Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования
«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)»
(МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ ИНФОРМАТИКА И СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

КАФЕДРА СИСТЕМЫ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ И УПРАВЛЕНИЯ (ИУ5)

О Т Ч Е Т

по лабораторной работе

по дисциплине: Технологии машинного обучения

на тему: Разведочный анализ данных. Исследование и визуализация данных

Студент ИУ5-62Б _____ **Е.О. Белова**
(Группа) (Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

Руководитель _____ **Ю.Е. Гапанюк**
(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

2020 г.

Лабораторная работа №1

1) Текстовое описание набора данных

В качестве набора данных мы будем использовать набор данных Diabets dataset https://scikit-learn.org/stable/datasets/index.html#toy-datasets Для каждого из n = 442 больных сахарным диабетом были получены десять исходных переменных, возраст, пол, индекс массы тела, среднее артериальное давление и шесть измерений сыворотки крови, а также интересующая нас реакция - количественная мера прогрессирования заболевания через год после исходного уровня.

In [7]:
```
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")

data = pd.read_csv('data/diabetes.tab.txt', sep="\t")
```

2) Основные характеристики датасета

In [9]:
```
# Первые 5 строк датасета
data.head()
```

Out[9]:

	AGE	SEX	BMI	BP	S1	S2	S3	S4	S5	S6	Y
0	59	2	32.1	101.0	157	93.2	38.0	4.0	4.8598	87	151
1	48	1	21.6	87.0	183	103.2	70.0	3.0	3.8918	69	75
2	72	2	30.5	93.0	156	93.6	41.0	4.0	4.6728	85	141
3	24	1	25.3	84.0	198	131.4	40.0	5.0	4.8903	89	206
4	50	1	23.0	101.0	192	125.4	52.0	4.0	4.2905	80	135

In [10]:
```
# Размер датасета - 442 строки, 11 колонок
data.shape
```

Out[10]: (442, 11)

In [11]:
```
total_count = data.shape[0]
print('Всего строк: {}'.format(total_count))
```

```
Всего строк: 442
```

In [12]:
```
# Список колонок
data.columns
```

Out[12]: Index(['AGE', 'SEX', 'BMI', 'BP', 'S1', 'S2', 'S3', 'S4', 'S5', 'S6', 'Y'], dtype='object')

In [13]:
```
# Список колонок с типами данных
data.dtypes
```

Out[13]:
```
AGE      int64
SEX      int64
BMI    float64
BP     float64
S1       int64
S2     float64
S3     float64
S4     float64
S5     float64
S6       int64
Y        int64
dtype: object
```

In [14]:
```
# 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))
```

```
AGE - 0
SEX - 0
BMI - 0
BP - 0
S1 - 0
S2 - 0
S3 - 0
S4 - 0
S5 - 0
S6 - 0
Y - 0
```

In [15]:
```
# Основные статистические характеристки набора данных
data.describe()
```

Out[15]:

	AGE	SEX	BMI	BP	S1	S2	S3	
count	442.000000	442.000000	442.000000	442.000000	442.000000	442.000000	442.000000	442.00
mean	48.518100	1.468326	26.375792	94.647014	189.140271	115.439140	49.788462	4.07
std	13.109028	0.499561	4.418122	13.831283	34.608052	30.413081	12.934202	1.29
min	19.000000	1.000000	18.000000	62.000000	97.000000	41.600000	22.000000	2.00
25%	38.250000	1.000000	23.200000	84.000000	164.250000	96.050000	40.250000	3.00
50%	50.000000	1.000000	25.700000	93.000000	186.000000	113.000000	48.000000	4.00
75%	59.000000	2.000000	29.275000	105.000000	209.750000	134.500000	57.750000	5.00
max	79.000000	2.000000	42.200000	133.000000	301.000000	242.400000	99.000000	9.09

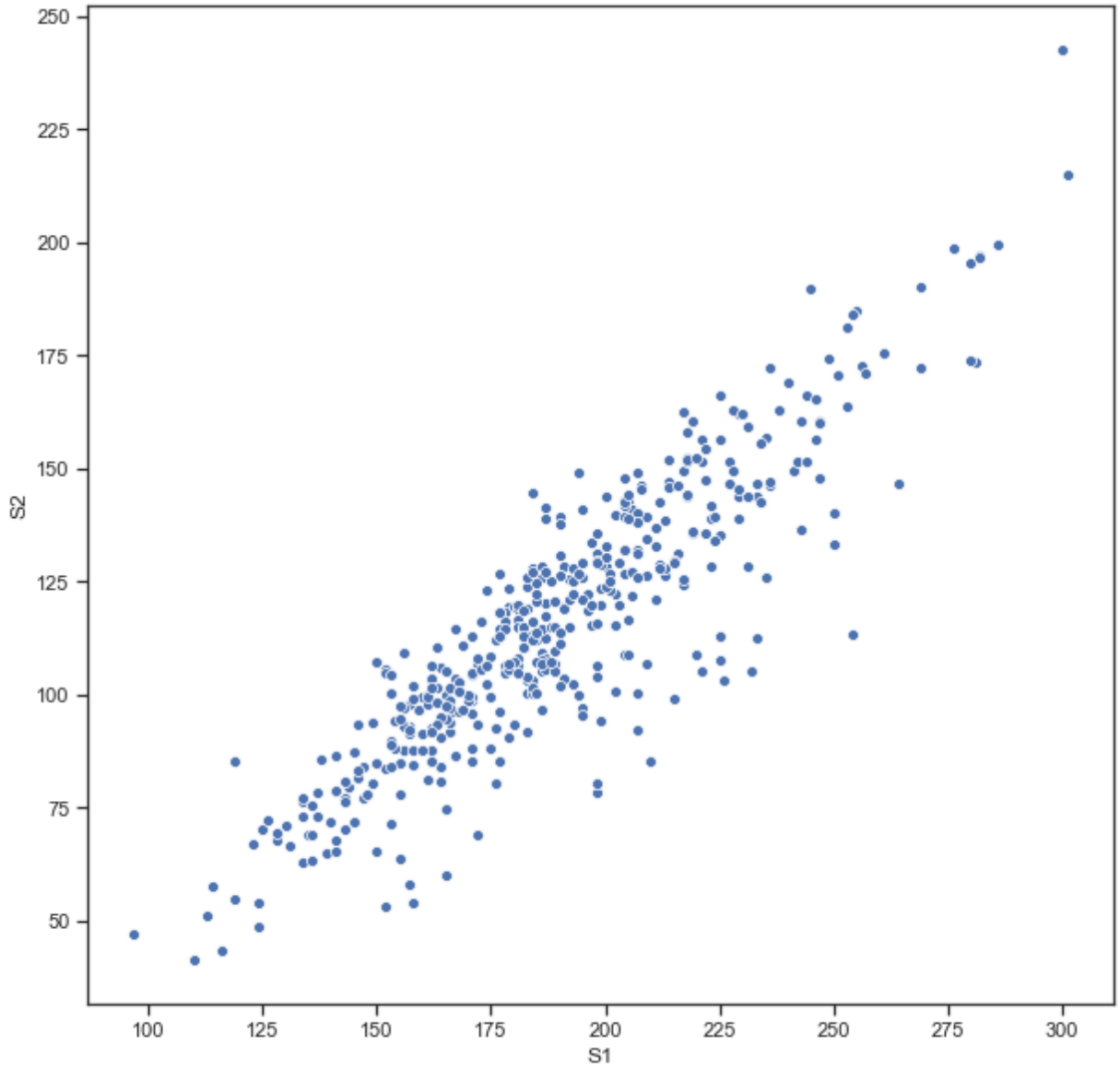
In [21]:
```
# Определим уникальные значения для целевого признака
data['SEX'].unique()
```

