Лабораторная работа 0-1 по курсу "Машинное обучение"

Студент	Цыкин				
Группа	301				

О датасете

Миссия "Кеплер" предоставила точные данные для проведения комплексного астеросейсмического анализа эволюционировавших звезд. В этой работе мы систематически характеризуем подобные солнцу колебания и грануляцию для 16094 колеблющихся красных гигантов, используя данные о длительной частоте в конце миссии. Благодаря большому образцу красных гигантов мы подтверждаем, что звезды с ветвью красного гиганта (RGB) и звезды с гелиевым ядром (HeB) в совокупности отличаются распределением амплитуды колебаний, мощностью грануляции и шириной превышения мощности, что в основном связано с разницей масс.

Содержание

Кртад - видимая величина Кеплера

numax - Частота максимальной мощности колебаний

е_numax - Неопределенность

Delnu - Разделение акустических состояний по средней частоте

e_Delnu - Неопределенность in Delnu

А - Амплитуда колебаний в радиальном режиме

е_А - Неопределенность іп А

Width - Ширина превышения мощности

e_Width - Неопределенность в ширине

Teff - Эффективная температура

e_Teff - Неопределенность в Teff

log(g) - Логарифмическая сила тяжести поверхности из этой работы

e_log(g) - Неопределенность в логарифме(g)

Fe/H - Металличность

e_Fe/H - Неопределенность в Fe/H

```
Gran - Мощность грануляции
       e_Gran - Неопределенность in Gran
       NoCorM - Корректирующее массовое решение
       e_NoCorM - Неопределенность in NoCorM
       NoCorR - Правка радиуса коррекции
       e_NoCorR - Неопределенность in NoCorR
       RGBcorM - RGB скорректированное массовое решение
       e_RGBcorM - Неопределенность in RGBcorM
       RGBcorR - GB решение с исправленным радиусом
       e_RGBcorR - Неопределенность in RGBcorR
       ClcorM - скорректированный массовый раствор
       e_ClcorM - Неопределенность in ClcorM
       ClcorR - Решение с исправленным радиусом
       e_ClcorR - Неопределенность в ClcorR
       Phase - Эволюционная фаза
       Фазы следующим образом:
       2 = Фаза НеВ;
       1 = Фаза RGB;
       0 = неклассифицированная фаза
       RGB (Red-Giant-Branch)
       HeB (Helium Burning)
       Загрузка данных
In [1]:
         #Подключение библиотек
         import numpy as np
         import pandas as pd
         import matplotlib.pyplot as plt
         import seaborn as sns
         sns. version
```

'0.11.2'

df = pd.read csv('Data classified phase .csv')

Out[1]:

In [2]:

```
df.shape
                         (15388, 28)
Out[2]:
In [3]:
                           df un = pd.read csv('Data unclassified phase .csv')
                          df un.shape
                          (706, 28)
Out[3]:
In [4]:
                           df.head(5)
                                                                                                                                              A e_A Width e_Width
Out[4]:
                                Kpmag numax e_numax Delnu e_Delnu
                                                                                                                                                                                                            Teff ... e_No
                                      9.20
                                                                                                3.399
                                                                                                                       0.011 104.9
                                                                                                                                                                       12.3
                                                                                                                                                                                                1.5 4751
                                                       29.99
                                                                                 0.60
                                                                                                                                                         4.6
                                    13.23
                         1
                                                       29.48
                                                                                 0.48
                                                                                                3.962
                                                                                                                                      149.7
                                                                                                                                                        8.3
                                                                                                                                                                       12.0
                                                                                                                                                                                                3.9 5188
                                                                                                                       0.116
                                   12.58
                                                      41.39
                                                                                                4.311
                                                                                                                                                                       15.3
                                                                                                                                                                                                1.6 4728
                         2
                                                                                 0.54
                                                                                                                      0.013
                                                                                                                                         86.1
                                                                                                                                                        4.6
                         3
                                    12.14
                                                       41.17
                                                                                 0.90
                                                                                                4.414
                                                                                                                      0.061
                                                                                                                                         63.8
                                                                                                                                                         2.9
                                                                                                                                                                       24.8
                                                                                                                                                                                                2.7 5072
                         4
                                    11.74
                                                       36.91
                                                                                 0.71
                                                                                                3.991
                                                                                                                      0.064 116.1
                                                                                                                                                        9.6
                                                                                                                                                                       14.0
                                                                                                                                                                                                2.4 4718 ...
                      5 rows × 28 columns
In [5]:
                          df.columns
                        Index(['Kpmag', 'numax', 'e numax', 'Delnu', 'e Delnu', 'A', 'e A', 'Widt
Out[5]:
                                             'e Width', 'Teff', 'e Teff', 'log(g)', 'e log(g)', '[Fe/H]', 'e [F
                        e/H]',
                                             'NoCorM', 'e NoCorM', 'NoCorR', 'e_NoCorR', 'RGBcorM', 'e_RGBcor
                        Μ',
                                             'RGBcorR', 'e_RGBcorR', 'ClcorM', 'e_ClcorM', 'ClcorR', 'e_Clcor
                        R',
                                             'Phase'],
                                          dtype='object')
In [6]:
                          df un.columns
                        Index(['Kpmag', 'numax', 'e numax', 'Delnu', 'e Delnu', 'A', 'e A', 'Widt
Out[6]:
                                             \label{eq:condition} \begin{tabular}{ll} $\tt 'e\_Width', 'Teff', 'e\_Teff', 'log(g)', 'e\_log(g)', '[Fe/H]', 'e\_[Fe/H]', 'e_[Fe/H]', 'e\_[Fe/H]', 'e\_[Fe/H]', 'e\_[Fe/H]', 'e\_[Fe/H]', 'e\_[Fe/
                        e/H]',
                                             'NoCorM', 'e NoCorM', 'NoCorR', 'e NoCorR', 'RGBcorM', 'e RGBcor
                        Μ',
                                             'RGBcorR', 'e RGBcorR', 'ClcorM', 'e ClcorM', 'ClcorR', 'e Clcor
                        R',
                                             'Phase'],
                                          dtype='object')
In [7]:
                           df.index
                         RangeIndex(start=0, stop=15388, step=1)
Out[7]:
In [8]:
                           df un.index
```

```
Out[8]: RangeIndex(start=0, stop=706, step=1)
 In [9]:
          df.dtypes
Out[9]: Kpmag float64
                      float64
         numax
                     float64
         e numax
         Delnu
                     float64
         e Delnu
                     float64
         A
                      object
                      object
         e A
         Width
                      object
         e Width
                      object
         Teff
                       int64
         e Teff
                        int64
                    float64
float64
         log(g)
         e_log(g)
         [Fe/H]
                     float64
         e [Fe/H]
                     float64
         NoCorM floater
e_NoCorM floater
float64
                     float64
         e_NoCorR float64
RGBcorM float64
         e RGBcorM float64
         RGBcorR float64
e_RGBcorR float64
ClcorM float64
e_ClcorM float64
                     float64
         ClcorR
                    float64
         e ClcorR
                        int64
         Phase
         dtype: object
In [10]:
          df un.dtypes
         Kpmag float64
Out[10]:
                      float64
         numax
         e_numax float64
Delnu float64
e_Delnu float64
                     float64
         A
         e_A float64
Width float64
e_Width float64
                       int64
int64
         Teff
         e_Teff
                     float64
         log(g)
         e log(g)
                      float64
                      float64
         [Fe/H]
         e_[Fe/H] float64
         NoCorM
                     float64
         e_NoCorM float64
                     float64
         NoCorR
         e_NoCorR float64
RGBcorM float64
         e RGBcorM float64
         RGBcorR
                     float64
         e RGBcorR float64
                     float64
         ClcorM
```

