Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана
Кафедра «Системы обработки информации и управления»

Лабораторная работа №1
по дисциплине
«Методы машинного обучения»
на тему
«Разведочный анализ данных. Исследование и визуализация данных»

Выполнил:
студент группы ИУ5-24М
_____ Д. В. Лужевский

Москва, 2019 г.

1 Цель лабораторной работы

Изучить различные методы визуализации данных.

2 Задание

Требуется выполнить следующие действия:

- Выбрать набор данных (датасет).
- Создать ноутбук, который содержит следующие разделы:
    1. Текстовое описание выбранного набора данных.
    2. Основные характеристики датасета.
    3. Визуальное исследование датасета.
    4. Информация о корреляции признаков.
- Сформировать отчет и разместить его в своем репозитории на GitHub.

3 Текстовое описание набора данных

3.1 Ход выполнения работы

В качестве набора данных мы будем использовать набор данных по измерению меры бедности населения по странам - https://www.kaggle.com/ophi/mpi

3.2 Контекст

Большинство стран мира определяют бедность как нехватку денег. Тем не менее, сами бедные люди считают свой опыт бедности гораздо шире. Бедный человек может одновременно страдать от множества недостатков - например, у него может быть плохое состояние здоровья или недоедание, отсутствие чистой воды или электричества, низкое качество работы или плохое обучение. Сосредоточение внимания только на одном факторе, таком как доход, недостаточно для отражения истинной реальности бедности.

Многомерные показатели бедности могут быть использованы для создания более полной картины. Они показывают, кто беден и как они бедны - целый ряд различных недостатков, которые они испытывают. Наряду с предоставлением основного показателя бедности, многомерные меры могут быть разбиты для выявления уровня бедности в разных районах страны и среди разных подгрупп людей.

3.3 Содержание

Исследователи OPHI применяют метод AF и связанные с ним многомерные меры в различных странах и контекстах. Их анализ охватывает ряд различных тем, таких как изменения в многомерной бедности во времени, сравнения в сельской и городской бедности и неравенство среди бедных. Для получения дополнительной информации об исследованиях OPHI см. Нашу серию рабочих документов и информационные брифинги .

OPHI также рассчитывает Индекс глобальной многомерной бедности MPI , который публикуется с 2010 года в Отчете о человеческом развитии Программы развития ООН. Глобальный индекс потребительских цен является сопоставимым на международном уровне показателем

острой бедности, охватывающим более 100 развивающихся стран. Он обновляется OPHI два раза в год и создается с использованием метода AF.

Метод Алкире Фостер (AF) - это способ измерения многомерной бедности, разработанный Сабиной Алкире и Джеймсом Фостером из OPHI. Опираясь на показатели бедности Фостера-Грира-Торбеке, она включает в себя подсчет различных типов лишения, которые испытывают люди в одно и то же время, таких как отсутствие образования или работы, плохое состояние здоровья или жизни. Эти профили депривации анализируются, чтобы определить, кто является бедным, а затем используются для построения многомерного индекса бедности (MPI). Бесплатные онлайн-видео-руководства о том, как использовать метод AF, см. На портале онлайн-обучения OPHI .

Чтобы определить бедных, метод AF учитывает дублирование или одновременные лишения, которые человек или домохозяйство испытывают по различным показателям бедности. Индикаторы могут быть одинаково взвешенными или иметь разные веса. Люди считаются многомерными бедными, если взвешенная сумма их лишений больше или равна отсечке бедности, например, 20%, 30% или 50% всех лишений.

Это гибкий подход, который можно адаптировать к различным ситуациям, выбирая разные измерения (например, образование), показатели бедности в каждом измерении (например, сколько лет обучения у человека) и сокращения бедности (например, человек с меньшим, чем пять лет обучения считается лишенным).

Наиболее распространенный способ измерения бедности - это рассчитать процент бедного населения, известного как коэффициент численности персонала (H). Выявив, кто беден, метод AF генерирует уникальный класс показателей бедности (M), который выходит за рамки простого коэффициента численности персонала. Три меры в этом классе имеют большое значение:

Скорректированный коэффициент численности персонала (M0), также известный как MPI: эта мера отражает как уровень бедности (доля бедного населения), так и интенсивность бедности (процент лишений, понесенных каждым человеком или домохозяйством в среднем) , M0 рассчитывается путем умножения частоты (H) на интенсивность (A). M0 = H x A.

Узнайте о других способах использования метода AF в исследованиях и политике .

вдохновение - Какие страны демонстрируют самые большие субнациональные различия в MPI? - Какие страны имеют высокие доходы на душу населения, но при этом все еще имеют высокий рейтинг MPI?

- ISO country code: уникальный идентификатор страны
- Country: название страны
- Sub-national region: регион внутри страны
- World region: Общий глобальный регион
- MPI National: Общая совокупная национальная оценка MPI
- MPI Regional: многомерный индекс бедности для этого региона
- Headcount Ratio Regional: Коэффициент численности бедных (% населения, указанного как бедный) в этом регионе
- Intensity of deprivation Regional: Среднее расстояние ниже черты бедности среди бедных в этом регионе

3.4 Импорт библиотек

```
In [1]: import numpy as np
        import pandas as pd
```

```
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")
```

3.5 Загрузка данных

Загрузим файлы датасета в помощью библиотеки Pandas.

```
In [2]: # Будем анализировать данные только на обучающей выборке
        data = pd.read_csv('data/MPI_subnational.csv', sep=",")
```

