Да" => 1)
    Кредитная история=Плохая Dict("Het" => 1)
    Кредитная_история=Хорошая Dict("Да" => 3)
  Трудоустройство=Heoфициальная Dict("Her" => 3)
```

Выводы