e ClcorM

float64

```
ClcorR float64
e_ClcorR float64
Phase int64
dtype: object
```

Все параметры в пердставленном датасете - численные

Подготовка данных

Как видно, что некотрый тип данных на тестовых и тренировочных выборках не схожы. Необходимо перевести к одному типу. Удобнее Object => float64

```
In [11]:
    arr = []
    for column in df.columns:
        if df.dtypes[column] == 'object':
            arr.append(column)
    print(arr)

['A', 'e A', 'Width', 'e Width']
```

Убрать пробелы данных на nan

```
In [12]:
    for i in range(1, 20):
        df[df == i*' '] = np.nan
        df_un[df == i*' '] = np.nan

In [13]:
    for i in arr:
        df[i] = pd.to_numeric(df[i])
```

Результат после преведения типов

```
In [14]:

df.dtypes

Out[14]:

Kpmag float64
numax float64
e_numax float64
Delnu float64
e_Delnu float64
e_A float64
e_A float64
e_Width float64
e_Width float64
e_Teff int64
log(g) float64
e_log(g) float64
e_log(g) float64
e_[Fe/H] float64
e_[Fe/H] float64
e_[Re/H] float64
e_RGBcorM float64
e_NoCorR float64
e_NoCorR float64
e_RGBcorM float64
e_RGBcorM float64
e_RGBcorM float64
e_RGBcorR float64
e_ClcorM float64
```

ClcorR float64 e_ClcorR float64 Phase int64

dtype: object

0 u

```
In [15]: df.describe()
```

[15]:		Kpmag	numax	e_numax	Delnu	e_Delnu	Α
	count	15388.000000	15388.000000	15388.000000	15388.00000	15388.000000	14851.000000
	mean	12.632402	64.673195	0.903276	6.16765	0.047327	95.059174
	std	1.211778	50.958690	0.891080	3.56072	0.069763	51.897428
	min	6.240000	3.970000	0.040000	0.74700	0.008000	10.700000
	25%	11.900000	31.680000	0.560000	3.97675	0.017000	59.900000
	50%	12.850000	42.260000	0.720000	4.54050	0.028000	90.800000
	75%	13.510000	79.522500	1.000000	7.27000	0.050000	120.900000
	max	16.850000	273.160000	70.270000	19.29400	1.338000	745.200000

8 rows × 28 columns

Работаем с потерями

Здесь мы видим, какие данные были утерены. Это необходимо исправить

```
In [16]:
          #Для df
          for i in df.columns:
             a = df[i].isnull().sum()
              if a > 0:
                  print(i, '-', a)
          print('end')
         A - 537
         e A - 537
         Width - 537
         e Width - 537
         end
In [17]:
          for i in df un.columns:
              a = df_un[i].isnull().sum()
              if a > 0:
                 print(i, '-', a)
          print('end')
         end
```

Выделим подтаблицу с параметрами в которых нет некоторых значений

```
In [18]:
    df_nan = df[df.isna().any(axis=1)]
    df_nan
```

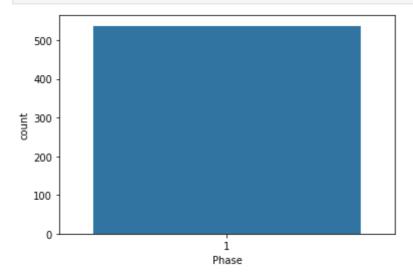
Out[18]:		Kpmag	numax	e_numax	Delnu	e_Delnu	Α	e_A	Width	e_Width	Teff	 е
	33	13.537	234.61	3.17	16.733	0.070	NaN	NaN	NaN	NaN	5018	
	69	12.931	212.06	2.91	15.984	0.035	NaN	NaN	NaN	NaN	4979	