Out[21]:
```
array([2, 1], dtype=int64)
```

3) Визуальное исследование датасета

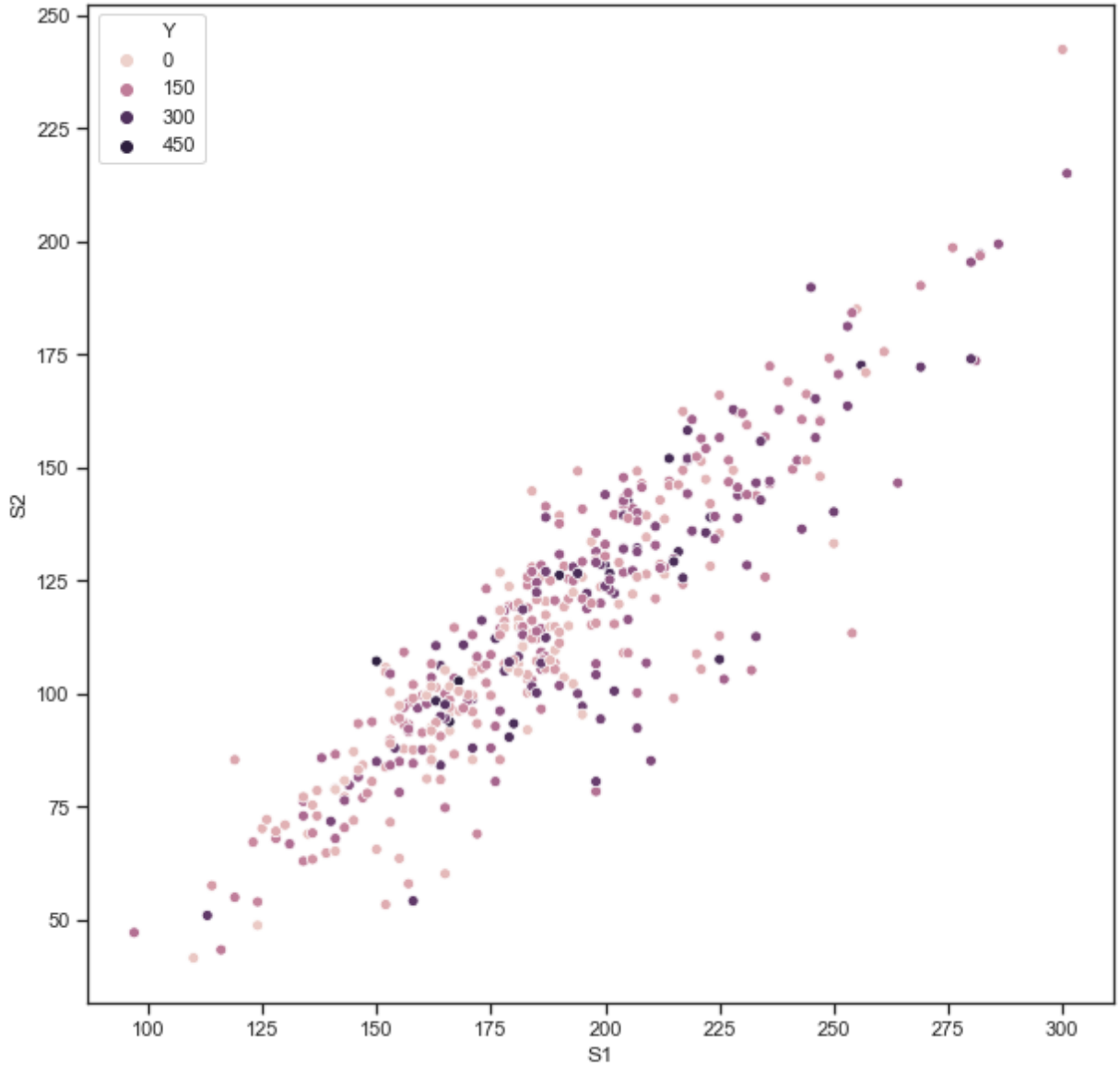
In [38]:
```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
sns.scatterplot(ax=ax, x='S1', y='S2', data=data)
```

Out[38]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0xe70c610>



In [42]:
```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
sns.scatterplot(ax=ax, x='S1', y='S2', data=data, hue='Y')
```