4 Основные характеристики датасета

```
In [3]: # Первые 5 строк датасета
        data.head()
```

```
Out[3]:   ISO country code      Country Sub-national region World region  \
        0              AFG  Afghanistan          Badakhshan   South Asia
        1              AFG  Afghanistan             Badghis   South Asia
        2              AFG  Afghanistan             Baghlan   South Asia
        3              AFG  Afghanistan               Balkh   South Asia
        4              AFG  Afghanistan              Bamyan   South Asia

           MPI National  MPI Regional  Headcount Ratio Regional  \
        0         0.295         0.387                      67.5
        1         0.295         0.466                      79.3
        2         0.295         0.300                      59.7
        3         0.295         0.301                      55.7
        4         0.295         0.325                      61.0

           Intensity of deprivation Regional
        0                               57.3
        1                               58.8
        2                               50.3
        3                               54.1
        4                               53.3
```

```
In [4]: # Размер датасета - 8143 строк, 7 колонок
        data.shape
```

```
Out[4]: (984, 8)
```

```
In [5]: total_count = data.shape[0]
        print('Всего строк: {}'.format(total_count))
```

```
Всего строк: 984
```

```
In [6]: # Список колонок
        data.columns
```

```
Out[6]: Index(['ISO country code', 'Country', 'Sub-national region', 'World region',
               'MPI National', 'MPI Regional', 'Headcount Ratio Regional',
               'Intensity of deprivation Regional'],
              dtype='object')
```

```
In [7]: # Список колонок с типами данных
        data.dtypes
```

```
Out[7]: ISO country code                      object
        Country                               object
        Sub-national region                   object
        World region                          object
        MPI National                         float64
        MPI Regional                         float64
        Headcount Ratio Regional             float64
        Intensity of deprivation Regional    float64
        dtype: object
```

```
In [8]: # Проверим наличие пустых значений
        # Цикл по колонкам датасета
        for col in data.columns:
            # Количество пустых значений - все значения заполнены
            temp_null_count = data[data[col].isnull()].shape[0]
            print('{} - {}'.format(col, temp_null_count))
```

```
ISO country code - 0
Country - 0
Sub-national region - 0
World region - 0
MPI National - 0
MPI Regional - 0
Headcount Ratio Regional - 0
Intensity of deprivation Regional - 1
```

```
In [9]: # Основные статистические характеристки набора данных
        data.describe()
```

```
Out[9]:        MPI National  MPI Regional  Headcount Ratio Regional  \
        count    984.000000    984.000000                984.000000
        mean       0.204107      0.211330                 40.184451
        std        0.160248      0.183621                 29.981403
        min        0.006000      0.000000                  0.000000
        25%        0.066000      0.053000                 12.475000
        50%        0.174000      0.155000                 33.950000
        75%        0.303000      0.341500                 66.725000
```

```
max         0.605000      0.744000                  99.000000
```

```
       Intensity of deprivation Regional
count                         983.000000
mean                           47.180977
std                             8.047225
min                            33.300000
25%                            41.400000
50%                            45.600000
75%                            51.900000
max                            75.900000
```

```
In [10]: # Определим уникальные значения для целевого признака
         data['Country'].unique()
```

```
Out[10]: array(['Afghanistan', 'Burundi', 'Benin', 'Burkina Faso', 'Bangladesh',
                'Belize', 'Bolivia, Plurinational State of', 'Brazil', 'Bhutan',
                'Central African Republic', 'China', "Cote d'Ivoire", 'Cameroon',
                'Congo, Democratic Republic of the', 'Congo, Republic of',
                'Colombia', 'Comoros', 'Djibouti', 'Dominican Republic', 'Ecuador',
                'Egypt', 'Ethiopia', 'Gabon', 'Ghana', 'Guinea', 'Gambia',
                'Guinea-Bissau', 'Guatemala', 'Guyana', 'Honduras', 'Haiti',
                'Indonesia', 'Iraq', 'Jamaica', 'Jordan', 'Kenya', 'Cambodia',
                "Lao People's Democratic Republic", 'Liberia', 'Lesotho',
                'Morocco', 'Madagascar', 'Mali', 'Myanmar', 'Mongolia',
                'Mozambique', 'Mauritania', 'Malawi', 'Namibia', 'Niger',
                'Nigeria', 'Nicaragua', 'Nepal', 'Pakistan', 'Peru', 'Philippines',
                'Rwanda', 'Sudan', 'Senegal', 'Sierra Leone', 'El Salvador',
                'South Sudan', 'Sao Tome and Principe', 'Suriname', 'Swaziland',
                'Syrian Arab Republic', 'Chad', 'Togo', 'Tajikistan',
                'Timor-Leste', 'Trinidad and Tobago',
                'Tanzania, United Republic of', 'Uganda', 'Uzbekistan', 'Viet Nam',
                'Yemen', 'Zambia', 'Zimbabwe'], dtype=object)
```

5 Визуальное исследование датасета

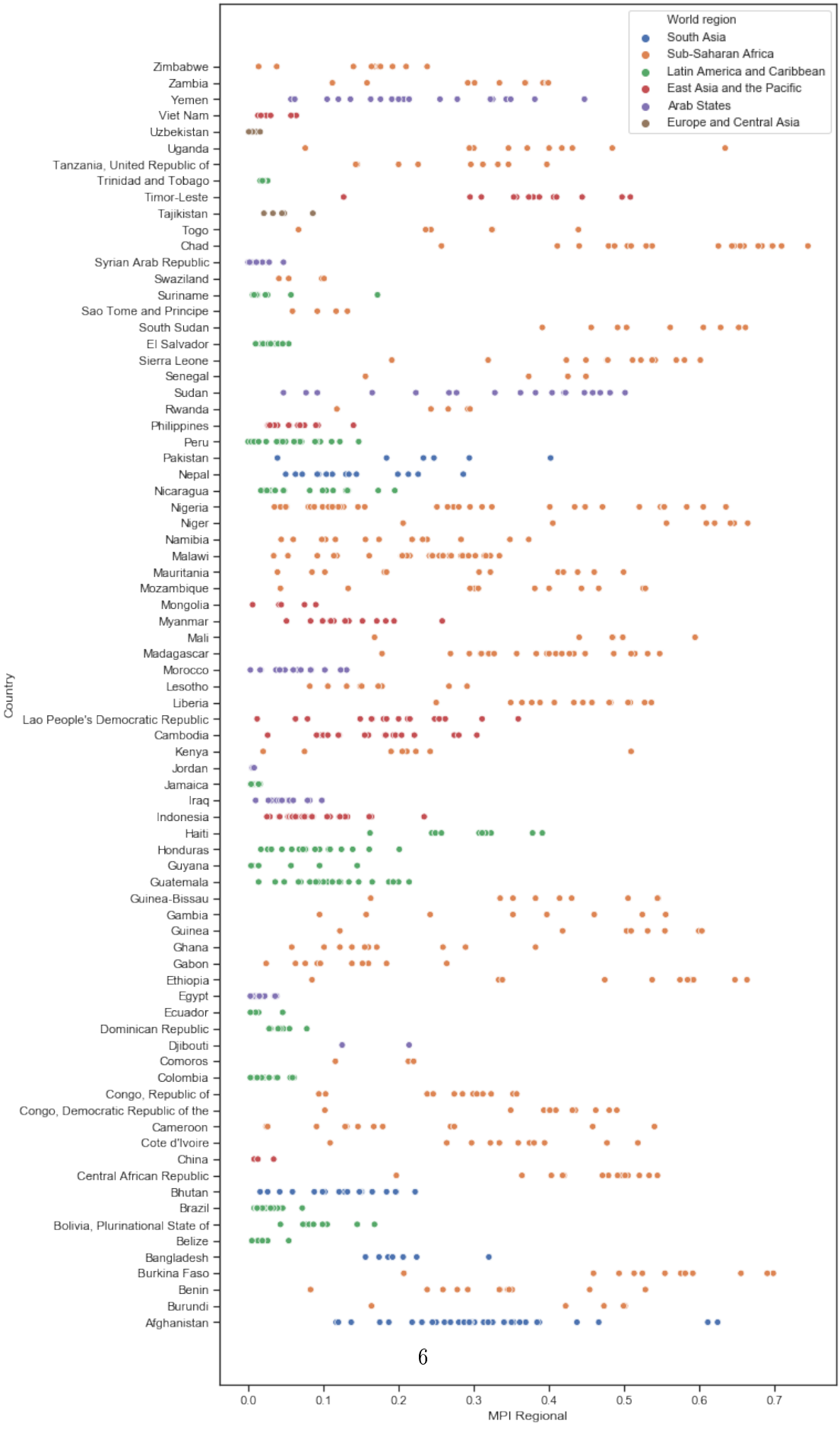
Для визуального исследования могут быть использованы различные виды диаграмм, мы построим только некоторые варианты диаграмм, которые используются достаточно часто.