102	12.688	215.81	3.19	16.108	0.023	NaN	NaN	NaN	NaN	5008	
124	12.381	224.38	1.56	16.205	0.041	NaN	NaN	NaN	NaN	4908	
222	13.875	225.74	2.64	17.622	0.050	NaN	NaN	NaN	NaN	4893	
15207	13.109	200.05	2.28	15.573	0.056	NaN	NaN	NaN	NaN	5035	
15239	13.842	259.05	9.97	18.603	0.104	NaN	NaN	NaN	NaN	5080	
15259	13.785	211.95	1.26	16.658	0.048	NaN	NaN	NaN	NaN	5098	
15351	13.227	214.32	1.73	16.808	0.045	NaN	NaN	NaN	NaN	5049	
15379	13.785	249.27	4.08	19.004	0.128	NaN	NaN	NaN	NaN	4996	

537 rows × 28 columns

```
In [19]: df_nan.shape
Out[19]: (537, 28)
```

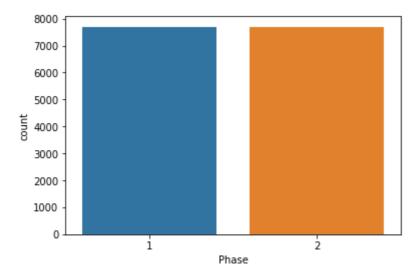
In [20]: sns.countplot(x='Phase',data=df_nan)
 pass



Как видно, все выпавшие варианты представляют 1 фазу

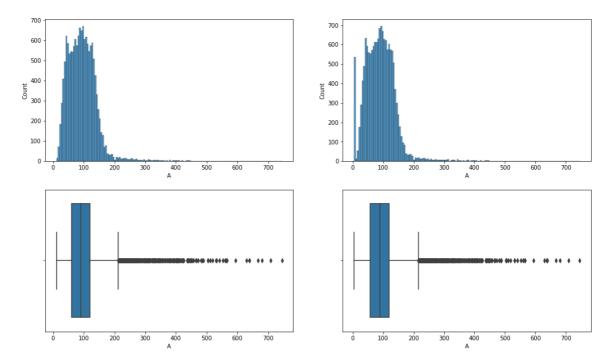
Выведем соотношение числа фаз

```
In [21]:
    sns.countplot(x='Phase', data=df)
    pass
```



```
In [22]:
          df new = df.copy()
          df new["A"] = df new["A"].fillna(df new["e A"].median())
          df new["e A"] = df new["e A"].fillna(df new["e Width"].median())
          df new["Width"] = df new["Width"].fillna(df new["e A"].median())
          df_new["e_Width"] = df_new["e_Width"].fillna(df_new["e_Width"].median())
          print(df.shape, df_new.shape)
          (15388, 28) (15388, 28)
In [23]:
          f, axes = plt.subplots(2, 2, figsize = (17,10))
          sns.histplot(df['A'], ax = axes[0][0])
          sns.histplot(df new['A'], ax = axes[0][1])
          sns.boxplot(df['A'], ax = axes[1][0])
          sns.boxplot(df_new['A'], ax = axes[1][1])
         C:\Users\itsyk\Python\lib\site-packages\seaborn\ decorators.py:36: Future
         Warning: Pass the following variable as a keyword arg: x. From version 0.
         12, the only valid positional argument will be `data`, and passing other
         arguments without an explicit keyword will result in an error or misinter
         pretation.
           warnings.warn(
         C:\Users\itsyk\Python\lib\site-packages\seaborn\_decorators.py:36: Future
         Warning: Pass the following variable as a keyword arg: x. From version 0.
         12, the only valid positional argument will be `data`, and passing other
         arguments without an explicit keyword will result in an error or misinter
         pretation.
          warnings.warn(
```

Out[23]: <AxesSubplot:xlabel='A'>



```
In [24]:
    f, axes = plt.subplots(2, 2, figsize = (17,10))
    sns.histplot(df['e_A'], ax = axes[0][0])
    sns.histplot(df_new['e_A'], ax = axes[0][1])
    sns.boxplot(df['e_A'], ax = axes[1][0])
    sns.boxplot(df_new['e_A'], ax = axes[1][1])
```

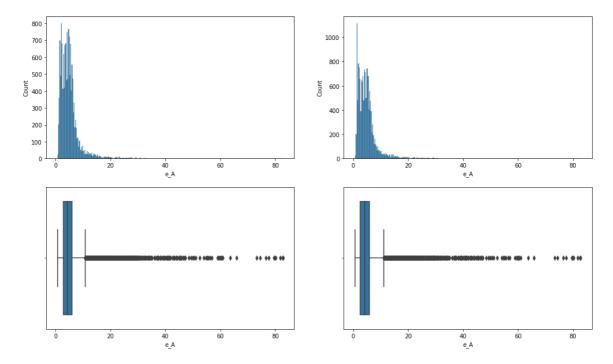
C:\Users\itsyk\Python\lib\site-packages\seaborn_decorators.py:36: Future Warning: Pass the following variable as a keyword arg: x. From version 0. 12, the only valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword will result in an error or misinter pretation.

warnings.warn(

C:\Users\itsyk\Python\lib\site-packages\seaborn_decorators.py:36: Future Warning: Pass the following variable as a keyword arg: x. From version 0. 12, the only valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword will result in an error or misinter pretation.

warnings.warn(

Out[24]: <AxesSubplot:xlabel='e_A'>



```
In [25]:
    f, axes = plt.subplots(2, 2, figsize = (17,10))
    sns.histplot(df['Width'], ax = axes[0][0])
    sns.histplot(df_new['Width'], ax = axes[0][1])
    sns.boxplot(df['Width'], ax = axes[1][0])
    sns.boxplot(df_new['Width'], ax = axes[1][1])
```