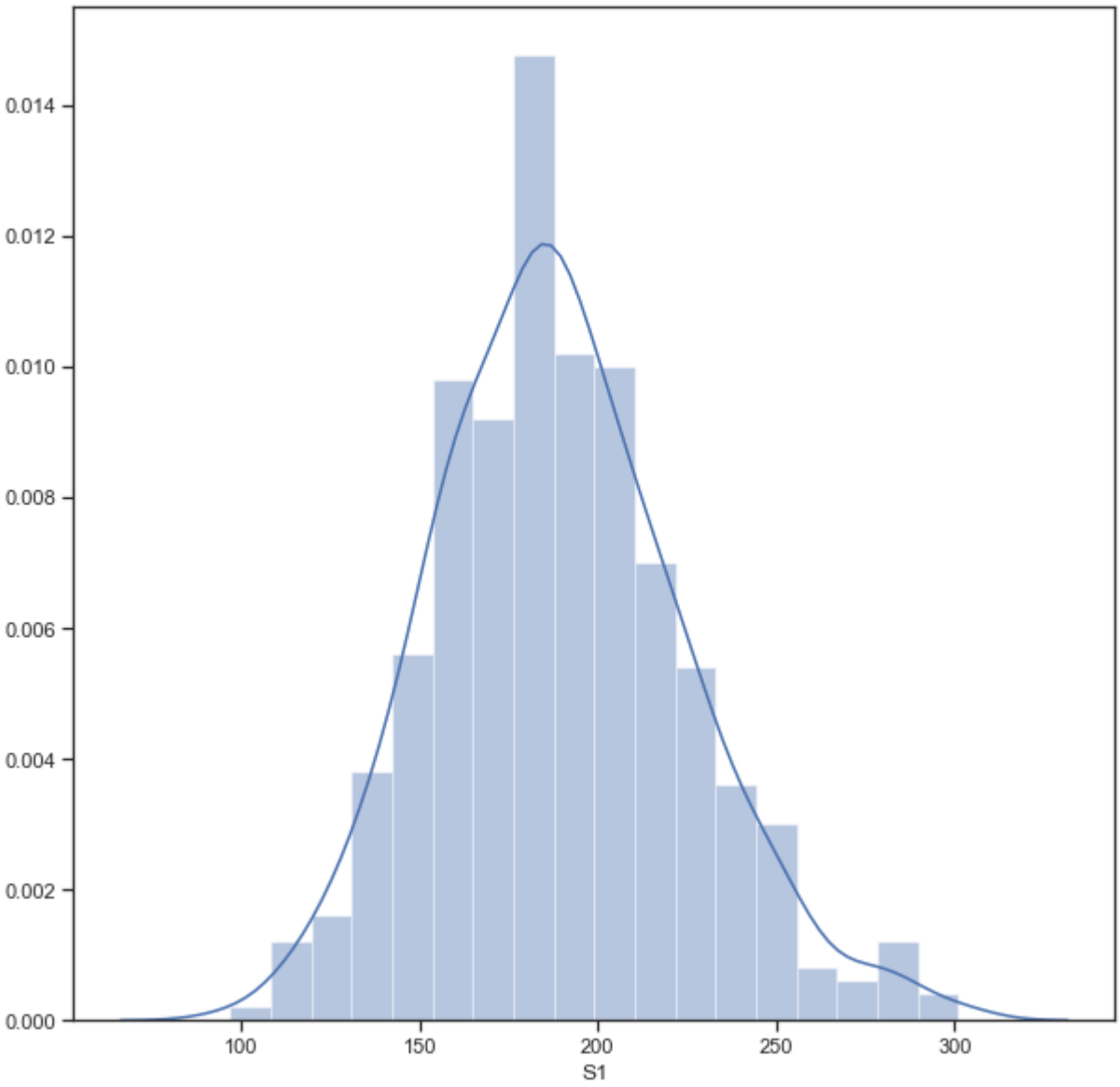
Out[42]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0xfd81e70>



Гистограмма

In [43]:
```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
sns.distplot(data['S1'])
```

Out[43]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0xfd816b0>

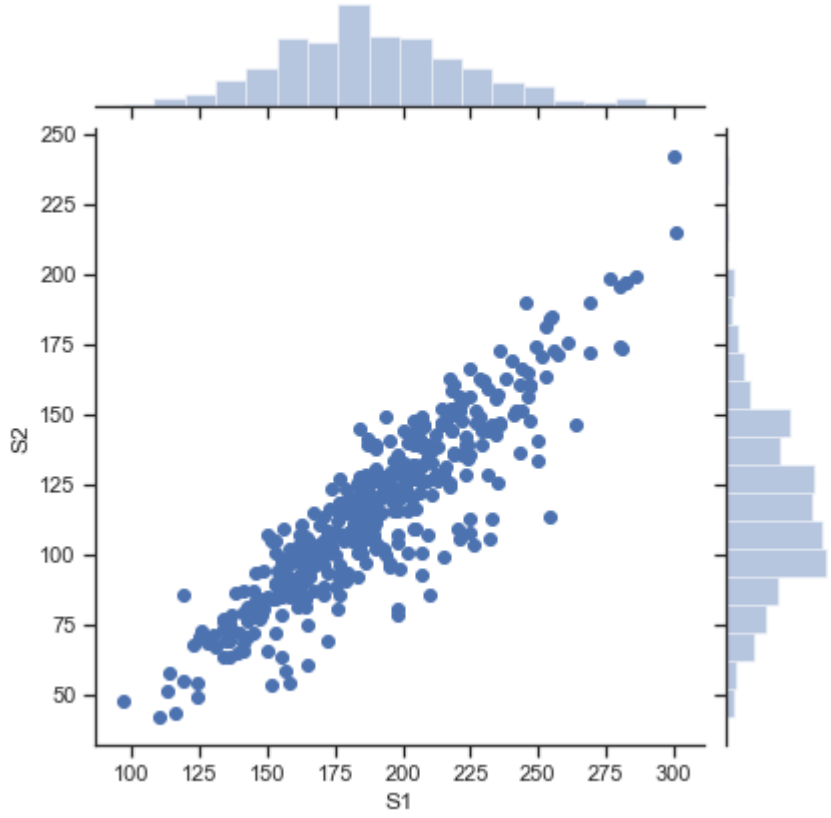


Jointplot

Комбинация гистограмм и диаграмм рассеивания.

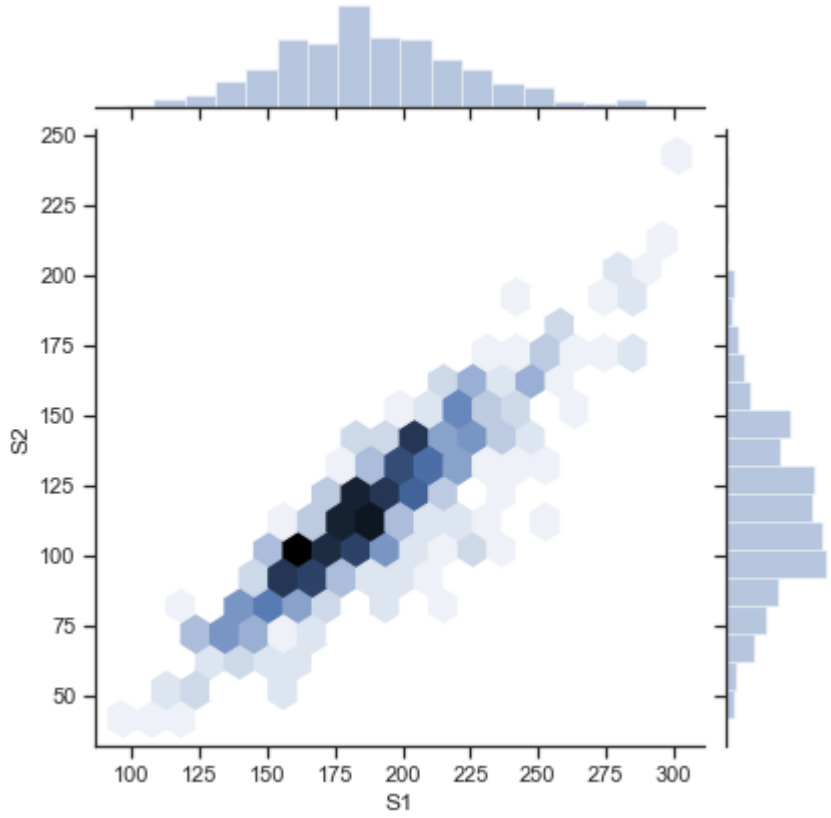
In [44]:
```
sns.jointplot(x='S1', y='S2', data=data)
```