5.1 Диаграмма рассеивания

Позволяет построить распределение двух колонок данных и визуально обнаружить наличие зависимости. Не предполагается, что значения упорядочены (например, по времени).

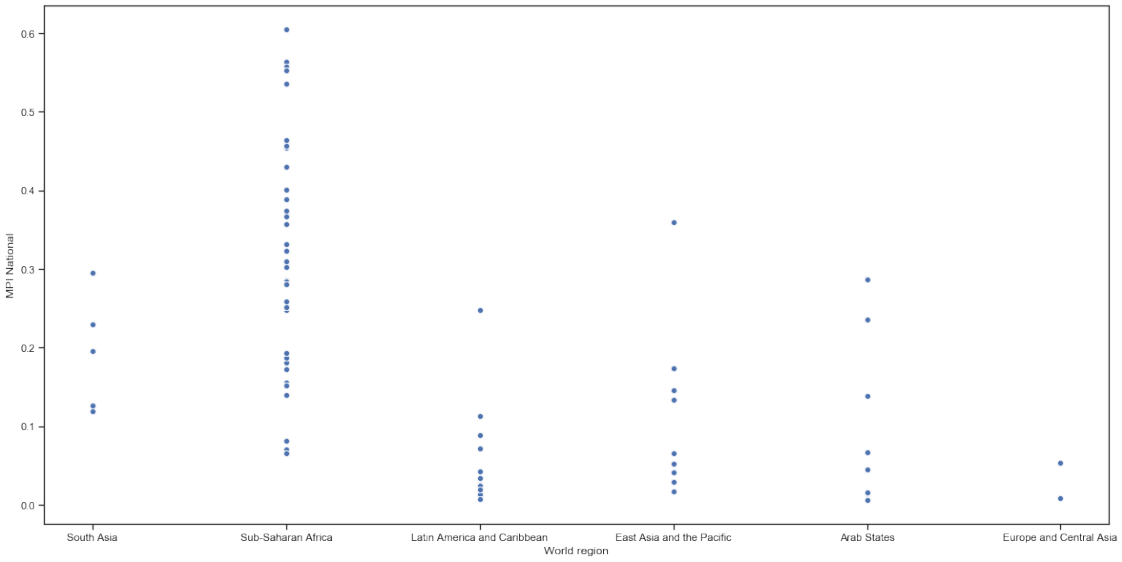
```
In [11]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,23))
         sns.scatterplot(ax=ax, x='MPI Regional', y='Country', data=data, hue='World region')
```

```
Out[11]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x2c037c1f278>
```


World region
South Asia
Sub-Saharan Africa
Latin America and Caribbean
East Asia and the Pacific
Arab States
Europe and Central Asia
Country
Zimbabwe
Zambia
Yemen
Viet Nam
Uzbekistan
Uganda
Tanzania, United Republic of
Trinidad and Tobago
Timor-Leste
Tajikistan
Togo
Chad
Syrian Arab Republic
Swaziland
Suriname
Sao Tome and Principe
South Sudan
El Salvador
Sierra Leone
Senegal
Sudan
Rwanda
Philippines
Peru
Pakistan
Nepal
Nicaragua
Nigeria
Niger
Namibia
Malawi
Mauritania
Mozambique
Mongolia
Myanmar
Mali
Madagascar
Morocco
Lesotho
Liberia
Lao People's Democratic Republic
Cambodia
Kenya
Jordan
Jamaica
Iraq
Indonesia
Haiti
Honduras
Guyana
Guatemala
Guinea-Bissau
Gambia
Guinea
Ghana
Gabon
Ethiopia
Egypt
Ecuador
Dominican Republic
Djibouti
Comoros
Colombia
Congo, Republic of
Congo, Democratic Republic of the
Cameroon
Cote d'Ivoire
China
Central African Republic
Bhutan
Brazil
Bolivia, Plurinational State of
Belize
Bangladesh
Burkina Faso
Benin
Burundi
Afghanistan
0.0
0.1
0.2
0.3
0.4
0.5
0.6
0.7
MPI Regional

```
In [12]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(20,10))
         sns.scatterplot(ax=ax, x='World region', y='MPI National', data=data)

Out[12]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x2c03a23dac8>
```