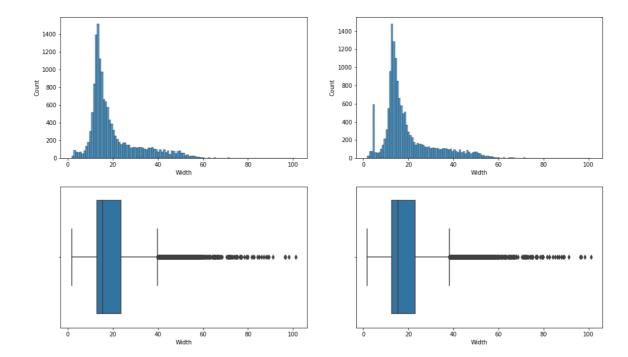
C:\Users\itsyk\Python\lib\site-packages\seaborn_decorators.py:36: Future Warning: Pass the following variable as a keyword arg: x. From version 0. 12, the only valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword will result in an error or misinter pretation.

warnings.warn(

C:\Users\itsyk\Python\lib\site-packages\seaborn_decorators.py:36: Future Warning: Pass the following variable as a keyword arg: x. From version 0. 12, the only valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword will result in an error or misinter pretation.

warnings.warn(

Out[25]: <AxesSubplot:xlabel='Width'>



In [26]:

```
f, axes = plt.subplots(2, 2, figsize = (17,10))
sns.histplot(df['e_Width'], ax = axes[0][0])
sns.histplot(df_new['e_Width'], ax = axes[0][1])
sns.boxplot(df['e_Width'], ax = axes[1][0])
sns.boxplot(df_new['e_Width'], ax = axes[1][1])
```

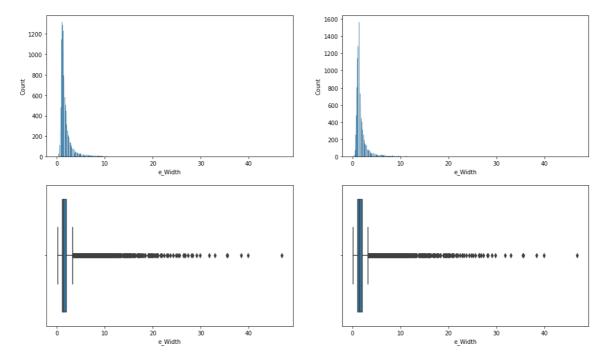
C:\Users\itsyk\Python\lib\site-packages\seaborn_decorators.py:36: Future Warning: Pass the following variable as a keyword arg: x. From version 0. 12, the only valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword will result in an error or misinter pretation.

warnings.warn(

C:\Users\itsyk\Python\lib\site-packages\seaborn_decorators.py:36: Future Warning: Pass the following variable as a keyword arg: x. From version 0. 12, the only valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword will result in an error or misinter pretation.

warnings.warn(

Out[26]: <AxesSubplot:xlabel='e_Width'>



Здесь я попробывал вместо nan значений написать усредненные, но некоторые знаения сильна выбиваются. Думаю, что лучше просто от них отказаться, так как данных достаточно.

```
In [27]:
            df = df[df['A'].notna()]
            df.shape
           (14851, 28)
Out[27]:
In [28]:
            for i in df.columns:
                a = df[i].isnull().sum()
                if a > 0:
                     print(i, '-', a)
           print('end')
           end
In [29]:
            df.head()
              Kpmag numax e_numax Delnu e_Delnu
                                                           A e_A Width e_Width
                                                                                         ... e_No
Out[29]:
                                                                                    Teff
                                                                               1.5 4751
           0
                9.20
                       29.99
                                        3.399
                                                 0.011
                                                       104.9
                                                                     12.3
                                  0.60
                                                               4.6
           1
               13.23
                       29.48
                                  0.48
                                        3.962
                                                       149.7
                                                               8.3
                                                                     12.0
                                                                               3.9 5188
                                                 0.116
               12.58
                       41.39
           2
                                  0.54
                                        4.311
                                                 0.013
                                                        86.1
                                                               4.6
                                                                     15.3
                                                                               1.6 4728
                                                                               2.7 5072 ...
           3
               12.14
                       41.17
                                  0.90
                                        4.414
                                                 0.061
                                                        63.8
                                                               2.9
                                                                     24.8
           4
                11.74
                       36.91
                                  0.71
                                        3.991
                                                 0.064
                                                       116.1
                                                               9.6
                                                                     14.0
                                                                               2.4 4718 ...
```

5 rows × 28 columns

```
In [30]: df.describe()

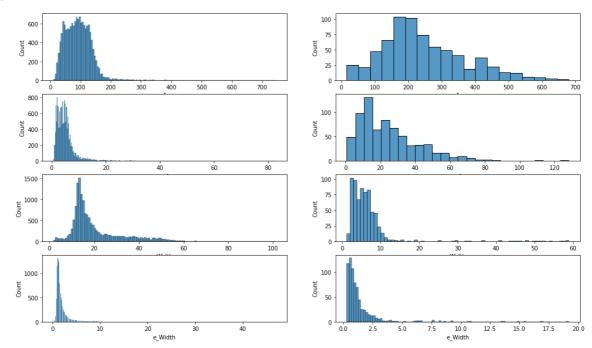
Out[30]: Kpmag numax e_numax Delnu e_Delnu A
```

count	14851.000000	14851.000000	14851.000000	14851.000000	14851.000000	14851.000000
mean	12.619928	58.995670	0.856245	5.783544	0.047270	95.059174
std	1.216108	41.937888	0.613275	2.979246	0.070172	51.897428
min	6.240000	3.970000	0.040000	0.747000	0.008000	10.700000
25%	11.880000	31.500000	0.550000	3.961000	0.016000	59.900000
50%	12.840000	40.960000	0.710000	4.457000	0.027000	90.800000
75%	13.500000	72.070000	0.960000	6.711500	0.050000	120.900000
max	16.850000	200.000000	25.370000	16.745000	1.338000	745.200000

