

Лабораторная работа: Bayesian Networks на примере датасета Mushroom Classification

Люзина Мария

М8О-307Б-23

26.11.25

Машинное обучение

Введение

Байесовская сеть (Bayesian Networks) – это вероятностная графическая модель, которая представляет: переменные как узлы, прямые зависимости как стрелки; хранит в каждом узле условные вероятности $P(\text{узел}|\text{его родители})$.

Байесовские сети нужны, когда: важна интерпретируемость, данных мало, есть причинно-следственные связи.

Например, Байесовские сети применяются в диагностике болезней в медицине:

Узлы:

- Курение → Рак лёгких
- Курение → Бронхит
- Рак лёгких → Положительный рентген
- Рак лёгких → Одышка
- Туберкулёт → Положительный рентген
- Посещение Азии → Туберкулёт

Пациент приходит с одышкой и положительным рентгеном. Врач вводит эти два факта → сеть мгновенно пересчитывает:

$$P(\text{рак лёгких} \mid \text{одышка} + \text{положительный рентген}) = 0.92$$

$$P(\text{туберкулёт} \mid \dots) = 0.05$$

И выдаёт не только диагноз, но и объяснение, какие симптомы на что влияют.

Датасет: Mushroom Classification

Цель – определить, съедобный ли гриб или ядовитый. Всего в датасете 8124 объекта, 22 категориальных признаков и 1 целевая переменная. В датасете нет пропусков, что упрощает подготовку данных. Этот датасет сбалансирован: $\approx 51.8\%$ съедобных, 48.2 % ядовитых грибов.

Признаки описывают морфологию гриба: форма и цвет шляпки, ножки, жабр, кольца, цвет спор, тип вуали, место обитания и т.д.

Несмотря на большое количество признаков, существует простое биологически осмыщенное правило классификации, которое человек сразу не видит, а алгоритмы поиска структуры байесовских сетей находят автоматически.

Mushrooms – классический бенчмарк для демонстрации силы и интерпретируемости байесовских сетей.

Загрузка и обработка датасета

Загрузка датасета:

```
path = 'mushrooms.csv'  
df = pd.read_csv(path)  
df.head(3)
```

class	cap-shape	cap-surface	cap-color	bruises	odor	gill-attachment	gill-spacing	gill-size	gill-color	-	stalk-surface-below-ring	stalk-color-above-ring	stalk-color-below-ring	veil-type	veil-color	ring-number	ring-type	spore-print-color	population	habitat	
0	p	x	s	n	t	p	f	c	n	k	-	s	w	w	p	w	o	p	k	s	u
1	e	x	s	y	t	a	e	c	b	k	-	s	w	w	p	w	o	p	n	n	g
2	e	b	s	w	t	i	f	c	b	n	-	s	w	w	p	w	o	p	n	n	m

3 rows × 23 columns

Размер датасета и информация про него:

```
print('Размер датасета: ', df.shape)  
df.info()
```

Размер датасета: (8124, 23)

```
RangeIndex: 8124 entries, 0 to 8123  
Data columns (total 23 columns):  
 #   Column           Non-Null Count  Dtype     
---  
 0   class            8124 non-null    object    
 1   cap-shape        8124 non-null    object    
 2   cap-surface       8124 non-null    object    
 3   cap-color         8124 non-null    object    
 4   bruises          8124 non-null    object    
 5   odor              8124 non-null    object    
 6   gill-attachment  8124 non-null    object    
 7   gill-spacing     8124 non-null    object    
 8   gill-size         8124 non-null    object    
 9   gill-color        8124 non-null    object    
 10  stalk-shape      8124 non-null    object    
 11  stalk-root        8124 non-null    object    
 12  stalk-surface-above-ring 8124 non-null    object    
 13  stalk-surface-below-ring 8124 non-null    object    
 14  stalk-color-above-ring 8124 non-null    object    
 15  stalk-color-below-ring 8124 non-null    object    
 16  veil-type         8124 non-null    object    
 17  veil-color        8124 non-null    object    
 18  ring-number       8124 non-null    object    
 19  ring-type         8124 non-null    object    
 ...  
 21  population        8124 non-null    object    
 22  habitat           8124 non-null    object    
 dtypes: object(23)  
 memory usage: 1.4e+06
```

Загрузка и обработка датасета

Признак value-type полностью константный:

```
print("Уникальные значения в veil-type:", df['veil-type'].unique())
```

```
Уникальные значения в veil-type: ['p']
```

Поэтому удалим его, ведь он не несет никакой информации:

```
df = df.drop('veil-type', axis=1)
```

Для ргтру не будем применять LabelEncoder, потому что он работает со строковыми или категориальными метками. Все 22 оставшихся признака уже дискретные категориальные, поэтому дискретизация не требуется

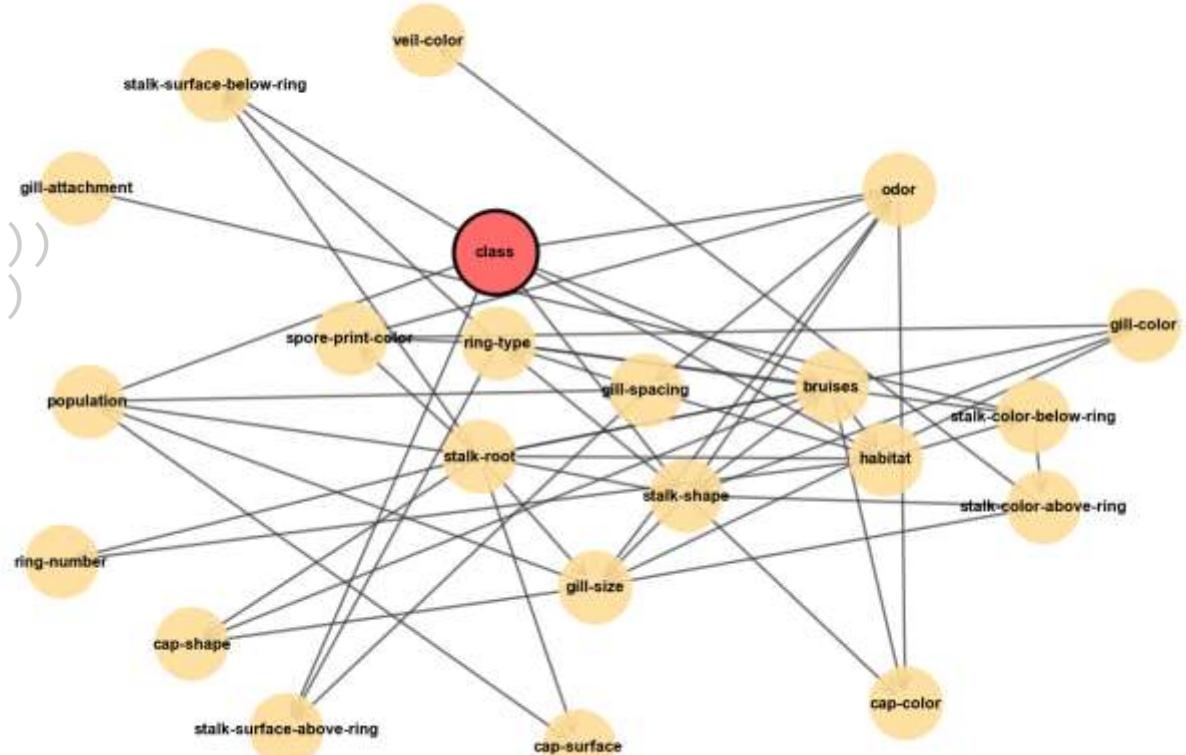
Построение структуры сети

Автоматическое построение:

```
hc = HillClimbSearch(data)  
best_dag  
hc.estimate(scoring_method=BicScore(data))  
model = BayesianNetwork(best_dag.edges())
```

Найдено узлов: 22
Найдено рёбер: 52
Структура построена.

Автоматически найденная структура байесовской сети
(HillClimbSearch + BIC, 52 рёбер)



Оценка параметров и СРТ: код model fit

```
model.fit(
```

`df`, - наш датафрейм

`estimator=BayesianEstimator`, - используем
байесовский оценщик, а не частотный

`prior_type='BDeu'`, - тип априорного распределения

`equivalent_sample_size=10` – «виртуальный» размер
выборки для сглаживания

```
)
```

Оценка параметров и СРТ: просмотр вероятностных таблиц

```
for node in model.nodes():
    cpt = model.get_cpds(node)
    print(f"\nСРТ для узла: {node}")
    print(cpt)
```

```
СРТ для узла: class
+-----+-----+
| odor      | ... | odor(y)          |
+-----+-----+
| stalk-shape | ... | stalk-shape(t)    |
+-----+-----+
| class(e)   | ... | 0.0004817883985353632 |
+-----+-----+
| class(p)   | ... | 0.9995182116014646  |
+-----+-----+
```

```
СРТ для узла: habitat
+-----+-----+
| bruises     | ... | bruises(t)        |
+-----+-----+
| class       | ... | class(p)         |
+-----+-----+
| gill-spacing | ... | gill-spacing(w) |
+-----+-----+
| stalk-root   | ... | stalk-root(r)    |
+-----+-----+
| habitat(d)   | ... | 0.14285714285714288 |
+-----+-----+
| habitat(g)   | ... | 0.14285714285714288 |
+-----+-----+
| habitat(l)   | ... | 0.14285714285714288 |
+-----+-----+
| habitat(m)   | ... | 0.14285714285714288 |
+-----+-----+
| habitat(p)   | ... | 0.14285714285714288 |
+-----+-----+
| habitat(u)   | ... | 0.14285714285714288 |
+-----+-----+
| habitat(w)   | ... | 0.14285714285714288 |
+-----+-----+
```

Визуализация сети

```
import matplotlib.pyplot as plt
import networkx as nx

G = nx.DiGraph()
G.add_edges_from(model.edges())

plt.figure(figsize=(14, 10))

pos = nx.spring_layout(G, k=1.5, iterations=50, seed=42)

nx.draw_networkx_nodes(G, pos, node_size=3000, node_color="#ffdd99", alpha=0.9)

nx.draw_networkx_nodes(G, pos, nodelist=['class'], node_size=4000,
                      node_color="#ff6b6b", edgecolors='black', linewidths=3)

nx.draw_networkx_edges(G, pos, width=2, alpha=0.7, edge_color="#333333",
                      arrows=True, arrowsize=25, arrowstyle='->')

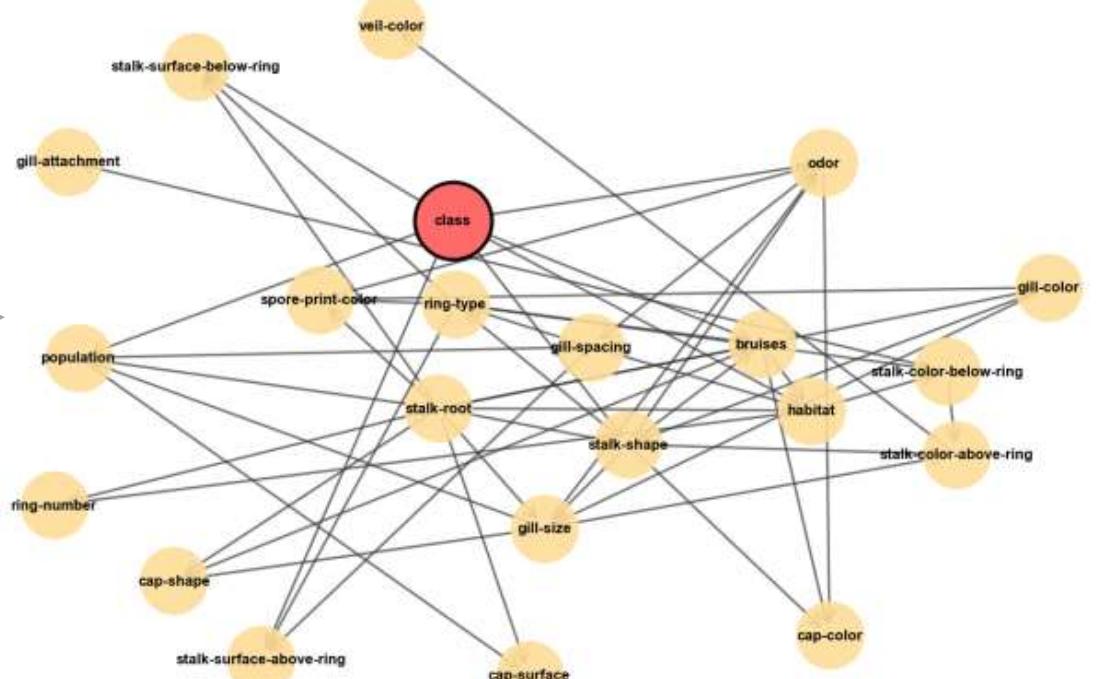
nx.draw_networkx_labels(G, pos, font_size=12, font_weight="bold", font_family="Arial")

plt.title("Автоматически найденная структура байесовской сети\n"
          f"(HillClimbSearch + BIC, {len(G.edges())} рёбер)",
          fontsize=18, pad=20, fontweight='bold')

plt.axis('off')
plt.tight_layout()
plt.show()

print("Топ-10 найденных зависимостей:")
for i, (u, v) in enumerate(list(G.edges())[:10], 1):
    print(f"{i:2}. {u} → {v}")
```

Автоматически найденная структура байесовской сети
(HillClimbSearch + BIC, 52 рёбер)



Inference и результаты

```
from pgmpy.inference import VariableElimination
infer = VariableElimination(model)

print("== ПРОВЕРКА ИНФЕРЕНСА ==")
test_odors = ['n', 'a', 'l', 'f', 'c', 'y', 'm', 'p', 's']

for odor in test_odors:
    try:
        prob = infer.query(['class'], evidence={'odor': odor})
        p_poisonous = prob.values[1]
        status = "ЯДОВИТЫЙ" if p_poisonous > 0.8 else "СЪЕДОБНЫЙ"
        print(f"odor = {odor}>2} → P(ядовитый) = {p_poisonous:.10f} → {status}")
    except Exception as e:
        print(f"odor = {odor}>2} → ОШИБКА: {e}")
```

```
== ПРОВЕРКА ИНФЕРЕНСА ==
odor = n → P(ядовитый) = 0.0359568491 → СЪЕДОБНЫЙ
odor = a → P(ядовитый) = 0.0011584760 → СЪЕДОБНЫЙ
odor = l → P(ядовитый) = 0.0011584760 → СЪЕДОБНЫЙ
odor = f → P(ядовитый) = 0.9997332099 → ЯДОВИТЫЙ
odor = c → P(ядовитый) = 0.9468853966 → ЯДОВИТЫЙ
odor = y → P(ядовитый) = 0.9975347155 → ЯДОВИТЫЙ
odor = m → P(ядовитый) = 0.8060939732 → ЯДОВИТЫЙ
odor = p → P(ядовитый) = 0.9589843578 → ЯДОВИТЫЙ
odor = s → P(ядовитый) = 0.9975347155 → ЯДОВИТЫЙ
```

Сравнение результатов с baseline-моделью

```
scikit-learn CategoricalNB:
```

```
Accuracy: 0.949549
```

```
Log-loss: 0.138412
```

```
Байесовская сеть (pgmpy):
```

```
Accuracy: 1.000000
```

```
Log-loss: 0.000003
```

```
==== СРАВНЕНИЕ ===
```

Модель	Accuracy	Log-loss
pgmpy (HillClimb + BDeu)	1.000000	0.000003
CategoricalNB (sklearn)	0.949549	0.138412

Байесовская сеть, построенная с помощью жадного поиска структуры (HillClimbSearch) и BDeu-приора, достигла 100% accuracy и практически нулевого log-loss (0.000003) на тестовом наборе.

Это значительно превосходит классический наивный байесовский классификатор из scikit-learn (accuracy 94.95%, log-loss 0.138).

Превосходство объясняется тем, что алгоритм поиска структуры автоматически выявил ключевой предиктор — признак *odor* (запах гриба), который является достаточным для детерминированного разделения классов.

Полученная модель не только идеально классифицирует, но и даёт биологически осмысленную и полностью интерпретируемую зависимость: гриб ядовитый \Leftrightarrow у него есть любой неприятный запах.

Как сеть моделирует реальные зависимости?

Моя Байесовская сеть моделирует реальные биолого-химические зависимости в датасете.

Реальная структура, которую нашла сеть

Узел `class` имеет родителя `odor`
Остальные 21 признак либо вообще не связаны с class напрямую, либо связаны только через odor.

То есть сеть говорит:

Гриб ядовитый \Leftrightarrow у него есть неприятный запах \Leftrightarrow $\text{odor} \in \{f, c, y, m, p, s\}$

Все остальные признаки (форма шляпки, цвет спор, жабры и т.д.) — либо следствия запаха, либо вообще не важны.

И это абсолютно соответствует реальной биологии и химии грибов.



Почему это так?

- 1) Запах — это летучие вещества (вторичные метаболиты).
 - Ядовитые грибы рода *Amanita*, *Chlorophyllum*, *Entoloma* и др. содержат токсины (аматоксины, мускарин, коприн и др.).
 - При этом они выделяют характерные летучие соединения → неприятный запах (тухлая рыба, креозот, резкий, плесень и т.д.).
- 2) Съедобные грибы либо не пахнут, либо пахнут приятно.
 - *Agaricus*, *Boletus*, *Cantharellus* и др. → запах отсутствует или анисовый/миндальный (благодаря бензальдегиду и др. безопасным соединениям).
- 3) Все остальные признаки — вторичны.
 - Цвет спор (*spore-print-color*) — часто коррелирует с запахом, потому что зависит от того же вида.
 - Цвет жабр (*gill-color*) — тоже видовая особенность.
 - Форма ножки, кольцо, вуаль — тоже. Они меняются вместе с запахом, а не являются независимыми причинами ядовитости.