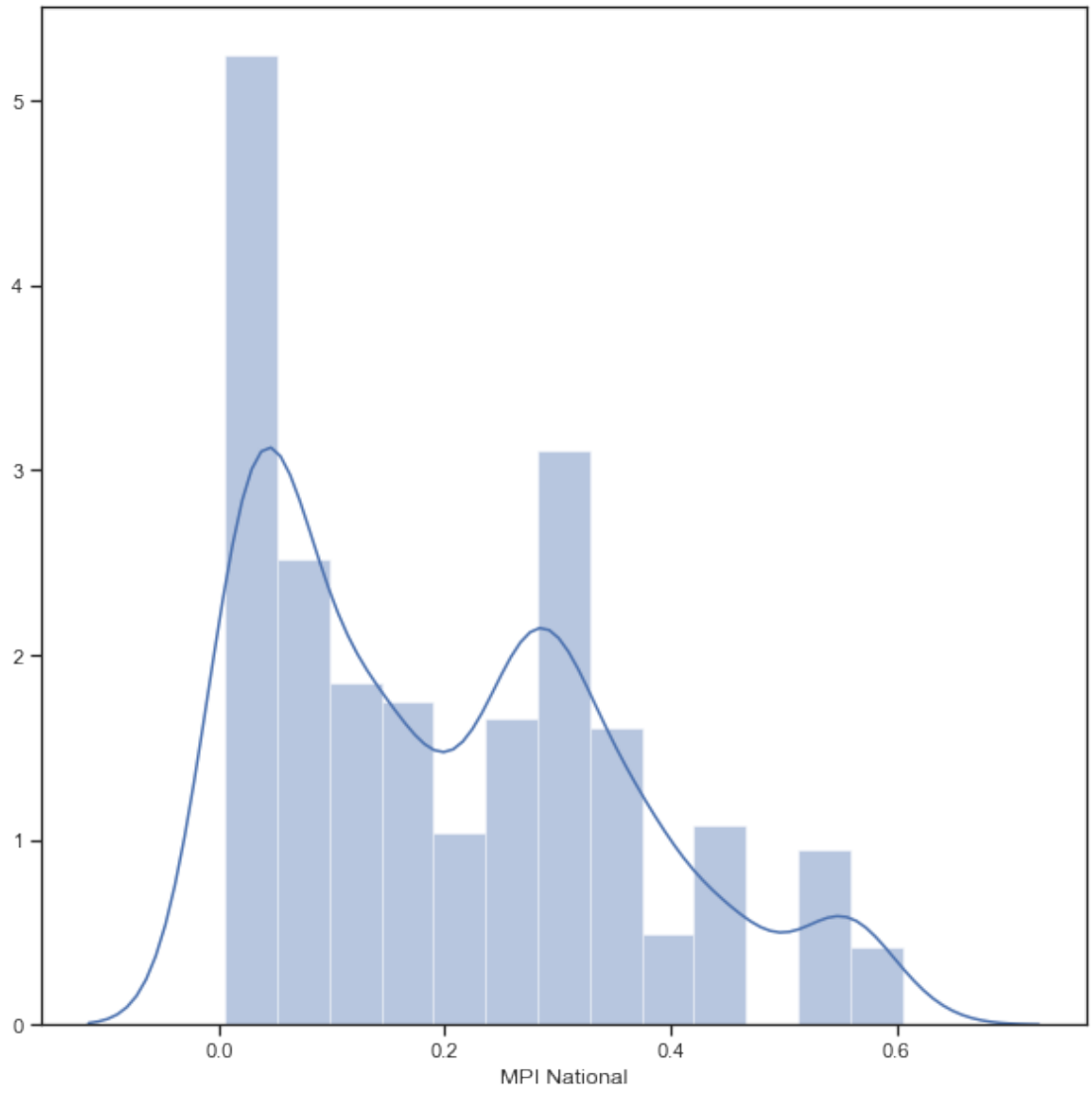


5.2 Гистограмма

Позволяет оценить плотность вероятности распределения данных.

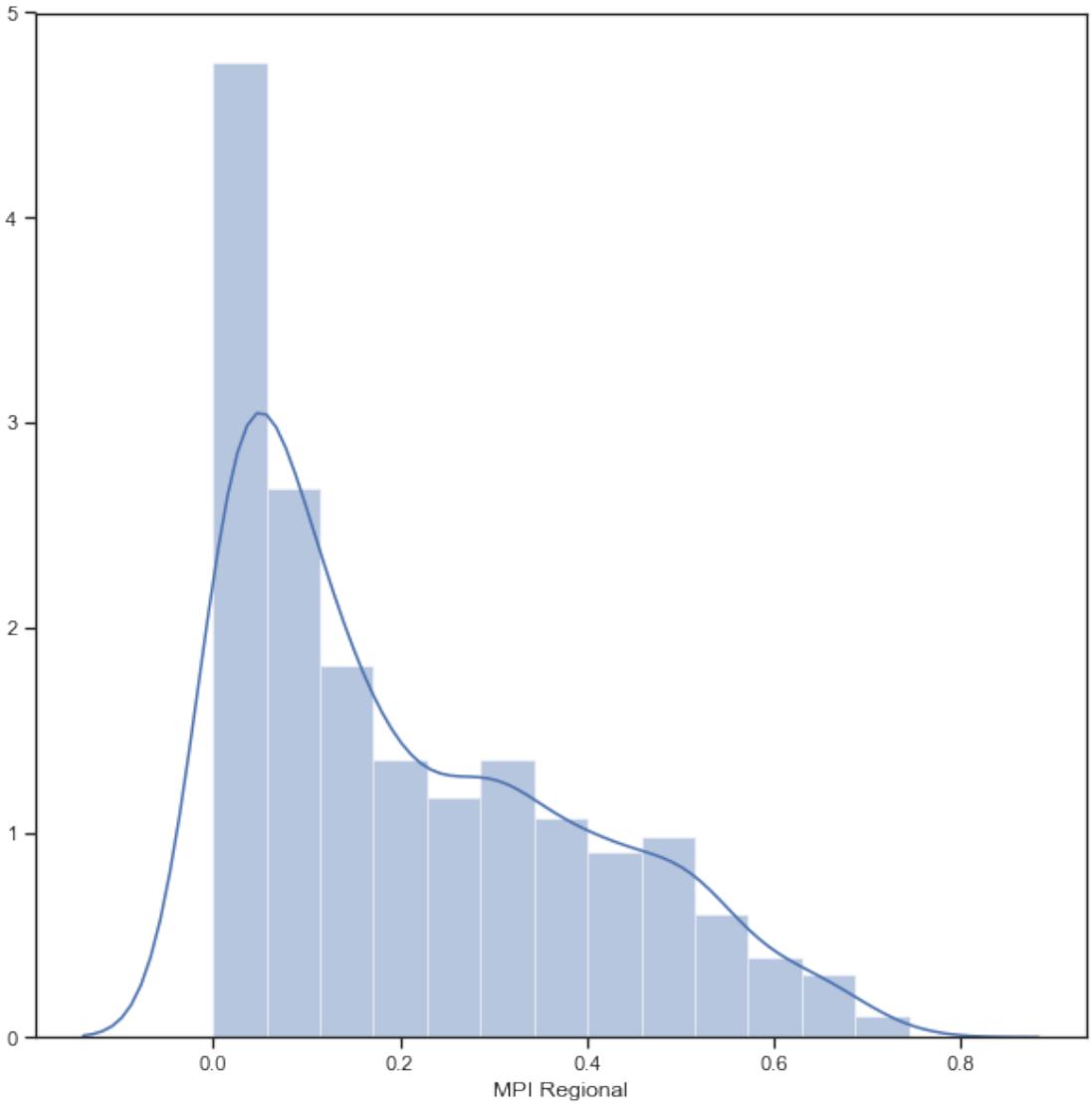
```
In [13]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
         sns.distplot(data['MPI National'])

Out[13]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x2c03a29f240>
```




```
In [14]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
         sns.distplot(data['MPI Regional'])
```

```
Out[14]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x2c039d94d30>
```