8 rows × 28 columns

```
In [31]:
    f, axes = plt.subplots(4, 2, figsize = (17,10))
    sns.histplot(df['A'], ax = axes[0][0])
    sns.histplot(df_un['A'], ax = axes[0][1])
    sns.histplot(df['e_A'], ax = axes[1][0])
    sns.histplot(df_un['e_A'], ax = axes[1][1])
    sns.histplot(df['Width'], ax = axes[2][0])
    sns.histplot(df_un['Width'], ax = axes[2][1])
    sns.histplot(df['e_Width'], ax = axes[3][0])
    sns.histplot(df_un['e_Width'], ax = axes[3][1])
```

Out[31]: <AxesSubplot:xlabel='e_Width', ylabel='Count'>

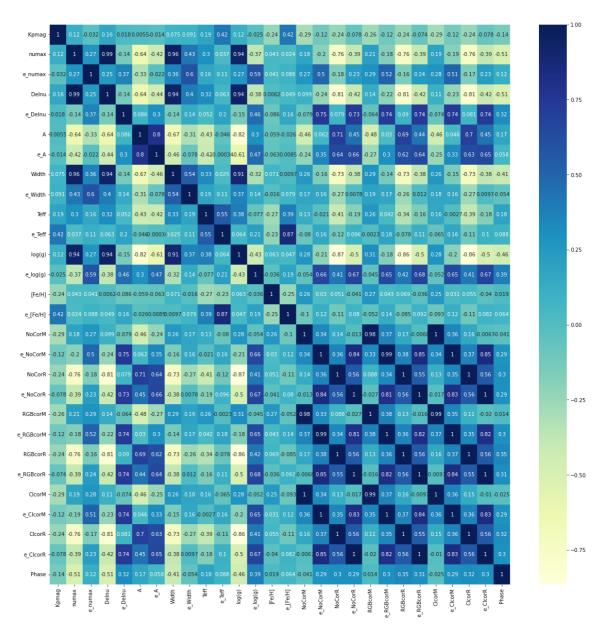


Как можно отметить, данных достаточно, чтобы определить фазы на неопределенных данных

Матрица корреляции

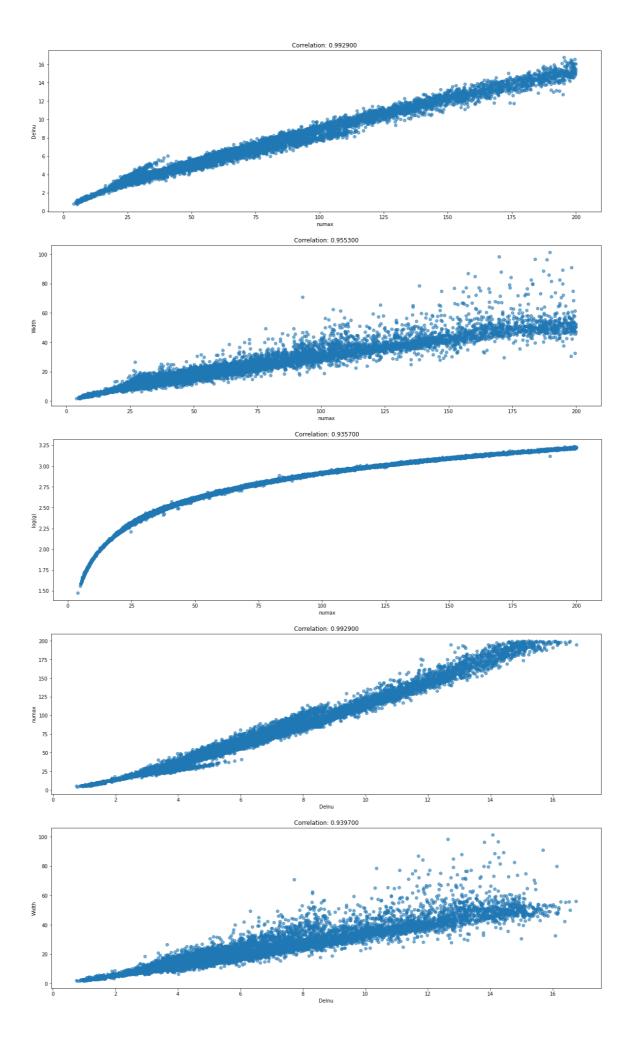
```
In [32]:
    plt.figure(figsize = (20, 20))
    corr_matrix = df.corr()
    sns.heatmap(corr_matrix, annot=True, cmap="YlGnBu")
```