Out[44]: <seaborn.axisgrid.JointGrid at 0xfd663b0>



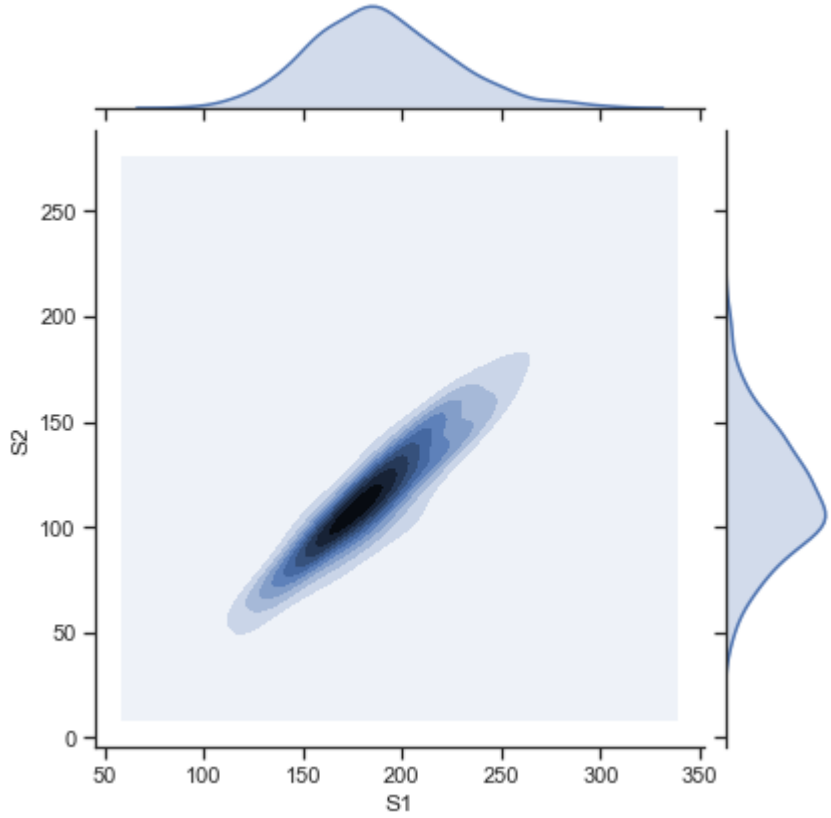
In [48]:
```
sns.jointplot(x='S1', y='S2', data=data, kind="hex")
```

Out[48]: <seaborn.axisgrid.JointGrid at 0x1041bab0>



In [49]:
```
sns.jointplot(x='S1', y='S2', data=data, kind="kde")
```

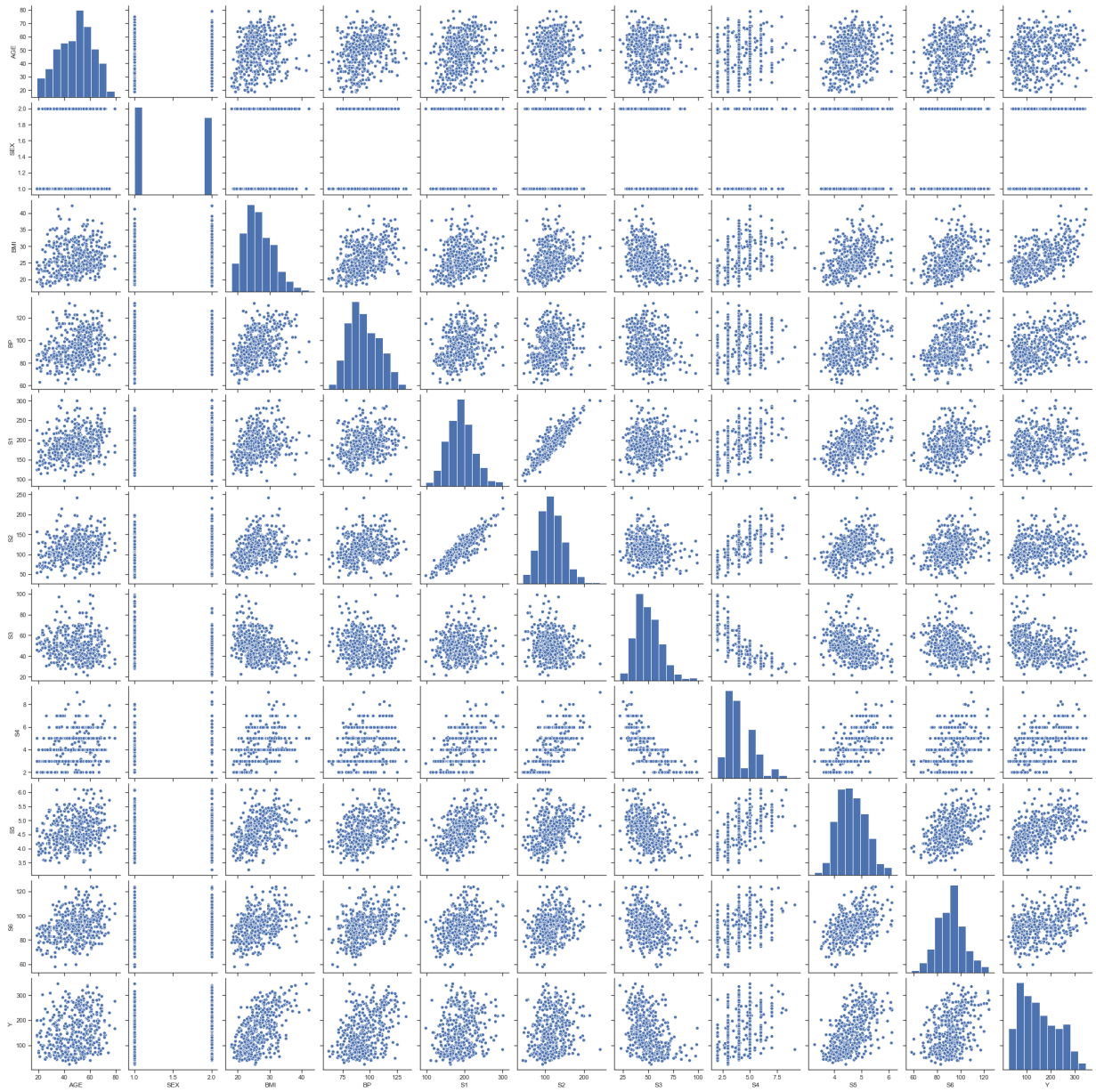
Out[49]: <seaborn.axisgrid.JointGrid at 0x1079f450>



"Парные диаграммы"