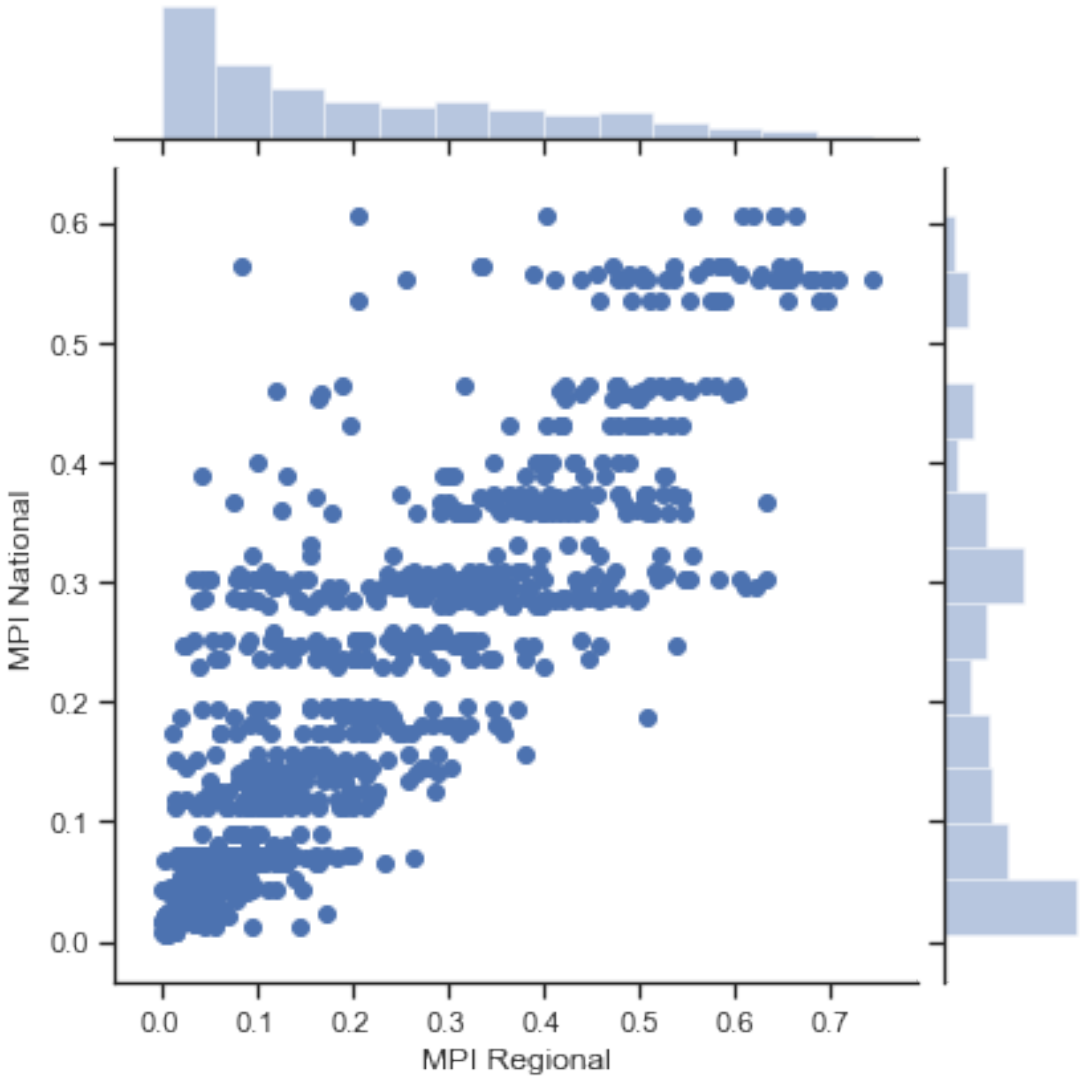


5.3 Jointplot

Комбинация гистограмм и диаграмм рассеивания. Не могу посотреть по странам

```
In [15]: sns.jointplot(x='MPI Regional', y='MPI National', data=data)
```

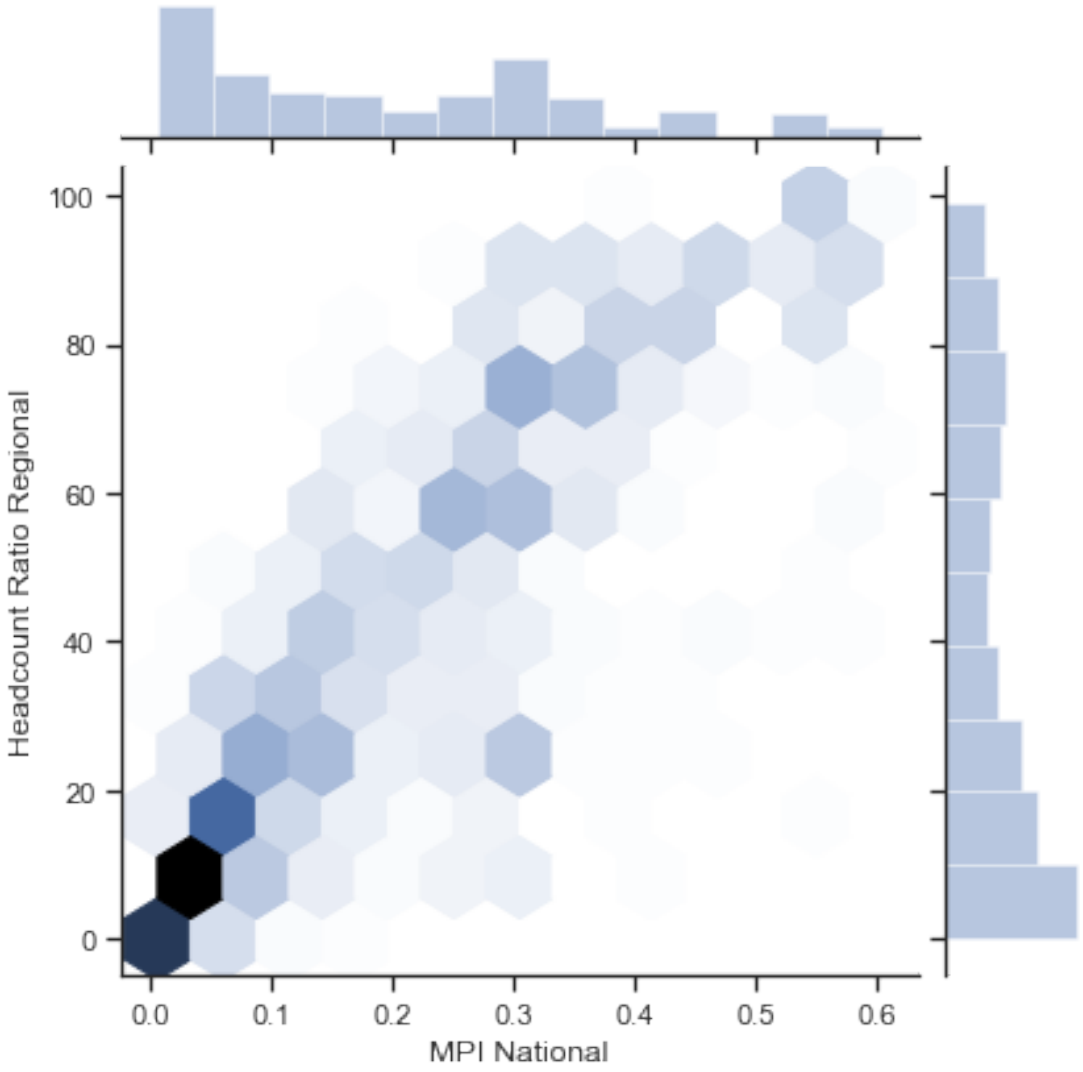
```
Out[15]: <seaborn.axisgrid.JointGrid at 0x2c03a2ae160>
```



С помощью параметра “hue” возможна группировка по значениям какого-либо признака.