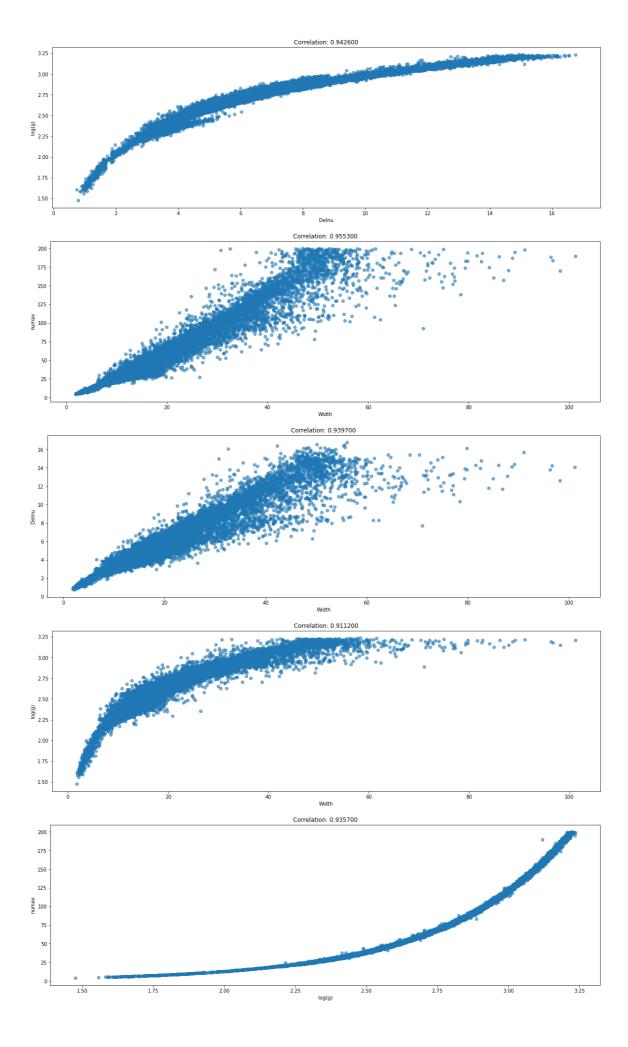
Out[32]: <AxesSubplot:>

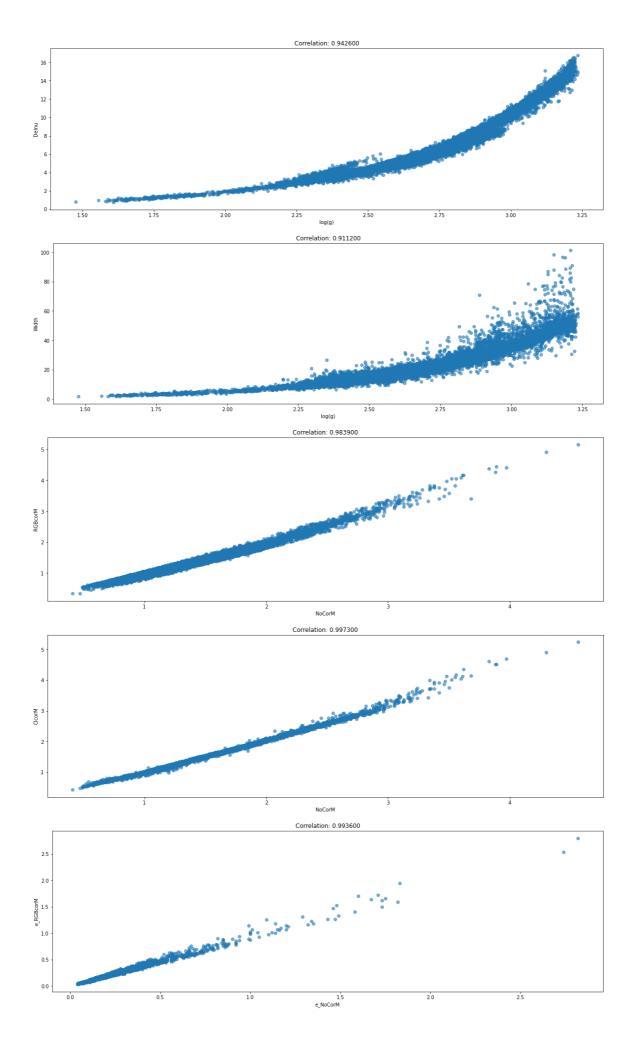


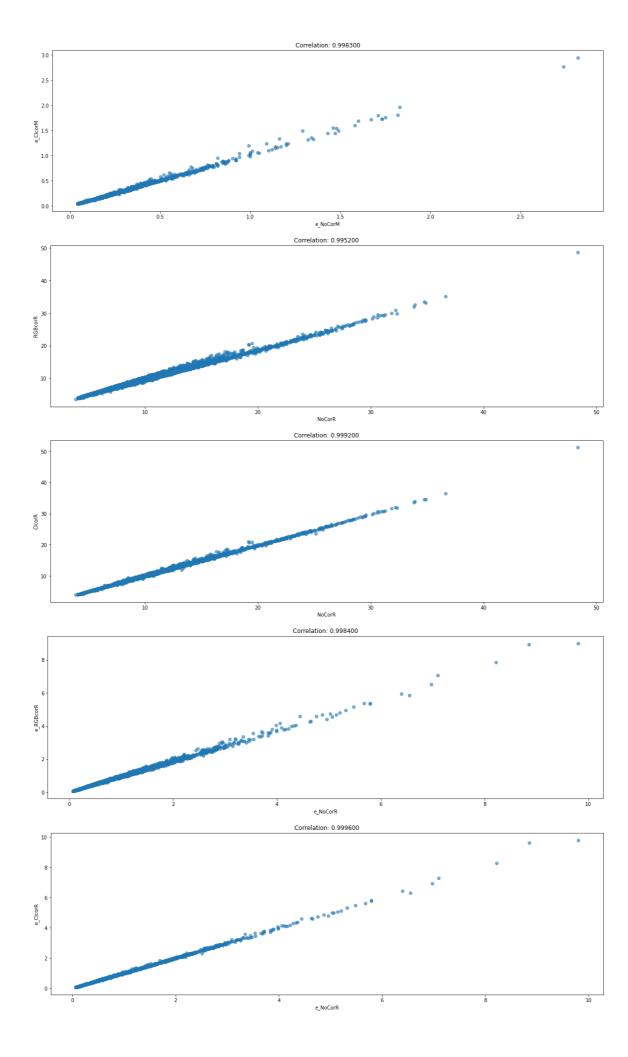
Out[33]:		level_0	level_1	0
	0	Kpmag	Kpmag	1.000000
	1	Kpmag	numax	0.118883
	2	Kpmag	e_numax	-0.031973
	3	Kpmag	Delnu	0.158125
	4	Kpmag	e_Delnu	0.018239
	779	Phase	ClcorM	-0.024521
	780	Phase	e_ClcorM	0.288437
	781	Phase	ClcorR	0.315257
	782	Phase	e_ClcorR	0.299135
	783	Phase	Phase	1.000000

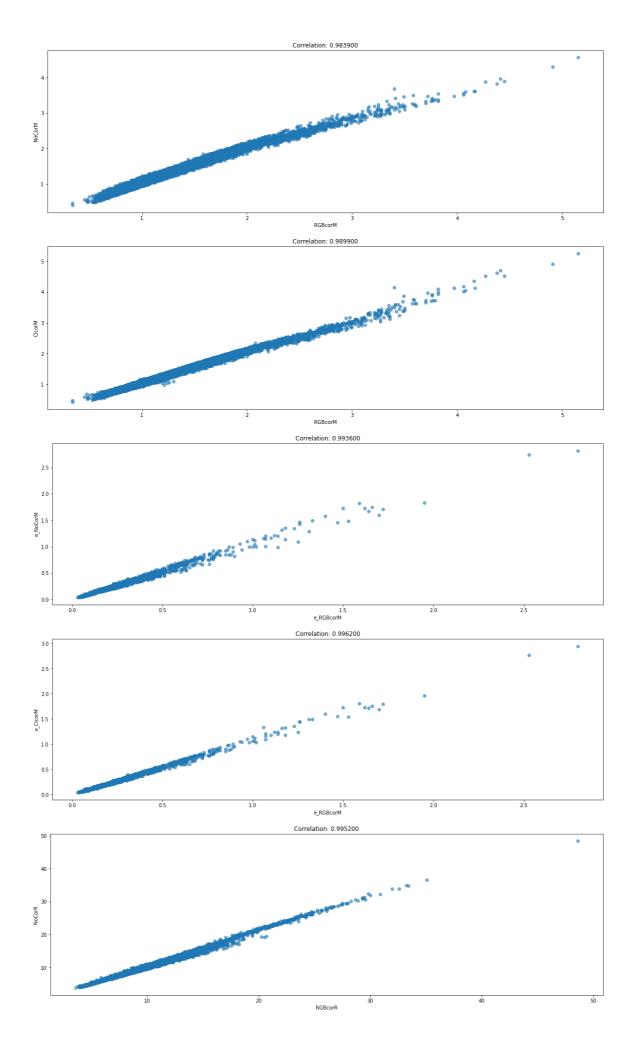
```
In [34]:
          high corr features = []
          for i in range(len(df corr)):
              if df corr[0][i] > 0.9 and df corr['level 0'][i] != df corr['level 1
                  high corr features.append([df corr['level 0'][i], df corr['level
          high corr features
         [['numax', 'Delnu', 0.9929377587760945],
Out[34]:
          ['numax', 'Width', 0.9552979711189871],
           ['numax', 'log(g)', 0.935695230273852],
          ['Delnu', 'numax', 0.9929377587760945],
           ['Delnu', 'Width', 0.9396805418304727],
          ['Delnu', 'log(g)', 0.942644750007283],
          ['Width', 'numax', 0.9552979711189871],
           ['Width', 'Delnu', 0.9396805418304727],
           ['Width', 'log(g)', 0.9112383054900803],
           ['log(g)', 'numax', 0.935695230273852],
           ['log(g)', 'Delnu', 0.942644750007283],
          ['log(g)', 'Width', 0.9112383054900803],
          ['NoCorM', 'RGBcorM', 0.9839076557216867],
           ['NoCorM', 'ClcorM', 0.9972906059411837],
           ['e_NoCorM', 'e_RGBcorM', 0.9935568667387731],
           ['e NoCorM', 'e ClcorM', 0.9982558829325169],
          ['NoCorR', 'RGBcorR', 0.995156784951965],
          ['NoCorR', 'ClcorR', 0.9992449435255716],
           ['e NoCorR', 'e RGBcorR', 0.998362812237733],
           ['e_NoCorR', 'e_ClcorR', 0.9996361917355046],
           ['RGBcorM', 'NoCorM', 0.9839076557216867],
           ['RGBcorM', 'ClcorM', 0.9899052085865482],
           ['e_RGBcorM', 'e_NoCorM', 0.9935568667387731],
           ['e_RGBcorM', 'e_ClcorM', 0.99623587429077],
           ['RGBcorR', 'NoCorR', 0.995156784951965],
           ['RGBcorR', 'ClcorR', 0.9969752898077152],
           ['e RGBcorR', 'e NoCorR', 0.998362812237733],
           ['e RGBcorR', 'e ClcorR', 0.9990123064794945],
           ['ClcorM', 'NoCorM', 0.9972906059411837],
           ['ClcorM', 'RGBcorM', 0.9899052085865482],
           ['e_ClcorM', 'e_NoCorM', 0.9982558829325169],
           ['e_ClcorM', 'e_RGBcorM', 0.99623587429077],
           ['ClcorR', 'NoCorR', 0.9992449435255716],
           ['ClcorR', 'RGBcorR', 0.9969752898077152],
           ['e ClcorR', 'e NoCorR', 0.9996361917355046],
           ['e ClcorR', 'e RGBcorR', 0.9990123064794945]]
In [35]:
          for i in high corr features:
              plt.figure(figsize = (20, 6))
              plt.plot(df[i[0]], df[i[1]], 'o', alpha = 0.6)
              plt.title('Correlation: %f' % round(i[2], 4))
              plt.xlabel(i[0])
              plt.ylabel(i[1])
              plt.show()
```

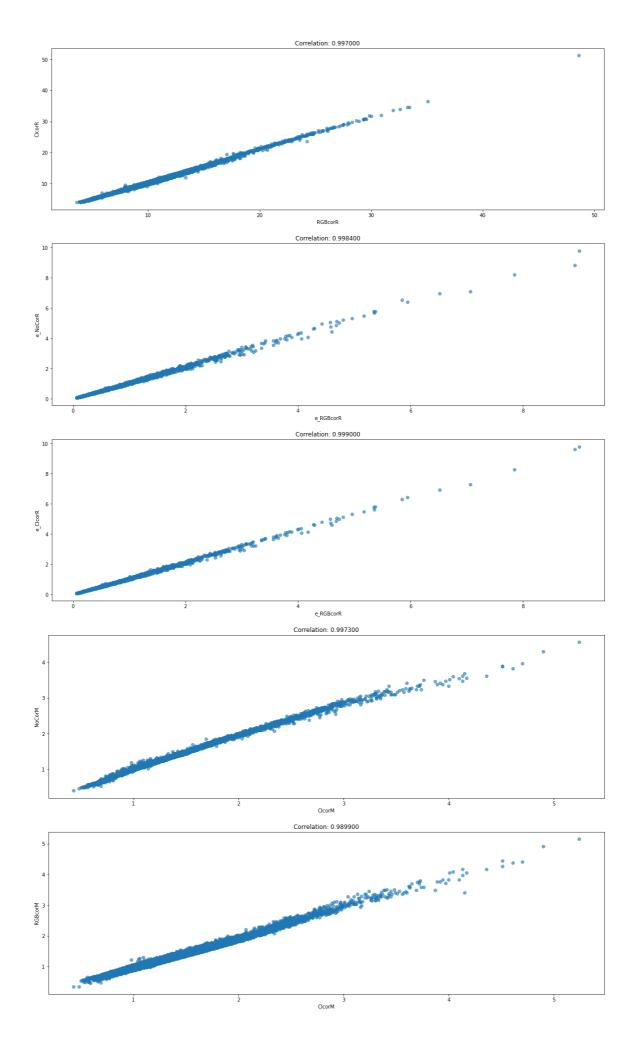


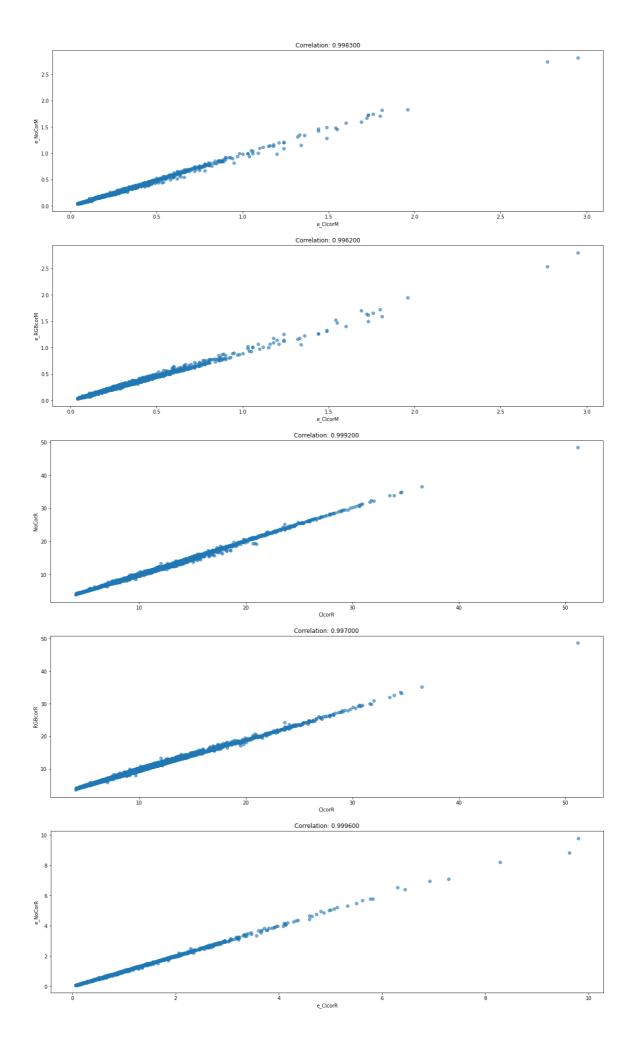


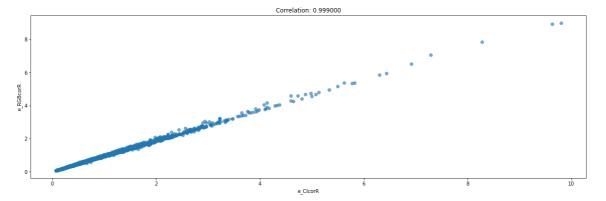












Из полученной матрицы корреляции и графиков коррелиции можно выявить, что есть параметры которые можно отбросить, сог[A, B] которых = 1

```
In [36]:
          par = ["NoCorM", "e_NoCorM", "NoCorR", "e_NoCorR", "RGBcorM", "e_RGBcorM"]
          par
          ['NoCorM',
Out[36]:
           'e NoCorM',
           'NoCorR',
          'e_NoCorR',
           'RGBcorM',
           'e RGBcorM',
           'RGBcorR',
           'e RGBcorR']
In [37]:
          df = df.drop(par, axis = 1)
          df un = df un.drop(par, axis = 1)
          print(df.shape, df_un.shape)
          (14851, 20) (706, 20)
In [38]:
          plt.figure(figsize = (20, 20))
          corr_matrix = df.corr()
          sns.heatmap(corr_matrix, annot=True, cmap="YlGnBu")
         <AxesSubplot:>
Out[38]:
```

Вывод по 0 части

В данной части лабораторной работы мной был найден датасет для определения фазы эволюционировавших звезд (Фаза HeB, Фаза RGB). В задании требуется по полученным данным для звезд, у которых не определена фаза, определить ее. В этой работе мной был реализован эта PRE-PROCESSING для подготовки данных к задачам машинного обучения. Я подготовил данные для решения задачи классификации по параметрам.