In [54]:
```
sns.pairplot(data)
```

Out[54]: <seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x207eb810>



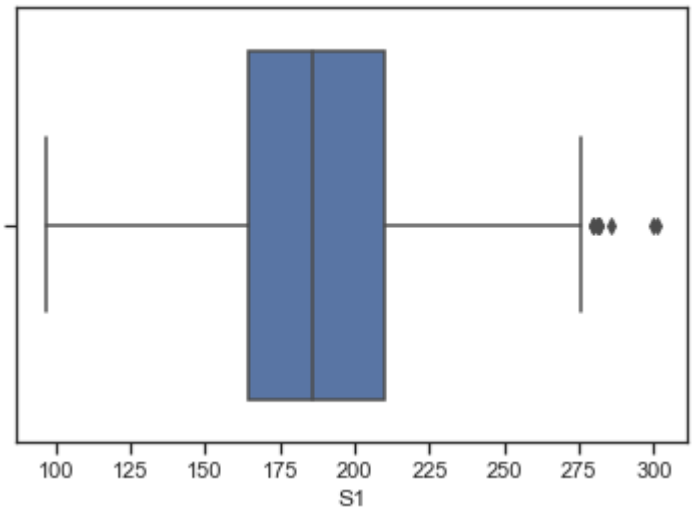
In [ ]:

Ящик с усами

Отображает одномерное распределение вероятности.

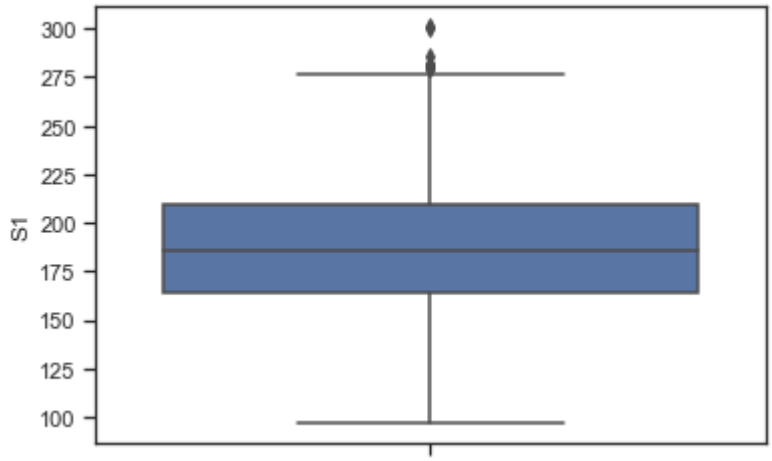
In [56]:
```
sns.boxplot(x=data['S1'])
```

Out[56]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x3066f290>



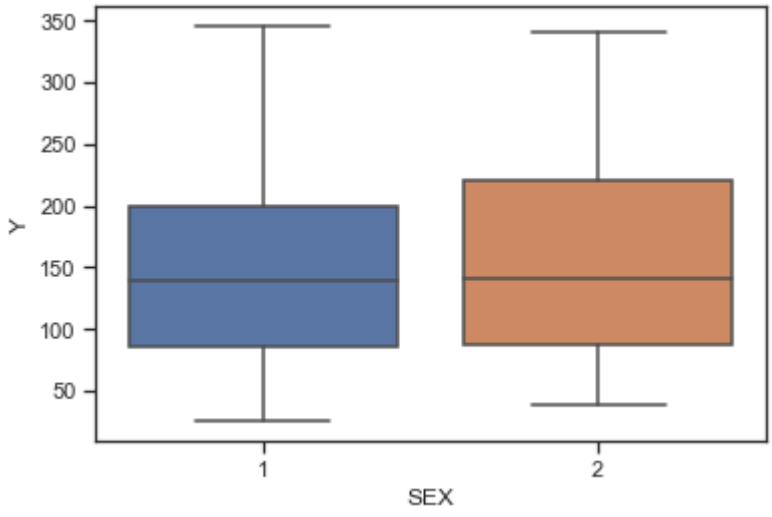
In [57]:
```
# По вертикали
sns.boxplot(y=data['S1'])
```

Out[57]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x3095a350>



In [61]:
```
# Распределение параметра S1 сгруппированные по Y.
sns.boxplot(x='SEX', y='Y', data=data)
```

Out[61]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x301089d0>

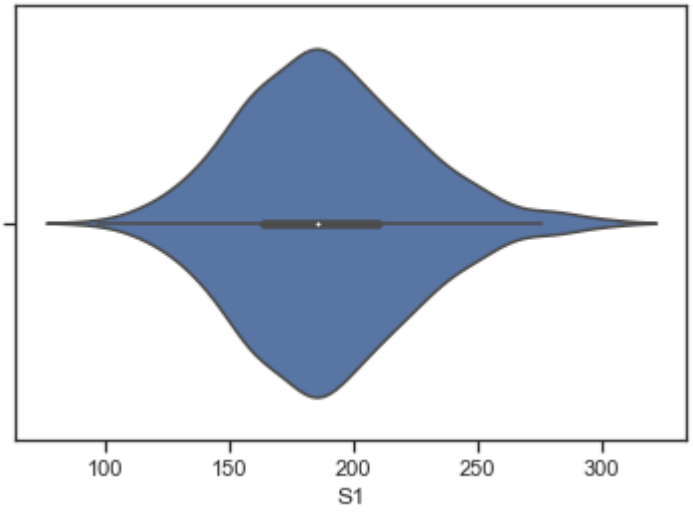


Violin plot

Похоже на предыдущую диаграмму, но по краям отображаются распределения плотности

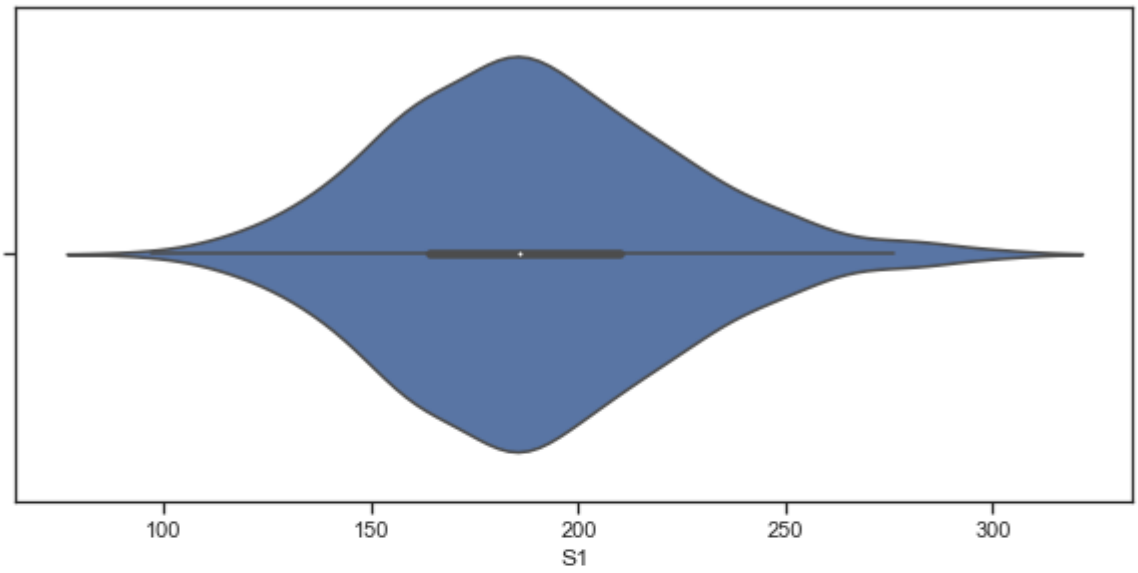
In [59]:
```
sns.violinplot(x=data['S1'])
```