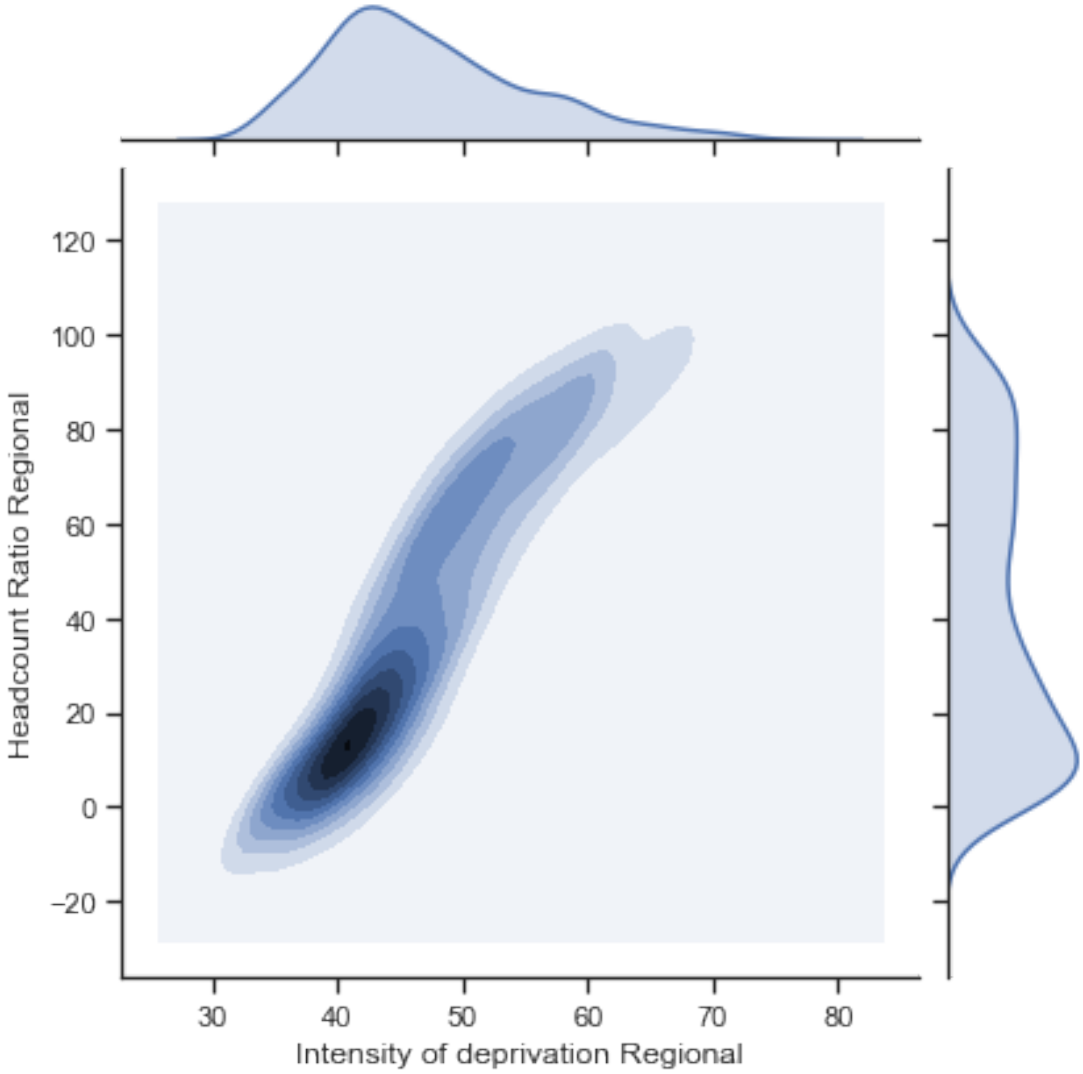
```
In [16]: sns.jointplot(x='MPI National', y='Headcount Ratio Regional', data=data, kind="hex")
```

```
Out[16]: <seaborn.axisgrid.JointGrid at 0x2c03aa0a978>
```




```
In [17]: sns.jointplot(x='Intensity of deprivation Regional', y='Headcount Ratio Regional', data
```

```
Out[17]: <seaborn.axisgrid.JointGrid at 0x2c03a9ea7b8>
```



5.4 “Парные диаграммы”

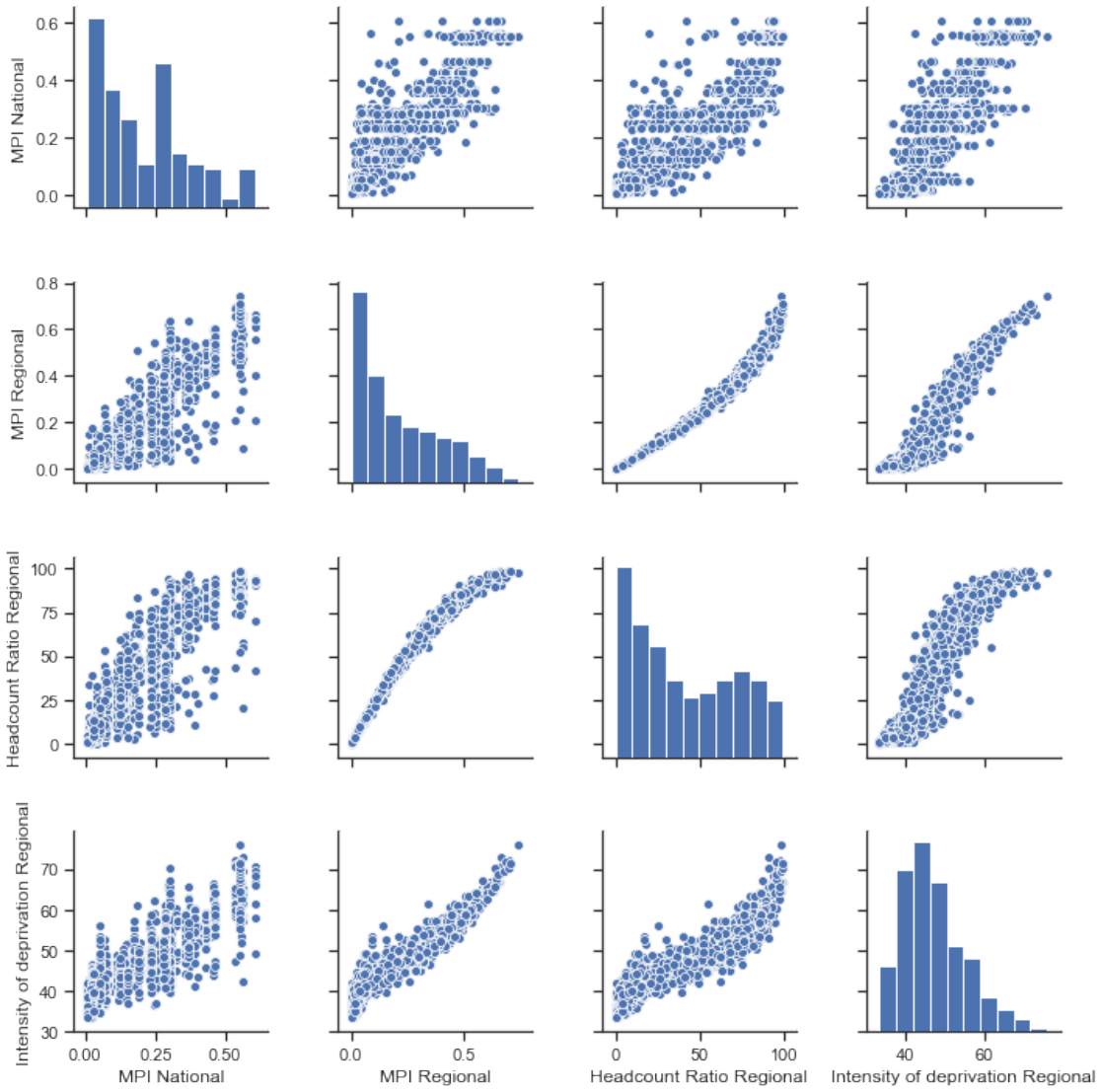
Комбинация гистограмм и диаграмм рассеивания для всего набора данных.

Выводится матрица графиков. На пересечении строки и столбца, которые соответстуют двум показателям, строится диаграмма рассеивания. В главной диагонали матрицы строятся гистограммы распределения соответствующих показателей.

```
In [18]: sns.pairplot(data)
```

```
c:\users\дмитрий\documents\virtualenv\tensorflow\lib\site-packages\numpy\lib\histograms.py:824:
  keep = (tmp_a >= first_edge)
c:\users\дмитрий\documents\virtualenv\tensorflow\lib\site-packages\numpy\lib\histograms.py:825:
  keep &= (tmp_a <= last_edge)
```

```
Out[18]: <seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x2c037be8748>
```



С помощью параметра “hue” возможна группировка по значениям какого-либо признака.

6 Информация о корреляции признаков

Проверка корреляции признаков позволяет решить две задачи:

1. Понять какие признаки (колонки датасета) наиболее сильно коррелируют с целевым признаком (в нашем примере это колонка “Occupancy”). Именно эти признаки будут наиболее информативными для моделей машинного обучения. Признаки, которые слабо коррелируют с целевым признаком, можно попробовать исключить из построения модели, иногда это повышает качество модели. Нужно отметить, что некоторые алгоритмы машинного

обучения автоматически определяют ценность того или иного признака для построения модели.

2. Понять какие нецелевые признаки линейно зависимы между собой. Линейно зависимые признаки, как правило, очень плохо влияют на качество моделей. Поэтому если несколько признаков линейно зависимы, то для построения модели из них выбирают какой-то один признак.

```
In [19]: data.corr()
```

```
Out[19]:                                  MPI National  MPI Regional  \
         MPI National                         1.000000      0.859133
         MPI Regional                         0.859133      1.000000
         Headcount Ratio Regional             0.855590      0.983978
         Intensity of deprivation Regional    0.813633      0.944679

                                           Headcount Ratio Regional  \
         MPI National                                      0.855590
         MPI Regional                                      0.983978
         Headcount Ratio Regional                          1.000000
         Intensity of deprivation Regional                 0.902984

                                           Intensity of deprivation Regional
         MPI National                                              0.813633
         MPI Regional                                              0.944679
         Headcount Ratio Regional                                  0.902984
         Intensity of deprivation Regional                         1.000000
```

```
In [20]: data.corr(method='pearson')
```

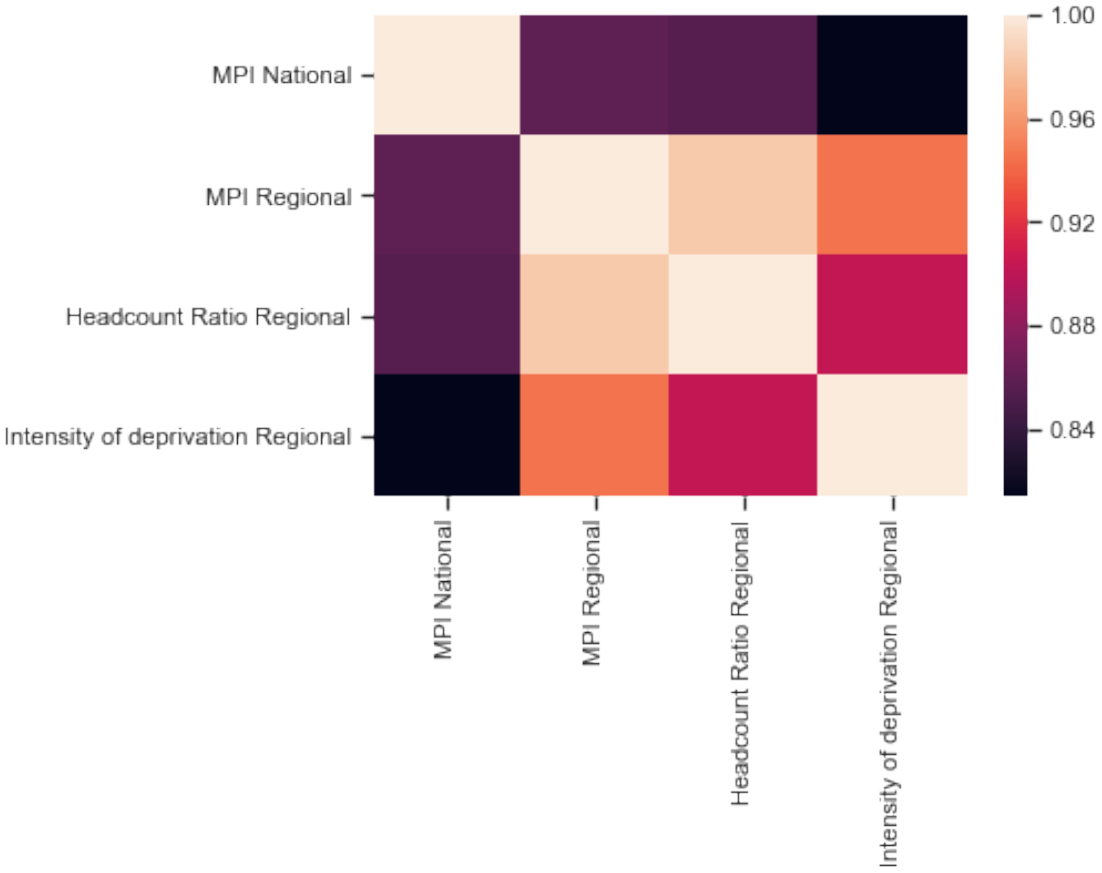
```
Out[20]:                                  MPI National  MPI Regional  \
         MPI National                         1.000000      0.859133
         MPI Regional                         0.859133      1.000000
         Headcount Ratio Regional             0.855590      0.983978
         Intensity of deprivation Regional    0.813633      0.944679

                                           Headcount Ratio Regional  \
         MPI National                                      0.855590
         MPI Regional                                      0.983978
         Headcount Ratio Regional                          1.000000
         Intensity of deprivation Regional                 0.902984

                                           Intensity of deprivation Regional
         MPI National                                              0.813633
         MPI Regional                                              0.944679
         Headcount Ratio Regional                                  0.902984
         Intensity of deprivation Regional                         1.000000
```

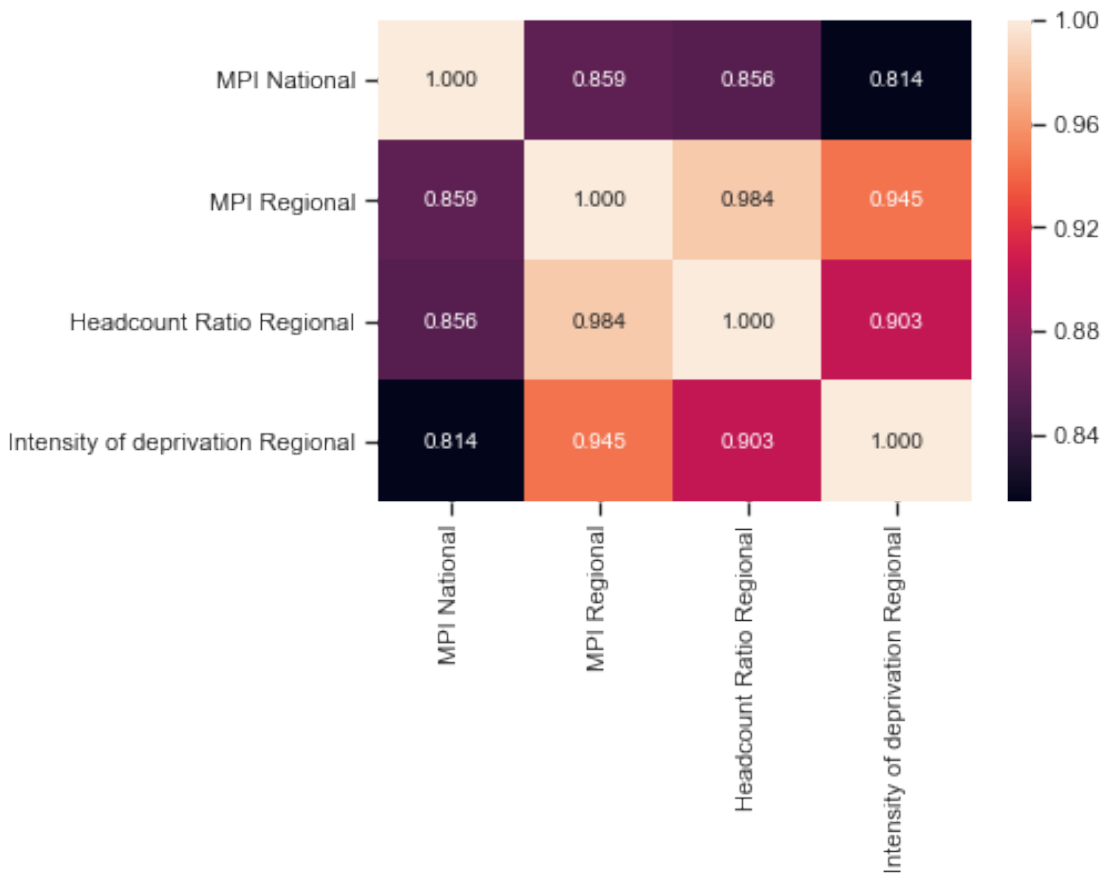
```
In [21]: sns.heatmap(data.corr())
```

Out[21]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x2c03b3dbc50>



In [22]:
```
# Вывод значений в ячейках
sns.heatmap(data.corr(), annot=True, fmt='.3f')
```

Out[22]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x2c03c6a6828>




```
In [23]: fig, ax = plt.subplots(1, 3, sharex='col', sharey='row', figsize=(15,5))
         sns.heatmap(data.corr(method='pearson'), ax=ax[0], annot=True, fmt='.2f')
         sns.heatmap(data.corr(method='kendall'), ax=ax[1], annot=True, fmt='.2f')
         sns.heatmap(data.corr(method='spearman'), ax=ax[2], annot=True, fmt='.2f')
         fig.suptitle('Корреляционные матрицы, построенные различными методами')
         ax[0].title.set_text('Pearson')
         ax[1].title.set_text('Kendall')
         ax[2].title.set_text('Spearman')
```


Корреляционные матрицы, построенные различными методами
Pearson
Kendall
Spearman
MPI National
MPI Regional
Headcount Ratio Regional
Intensity of deprivation Regional
1.00 0.86 0.86 0.81
0.86 1.00 0.98 0.94
0.86 0.98 1.00 0.90
0.81 0.94 0.90 1.00
1.00 0.71 0.71 0.63
0.71 1.00 0.97 0.79
0.71 0.97 1.00 0.75
0.63 0.79 0.75 1.00
1.00 0.87 0.87 0.81
0.87 1.00 1.00 0.94
0.87 1.00 1.00 0.92
0.81 0.94 0.92 1.00