Шакиров Тимур Маратович

ИУ5-65Б

19 вариант

pandas — для работы с таблицами (DataFrame),

StandardScaler и LabelEncoder из sklearn — для масштабирования и кодирования признаков,

seaborn и matplotlib.pyplot — для визуализации данных,

numpy — для работы с массивами и математикой.

```
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import StandardScaler, LabelEncoder
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
```

Загружается датасет toy_dataset.csv с указанием, что в нём используется разделитель ;. Результат сохраняется в переменной df (DataFrame).

```
file_path = "toy_dataset.csv"
df = pd.read_csv(file_path, delimiter=';')

print("Общая информация о данных:")
print(df.info())
display(df.head())
```

```
Общая информация о данных:
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 150000 entries, 0 to 149999
Data columns (total 6 columns):
 #   Column   Non-Null Count   Dtype
---  ------   --------------   -----
 0   Number   150000 non-null  int64
 1   City     150000 non-null  object
 2   Gender   150000 non-null  object
 3   Age      150000 non-null  int64
 4   Income   150000 non-null  float64
 5   Illness  150000 non-null  object
dtypes: float64(1), int64(2), object(3)
memory usage: 6.9+ MB
None
```

```
   Number    City Gender  Age   Income Illness
0       1  Dallas   Male   41  40367.0      No
1       2  Dallas   Male   54  45084.0      No
2       3  Dallas   Male   42  52483.0      No
3       4  Dallas   Male   40  40941.0      No
4       5  Dallas   Male   46  50289.0      No
```

```
print("\nПроверка на пропуски:")
print(df.isnull().sum())
```

```
Проверка на пропуски:
Number     0
City       0
Gender     0
Age        0
Income     0
Illness    0
dtype: int64
```

Если в данных изначально нет пропусков, создаются искусственные пропуски в 1% строк столбца Income. Это нужно для демонстрации обработки отсутствующих значений.

```
if df.isnull().sum().sum() == 0:
    print("\nПропусков не найдено. Добавим искусственные пропуски.")
    nan_indices = df.sample(frac=0.01, random_state=42).index
    df.loc[nan_indices, 'Income'] = np.nan
```

```
Пропусков не найдено. Добавим искусственные пропуски.
```

После добавления пропусков ещё раз выводится количество пропусков по столбцам — теперь они должны быть в столбце Income.

```
print("\nПосле добавления пропусков:")
print(df.isnull().sum())
```

```
После добавления пропусков:
Number        0
City          0
Gender        0
Age           0
Income     1500
Illness       0
dtype: int64
```

Пропущенные значения в столбце Income заполняются средним значением по этому столбцу (mean).

```
df['Income'] = df['Income'].fillna(df['Income'].mean())
```

Происходит стандартизация (нормализация) столбца Income: создаётся новый столбец Income_scaled, где значения имеют среднее 0 и стандартное отклонение 1. Это важно для модели машинного обучения.

```
scaler = StandardScaler()
df['Income_scaled'] = scaler.fit_transform(df[['Income']])
```

Категориальный признак Gender преобразуется в числовой формат с помощью LabelEncoder, создаётся новый столбец Gender_LabelEncoded.

```
label_encoder = LabelEncoder()
df['Gender_LabelEncoded'] = label_encoder.fit_transform(df['Gender'])
```

Также применяется one-hot кодирование к столбцу Gender, создаются новые столбцы (например, Gender_Female, Gender_Male) с бинарными значениями 0 и 1. Результат сохраняется в df_onehot.