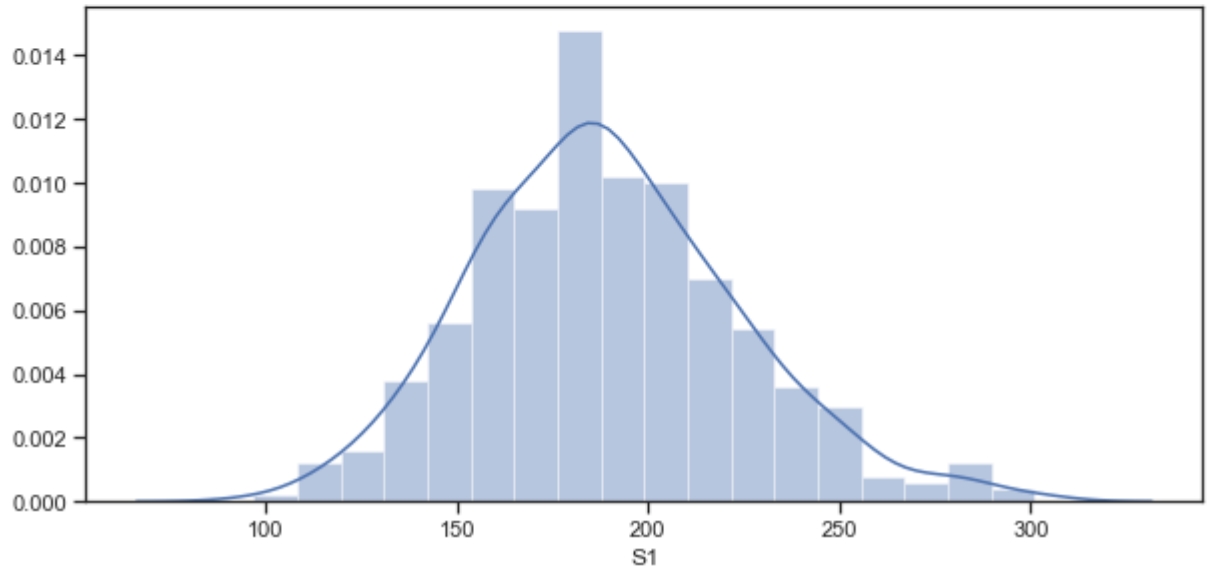
Out[59]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x313a38d0>



In [62]:
```
fig, ax = plt.subplots(2, 1, figsize=(10,10))
sns.violinplot(ax=ax[0], x=data['S1'])
sns.distplot(data['S1'], ax=ax[1])
```

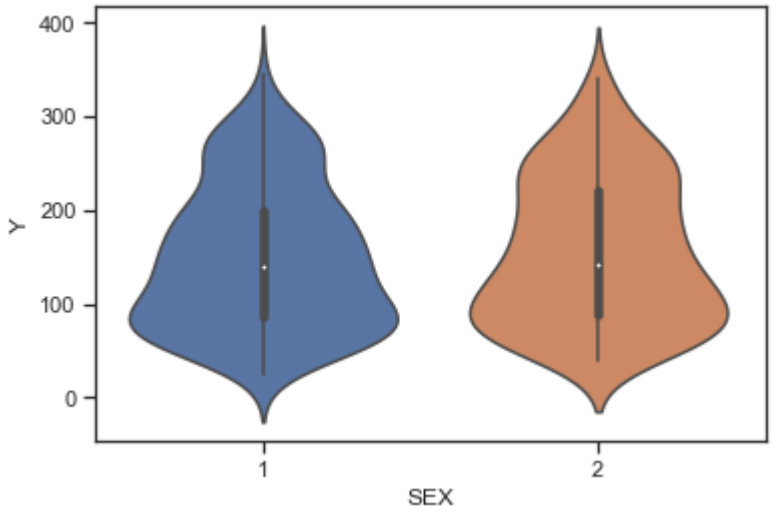
Out[62]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x2e5efe10>





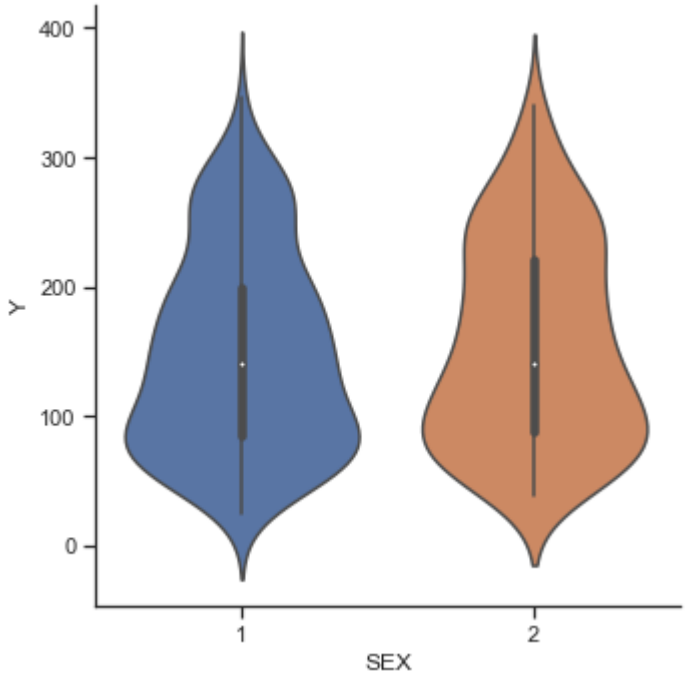
In [65]:
```
# Распределение параметра Humidity сгруппированные по Occupancy.
sns.violinplot(x='SEX', y='Y', data=data)
```

Out[65]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x305b53b0>



In [79]:
```
sns.catplot(y='Y', x='SEX', data=data, kind="violin", split=True)
```

Out[79]: <seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x340379b0>



4) Информация о корреляции признаков

In [68]:
```
data.corr()
```

Out[68]:

	AGE	SEX	BMI	BP	S1	S2	S3	S4	
AGE	1.000000	0.173737	0.185085	0.335428	0.260061	0.219243	-0.075181	0.203841	0.2707
SEX	0.173737	1.000000	0.088161	0.241010	0.035277	0.142637	-0.379090	0.332115	0.1499
BMI	0.185085	0.088161	1.000000	0.395411	0.249777	0.261170	-0.366811	0.413807	0.4461
BP	0.335428	0.241010	0.395411	1.000000	0.242464	0.185548	-0.178762	0.257650	0.3934
S1	0.260061	0.035277	0.249777	0.242464	1.000000	0.896663	0.051519	0.542207	0.5155
S2	0.219243	0.142637	0.261170	0.185548	0.896663	1.000000	-0.196455	0.659817	0.3183
S3	-0.075181	-0.379090	-0.366811	-0.178762	0.051519	-0.196455	1.000000	-0.738493	-0.3985
S4	0.203841	0.332115	0.413807	0.257650	0.542207	0.659817	-0.738493	1.000000	0.6178
S5	0.270774	0.149916	0.446157	0.393480	0.515503	0.318357	-0.398577	0.617859	1.0000
S6	0.301731	0.208133	0.388680	0.390430	0.325717	0.290600	-0.273697	0.417212	0.4646
Y	0.187889	0.043062	0.586450	0.441482	0.212022	0.174054	-0.394789	0.430453	0.5658

In [69]:
```
data.corr(method='pearson')
```

Out[69]:

	AGE	SEX	BMI	BP	S1	S2	S3	S4	
AGE	1.000000	0.173737	0.185085	0.335428	0.260061	0.219243	-0.075181	0.203841	0.2707
SEX	0.173737	1.000000	0.088161	0.241010	0.035277	0.142637	-0.379090	0.332115	0.1499
BMI	0.185085	0.088161	1.000000	0.395411	0.249777	0.261170	-0.366811	0.413807	0.4461
BP	0.335428	0.241010	0.395411	1.000000	0.242464	0.185548	-0.178762	0.257650	0.3934

S1	0.260061	0.035277	0.249777	0.242464	1.000000	0.896663	0.051519	0.542207	0.5155
S2	0.219243	0.142637	0.261170	0.185548	0.896663	1.000000	-0.196455	0.659817	0.3183
S3	-0.075181	-0.379090	-0.366811	-0.178762	0.051519	-0.196455	1.000000	-0.738493	-0.3985
S4	0.203841	0.332115	0.413807	0.257650	0.542207	0.659817	-0.738493	1.000000	0.6178
S5	0.270774	0.149916	0.446157	0.393480	0.515503	0.318357	-0.398577	0.617859	1.0000
S6	0.301731	0.208133	0.388680	0.390430	0.325717	0.290600	-0.273697	0.417212	0.4646
Y	0.187889	0.043062	0.586450	0.441482	0.212022	0.174054	-0.394789	0.430453	0.5658

In [70]:
```
data.corr(method='kendall')
```

Out[70]:

	AGE	SEX	BMI	BP	S1	S2	S3	S4	
AGE	1.000000	0.146580	0.136535	0.242111	0.182220	0.153612	-0.073846	0.160898	0.1805
SEX	0.146580	1.000000	0.080424	0.215733	0.022809	0.110208	-0.326188	0.297335	0.1431
BMI	0.136535	0.080424	1.000000	0.281770	0.194171	0.198583	-0.249831	0.335625	0.3447
BP	0.242111	0.215733	0.281770	1.000000	0.188067	0.140253	-0.131014	0.205948	0.2688
S1	0.182220	0.022809	0.194171	0.188067	1.000000	0.717229	0.010695	0.393367	0.3562
S2	0.153612	0.110208	0.198583	0.140253	0.717229	1.000000	-0.133332	0.503579	0.2422
S3	-0.073846	-0.326188	-0.249831	-0.131014	0.010695	-0.133332	1.000000	-0.638633	-0.3117
S4	0.160898	0.297335	0.335625	0.205948	0.393367	0.503579	-0.638633	1.000000	0.4854
S5	0.180544	0.143172	0.344720	0.268863	0.356268	0.242250	-0.311775	0.485410	1.0000
S6	0.201784	0.168199	0.266373	0.264566	0.227139	0.194082	-0.200545	0.307397	0.3162
Y	0.130709	0.030630	0.391195	0.289352	0.154016	0.129665	-0.278884	0.324734	0.4089

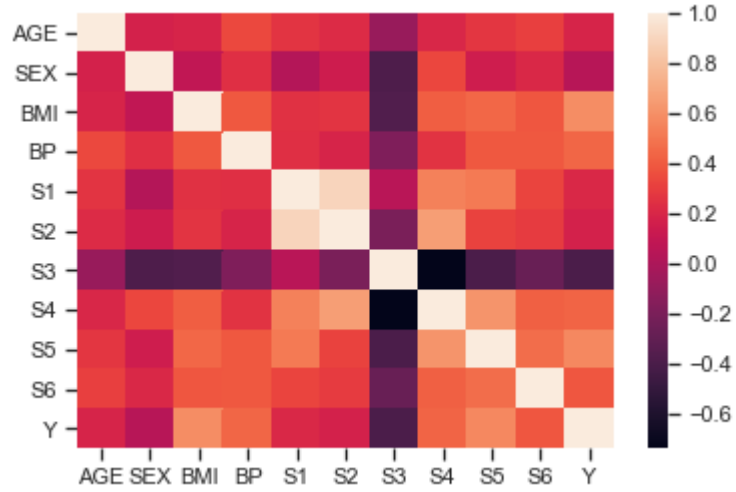
In [71]:
```
data.corr(method='spearman')
```

Out[71]:

	AGE	SEX	BMI	BP	S1	S2	S3	S4	
AGE	1.000000	0.177463	0.200554	0.350859	0.262524	0.221711	-0.106973	0.221017	0.2651
SEX	0.177463	1.000000	0.098079	0.261508	0.027790	0.134695	-0.394584	0.337524	0.1746
BMI	0.200554	0.098079	1.000000	0.397985	0.287829	0.295494	-0.371172	0.459068	0.4916
BP	0.350859	0.261508	0.397985	1.000000	0.275224	0.205638	-0.191033	0.280799	0.3960
S1	0.262524	0.027790	0.287829	0.275224	1.000000	0.878793	0.015308	0.520674	0.5128
S2	0.221711	0.134695	0.295494	0.205638	0.878793	1.000000	-0.197435	0.652283	0.3499
S3	-0.106973	-0.394584	-0.371172	-0.191033	0.015308	-0.197435	1.000000	-0.789694	-0.4504
S4	0.221017	0.337524	0.459068	0.280799	0.520674	0.652283	-0.789694	1.000000	0.6403
S5	0.265176	0.174625	0.491609	0.396071	0.512864	0.349947	-0.450420	0.640390	1.0000
S6	0.296235	0.203277	0.384664	0.381219	0.332173	0.286483	-0.290863	0.413700	0.4530
Y	0.197822	0.037401	0.561382	0.416241	0.232429	0.195834	-0.410022	0.448931	0.5894

