Факторный анализ: методы предпосылки, методы проведения, анализ результатов.

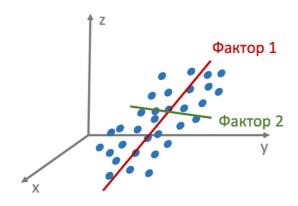
Фактоный анализ - метод анализа данных, который используется для выявления скрытых факторов, влияющих на наблюдаемые переменные и уменьшения размерности массива данных.

Фактор - скрытая переменная, объясняющая связь между совокупностью переменных.

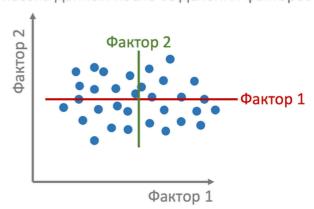
Например, у нас есть данные о продаже квартир: 1 - удалённость от метро, 2- наличие огнетушителей, 3 - наличие ремонта, 4 - количество открытых люков перед подъездом. При применении факторного анализа обнаруживается сильная зависимость между показателями 1 и 3, 2 и 4, тогда мы можем выделить следующие факторы: комфортабельность (показатели 1 и 3), безопасность (показатели 2 и 4), при этом сохранив влияние всех переменных.

Применение методов факторного анализа выглядит следующим образом:

Первоначальный массив данных:



Массив данных после выделения факторов:



(https://postimg.cc/HJgpg3Kk)

Условия проведения факторного анализа:

- 1. Все признаки являются количественными переменными
- 2. Число наблюдений больше числа переменных
- 3. Номинальные переменные переведены в дихотомические
- 4. Выборка однородна
- 5. Факторный анализ осуществляется по коррелирующим переменным, т.к. при проведении факторного анализа в факторы объединяются переменные с высокой степенью зависимости.

Факторный анализ включает в себя большое количество методов, которые используются в различных областях (экономика, психология, социология и др.), но самыми распространенными являются следующие:

- 1. Метод главных компонент (РСА) заключается в поиске линейных комбинаций переменных, которые объясняют наибольшую долю изменчивости данных. Линейные комбинации называются главными компонентами. Метод РСА позволяет выделять наиболее важные факторы в данных основываясь на корреляционных зависимостях.
- 2. Метод максимального правдоподобия(MLE) позволяет определить значение параметров, наиболее вероятно соответствующее наблюдаемым данным.
- 3. Метод наименьших квадратов (PLS) используется при решении задач регрессии с большим объемом входных данных.

Рассмотрим основные шаги проведения факторного анализа методом главных компонент:

- 1. Нормализация данных
- 2. Построение ковариационной матрицы данных (ковариация схожа с корреляцией, но не нормируется, т.е. коэффициент не находится в пределах от -1 до +1)
- 3. Вычисление собсвенных значений и собственных векторов этой матрицы (собственным вектором матрицы называется такой вектор, который при умножении с матрицей превращается в самого же себя с числовым коэффициентом. Числовой коэффициент называют собсвенным числом матрицы)
- 4. Выбрать собственные значения, которые объясняют наибольшую долю изменчивости данных.
- 5. Вычисление главных компонент

In [1]: import pandas as pd # Импортируем библиотеки для работы с даннми

import matplotlib.pyplot as plt

%matplotlib inline

import seaborn as sns

df=pd.read_csv('Sleep_health_and_lifestyle_dataset.csv') # Загружаем датасет о качестве сна и уровн е физической активности

Подробное описание данных: https://www.kaggle.com/datasets/uom190346a/sleep-health-and-lifestyledataset/data

df.head() # Проверяем загрузку датасета

Out[1]:

	Person ID	Gender	Age	Occupation	Sleep Duration	Quality of Sleep	Physical Activity Level	Stress Level	BMI Category	Blood Pressure	Heart Rate	Daily Steps	Sleep Disorder
0	1	Male	27	Software Engineer	6.1	6	42	6	Overweight	126/83	77	4200	NaN
1	2	Male	28	Doctor	6.2	6	60	8	Normal	125/80	75	10000	NaN
2	3	Male	28	Doctor	6.2	6	60	8	Normal	125/80	75	10000	NaN
3	4	Male	28	Sales Representative	5.9	4	30	8	Obese	140/90	85	3000	Sleep Apnea
4	5	Male	28	Sales Representative	5.9	4	30	8	Obese	140/90	85	3000	Sleep Apnea

In [2]: # Для поиска факторов выберем только числовые переменные df = df[['Age', 'Sleep Duration','Quality of Sleep', 'Physical Activity Level', 'Stress Level', 'He art Rate', 'Daily Steps']]

In [3]: # Приведем данные к единой шкале при помощи StandardScaler from sklearn.preprocessing import StandardScaler # Импортируем метод scaler = StandardScaler() # Создаем объект scaled_features = scaler.fit_transform(df) # Нормализуем данные df = pd.DataFrame(scaled_features, index=df.index, columns=df.columns) # Записываем нормализованные данные в датафрейм df.head()

Out[3]:

	Age	Sleep Duration	Quality of Sleep	Physical Activity Level	Stress Level	Heart Rate	Daily Steps
0	-1.753096	-1.298887	-1.098280	-0.825418	0.347021	1.654719	-1.619584
1	-1.637643	-1.173036	-1.098280	0.039844	1.475592	1.170474	1.970077
2	-1.637643	-1.173036	-1.098280	0.039844	1.475592	1.170474	1.970077
3	-1.637643	-1.550588	-2.771424	-1.402260	1.475592	3.591698	-2.362273
4	-1.637643	-1.550588	-2.771424	-1.402260	1.475592	3.591698	-2.362273

In [4]: # Построим матрицу ковариаций для проверки наличия связей plt.figure(figsize=(15, 6)) sns.heatmap(df.cov(), annot=True, cmap="Blues") # Метод df.cov() возвращает ковариационную матрицу # По ковариационной матрице делаем вывод, что между переменными есть связь

Out[4]: <Axes: >



In [5]: # Импортируем библиотеки для проведения факторного анализа from factor_analyzer import FactorAnalyzer from factor_analyzer.factor_analyzer import calculate_kmo

from factor_analyzer.factor_analyzer import calculate_bartlett_sphericity

In [6]: # Проверим подходят ли данные для факторного анализа при помощи Критерия Бартлетта chi_square_value, p_value = calculate_bartlett_sphericity(df) print("Статистика:",chi_square_value, "P-value:", p_value) # p_value равно нулю, следовательно данные подходят, тест статистически значим

Статистика: 2236.092733567358 P-value: 0.0

In [7]: # Тест Кайзера-Мейера-Олкина
kmo_all, kmo_model = calculate_kmo(df)
print("KMO:",kmo_model)
Значение близкое к 0,6 говорит об удовлетворительной адекватности данных

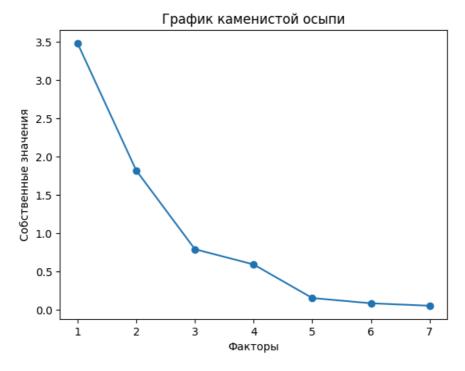
KMO: 0.6149594748972398

In [8]: model = FactorAnalyzer() # Создаем объект факторного анализа
model.fit(df) # Обучаем данные
ev, v = model.get_eigenvalues() # Получаем собсвенные значения и собственные вектора
ev

Out[8]: array([3.48370838, 1.82328943, 0.79495298, 0.5956675 , 0.1573186 , 0.08862156, 0.05644155])

In [9]: # Для определения числа факторов используем график каменистой осыпи. Метод заключается в поиске точ
ки, где убывание собственных значений замедляется наиболее сильно
plt.scatter(range(1,df.shape[1]+1),ev)
plt.plot(range(1,df.shape[1]+1),ev)
plt.title('График каменистой осыпи')
plt.xlabel('Факторы')
plt.ylabel('Собственные значения')
По данному графику можем определить, что для нас будет достаточно 2-3 фактора

Out[9]: Text(0, 0.5, 'Собственные значения')



```
In [10]: # Проведем новый факторный анализ с известным числом фокторов
model = FactorAnalyzer()
model.set_params(n_factors=2, rotation='varimax') # Настраиваем к-во факторов
model.fit(df)
loadings = model.loadings_ # Сохраним корреляцию между переменными и факторами
```

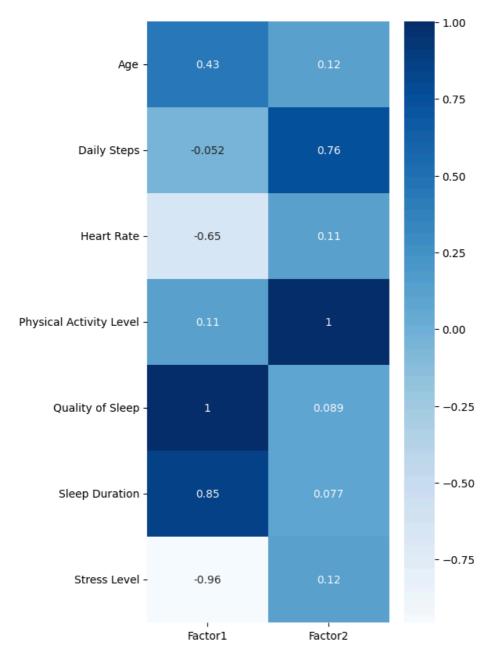
```
In [11]: df_fa = pd.DataFrame(loadings)
    df_fa.columns=[ 'Factor1', 'Factor2']
    df_fa
```

Out[11]:

	Factor1	Factor2
0	0.432141	0.122496
1	0.854998	0.076542
2	0.996891	0.089134
3	0.112445	1.001760
4	-0.956362	0.115429
5	-0.647160	0.107791
6	-0.052371	0.761649

In [12]: # Визуализируем тепловую карту для наглядности df_fa_pivot = (df_fa.pivot_table(index=df.columns)) plt.figure(figsize=(5, 10)) sns.heatmap(df_fa_pivot, annot=True, cmap="Blues") # В результате мы можем сделать вывод, что на первый фактор влияет возраст, качество сна и его прод олжительность, # на второй фактор оказывают влияние переменные связанные с общим состоянием организма и уровнем фи зической активности

Out[12]: <Axes: >



Задание

Провести факторный анализ для данных об ирисах https://www.kaggle.com/datasets/uciml/iris) тремя способами. Каждый раз менять параметр rotation в методе model.set_params(), сравнить полученные результаты и факторы. Методы rotation: <a href="https://factor-analyzer.readthedocs.io/en/latest/factor-analyzer.html#factor-analyzer.html#factor-analyzer.factor-analyzer.html#factor-analyzer.factor-analyzer.html#factor-analyzer.factor-analyzer.factor-analyzer.html#factor-analyzer.factor-analyzer.factor-analyzer.html#factor-analyzer.factor-analyzer.html#factor-analyzer.factor-analyzer