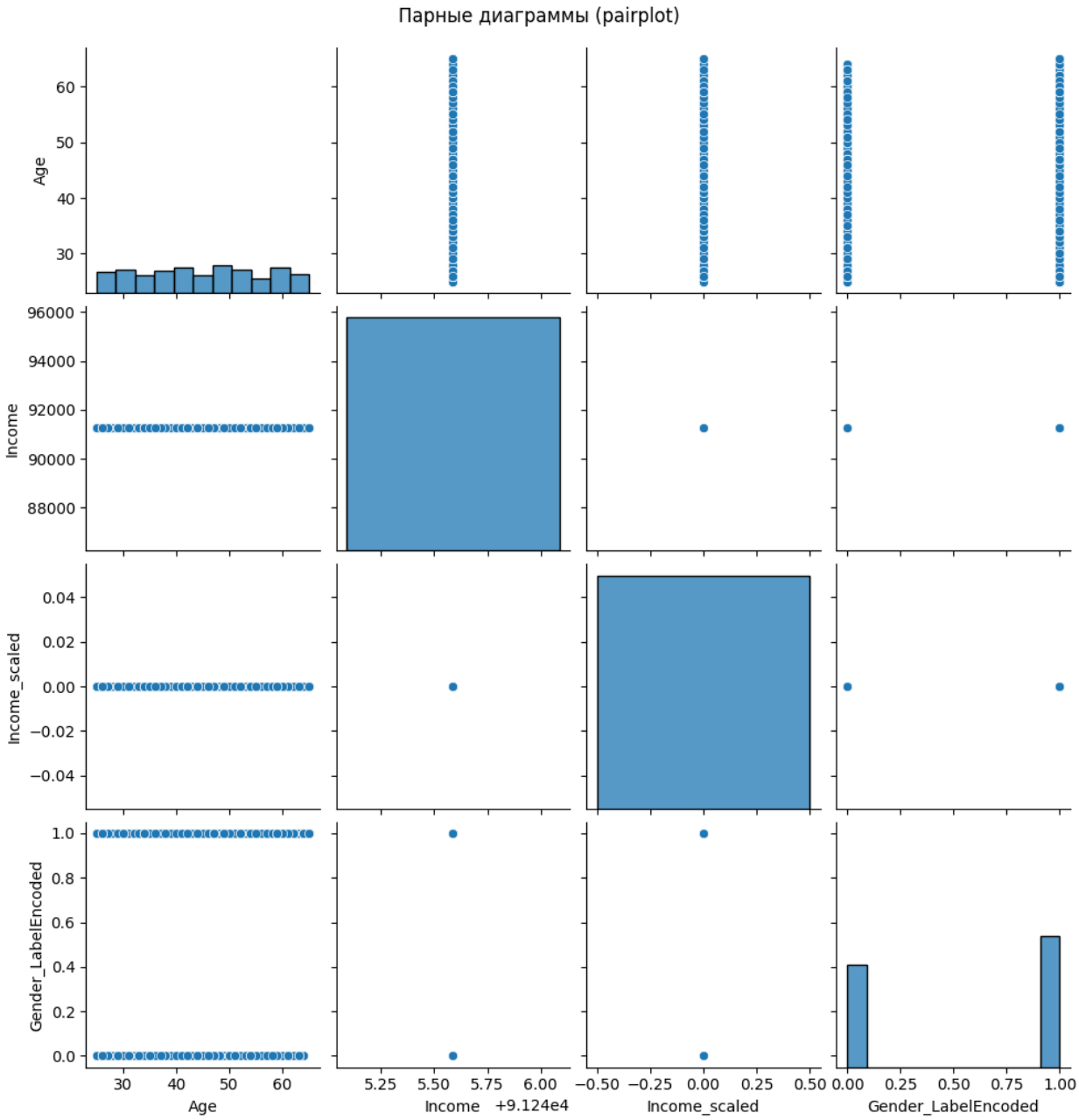
```
df_onehot = pd.get_dummies(df, columns=['Gender'], prefix='Gender')
```

Для визуализации случайным образом выбирается 1000 строк из исходного датафрейма. Это позволяет ускорить визуализацию и сделать графики более читаемыми.

```
sample_df = df.sample(1000, random_state=42)
```

Создаётся парная диаграмма (pairplot) для переменных Age, Income, Income_scaled и Gender_LabelEncoded. Это помогает визуально оценить распределение и взаимосвязи между переменными.

```
sns.pairplot(sample_df[['Age', 'Income', 'Income_scaled',
'Gender_LabelEncoded']])
plt.suptitle("Парные диаграммы (pairplot)", y=1.02)
plt.show()
```



В процессе выполнения задания были использованы следующие методы:

1. Предобработка данных (data preprocessing):
   - Проверка на пропуски с помощью df.isnull().sum().
   - Искусственное добавление пропусков, чтобы отработать процедуру их обработки.
   - Заполнение пропущенных значений средним (mean) значением. Это простой и часто используемый способ,

особенно если распределение признака близко к нормальному.

2. Масштабирование признаков (feature scaling):
   - Использован StandardScaler, чтобы стандартизировать признак Income (преобразовать его к нулевому среднему и единичному стандартному отклонению). Это важно для моделей, чувствительных к масштабу данных (например, линейная регрессия, метод ближайших соседей и др.).
3. Кодирование категориальных признаков:
   - Применён LabelEncoder для преобразования категориального признака Gender в числовой формат. Это удобно, когда категорий всего две.
   - Также использовано one-hot кодирование (pd.get_dummies), которое даёт бинарные столбцы на каждую категорию. Это универсальный метод кодирования категориальных признаков, который позволяет избежать ложной порядковости, присущей LabelEncoder.
4. Визуализация данных:
   - Использован pairplot из библиотеки seaborn для анализа взаимосвязей между переменными. Это позволяет наглядно увидеть зависимости, кластеры и выбросы в данных.