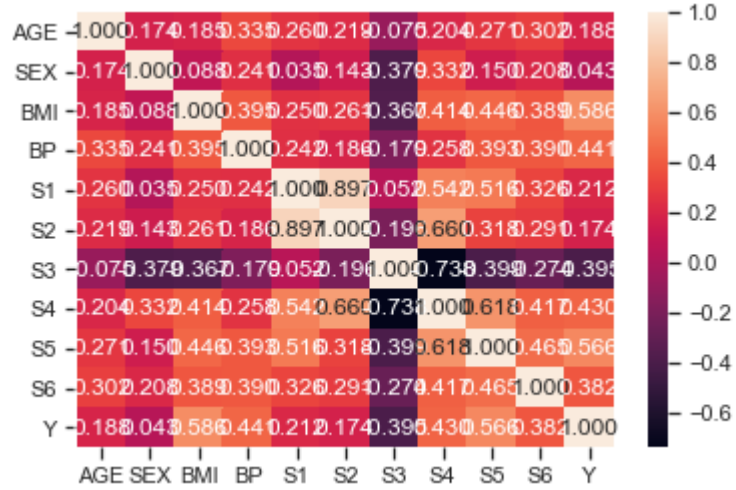
In [72]:
```
sns.heatmap(data.corr())
```

Out[72]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x31bc55d0>



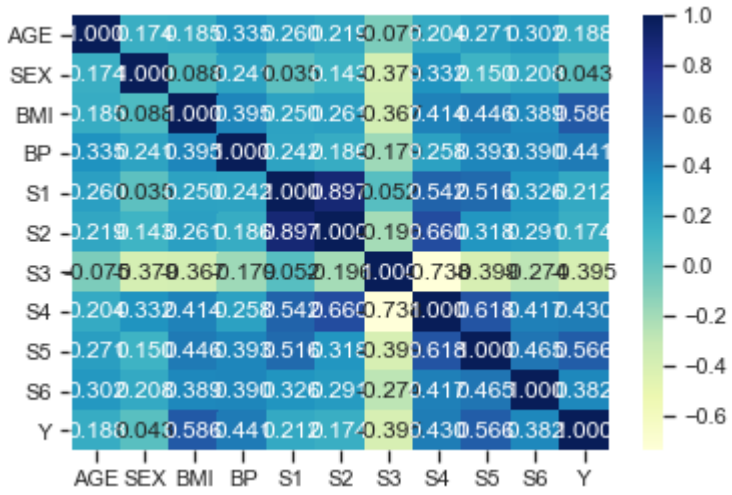
In [74]:
```
# Вывод значений в ячейках
sns.heatmap(data.corr(), annot=True, fmt='.3f')
```

Out[74]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x2ccbdf70>



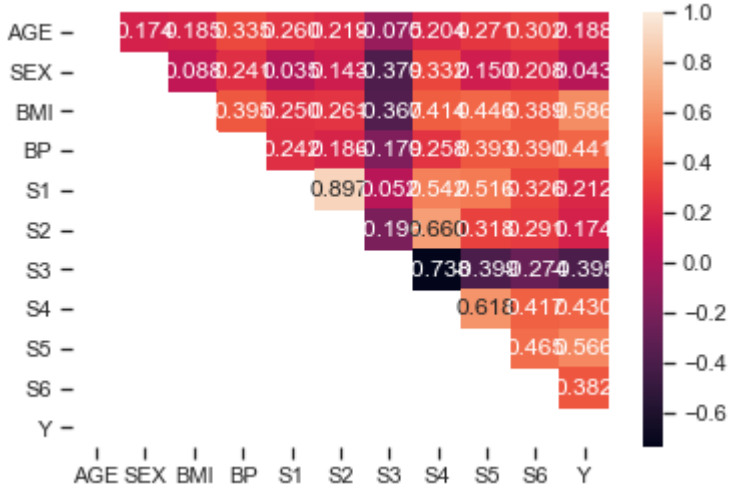
In [75]:
```
# Изменение цветовой гаммы
sns.heatmap(data.corr(), cmap='YlGnBu', annot=True, fmt='.3f')
```

Out[75]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x31c7b790>

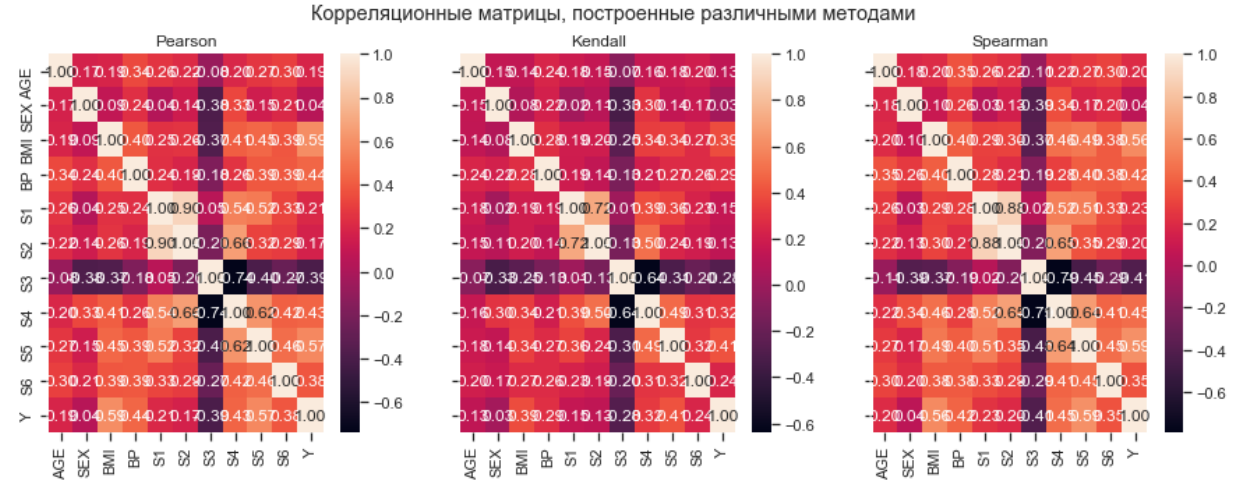


In [76]:
```
# Треугольный вариант матрицы
mask = np.zeros_like(data.corr(), dtype=np.bool)
# чтобы оставить нижнюю часть матрицы
# mask[np.triu_indices_from(mask)] = True
# чтобы оставить верхнюю часть матрицы
mask[np.tril_indices_from(mask)] = True
sns.heatmap(data.corr(), mask=mask, annot=True, fmt='.3f')
```

Out[76]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x31ae5f10>



In [77]:
```
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
AGE
SEX
BMI
BP
S1
S2
S3
S4
S5
S6
Y
1.0
0.8
0.6
0.4
0.2
0.0
−0.2
−0.4
−0.6

In [ ]: