项目: 可视化帕默群岛企鹅数据

分析目标

此数据分析报告的目的是对帕默群岛上企鹅样本的相关变量进行可视化,从而探索和分析种类、性别、所在岛屿等因素,与企鹅的身体属性,包括体重、嘴峰长度和深度、鳍的长度,之间的关系。

简介

原始数据 Penguins.csv 包括334个收集自南极洲帕尔默群岛的3个岛屿上的企鹅样本,以及企鹅相关属性数据,包括种类名、所在岛、嘴峰长度、嘴峰深度、鳍长度、体重、性别。

Penguins.csv 每列的含义如下:

species: 企鹅的种类island: 企鹅所在岛

culmen_length_mm: 企鹅嘴峰的长度(单位为毫米)culmen_depth_mm: 企鹅嘴峰的深度(单位为毫米)flipper_length_mm: 企鹅鳍的长度(单位为毫米)

• body_mass_g: 企鹅体重 (单位为克)

• sex: 企鹅性别

读取数据

导入数据分析所需要的库,用Pandas的 read_csv 函数,将'penguins.csv'原始数据集,解析为DataFrame格式,并赋值给变量 data 。

```
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
In [3]: data = pd.read_csv('penguins.csv')
   data
```

Out[3]:		species	island	$culmen_length_mm$	culmen_depth_mm	flipper_length_mm	b
	0	Adelie	Torgersen	39.1	18.7	181.0	
	1	Adelie	Torgersen	39.5	17.4	186.0	
	2	Adelie	Torgersen	40.3	18.0	195.0	
	3	Adelie	Torgersen	NaN	NaN	NaN	
	4	Adelie	Torgersen	36.7	19.3	193.0	
	•••	•••					
	339	Gentoo	Biscoe	NaN	NaN	NaN	
	340	Gentoo	Biscoe	46.8	14.3	215.0	
	341	Gentoo	Biscoe	50.4	15.7	222.0	
	342	Gentoo	Biscoe	45.2	14.8	212.0	
	343	Gentoo	Biscoe	49.9	16.1	213.0	

344 rows × 7 columns

评估和清理数据

在这一部分,我将对上一部分所建立的 data 数据集所包含的数据进行评估和清理。

评估主要从两个方面进行:结构和内容,即整齐度和干净度。数据的结构性问题指不符合"每列是一个变量,每行是一个观察值,每个单元格是一个值"这三个标准,数据的内容性问题包括存在丢失数据、重复数据、无效数据等。

为了区分经过清理的数据和原始的数据,我们创建新的变量 cleaned_data ,让它成为 data 复制出的副本。之后的清理步骤都将被运用在 cleaned_data 上。

In [4]: cleaned_data = data.copy()

数据整齐度

利用DataFrame的 sample 方法,提供 data 的试剂数据,来评估数据的整齐度

In [5]: data.sample(10)

,		species	island	$culmen_length_mm$	culmen_depth_mm	$flipper_length_mm$	bo
105		Adelie	Biscoe	39.7	18.9	184.0	
	241	Gentoo	Biscoe	45.1	14.5	215.0	
	305	Gentoo	Biscoe	50.8	17.3	228.0	
	46	Adelie	Dream	41.1	19.0	182.0	
	334	Gentoo	Biscoe	46.2	14.1	217.0	
	268	Gentoo	Biscoe	44.9	13.3	213.0	
	45	Adelie	Dream	39.6	18.8	190.0	
	263	Gentoo	Biscoe	49.6	15.0	216.0	
	57	Adelie	Biscoe	40.6	18.8	193.0	
	166	Chinstrap	Dream	45.9	17.1	190.0	

从抽样的10行数据来看,符合'每列是一个变量,每行是一个观察值,每个单元格是一个值'这三个标准,具体来看每行一个且的样本信息,每列是关于帕默群岛企鹅的各个变量,因此不存在结构性问题。

数据干净度

Out[5]:

利用DataFrame的info方法,对 cleaned_data 数据集的内容进行大致了解。

```
In [6]: cleaned_data.info()
```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 344 entries, 0 to 343
Data columns (total 7 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	species	344 non-null	object
1	island	344 non-null	object
2	culmen_length_mm	342 non-null	float64
3	culmen_depth_mm	342 non-null	float64
4	flipper_length_mm	342 non-null	float64
5	body_mass_g	342 non-null	float64
6	sex	334 non-null	object

dtypes: float64(4), object(3)

memory usage: 18.9+ KB

从输出结果来看, cleaned_data 数据集共有344条观察值

culmen_length_mm 、 culmen_depth_mm 、 flipper_length_mm 、 body_mass_g 、 sex 列存在缺失值,需要在后续进行评估和清理。

数据类型方面,我们已经 species 、 island 、 sex 都是分类数据,因此可以转换为 Category数据类型。

将 species 、 island 、 sex 列数据类型转换为Category:

```
In [7]: cleaned_data.species = cleaned_data.species.astype('category')
       cleaned_data.island = cleaned_data.island.astype('category')
       cleaned data.sex = cleaned data.sex.astype('category')
       cleaned data.info()
      <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
      RangeIndex: 344 entries, 0 to 343
      Data columns (total 7 columns):
          Column
                           Non-Null Count Dtype
          -----
                           -----
                          344 non-null category
         species
                          344 non-null category
       1
          island
       2
         culmen_length_mm 342 non-null float64
         culmen_depth_mm 342 non-null float64
       3
         flipper_length_mm 342 non-null float64
                          342 non-null float64
          body_mass_g
                                      category
       6
          sex
                           334 non-null
      dtypes: category(3), float64(4)
      memory usage: 12.3 KB
       处理缺失数据
       在 cleaned_data 数据集中, culmen_length_mm 、 culmen_depth_mm 、
       flipper_length_mm 、 body_mass_g 列各存在2个缺失值。 sex 列存在10个缺失值。
       先提取出 culmen_length_mm 的缺失值进行观察:
In [9]: cleaned_data[cleaned_data.culmen_length_mm.isnull()]
                      island culmen length mm culmen depth mm flipper length mm b
Out[9]:
            species
             Adelie Torgersen
                                        NaN
                                                         NaN
                                                                          NaN
       339 Gentoo
                      Biscoe
                                        NaN
                                                         NaN
                                                                          NaN
       可以看出, culmen_length_mm 、 culmen_depth_mm 、 flipper_length_mm 、
       body_mass_g 列的缺失值,都集中在索引为3和339的两行观察值中。
       且这两行观察值,除了 species 、 island 列,其余列都为空值,无法为探索帕默群岛企鹅
       数据提供价值, 因此删除这两行数据。
```

```
In [10]: cleaned data = cleaned data.dropna(subset=['culmen length mm'])
         cleaned_data.culmen_length_mm.isnull().sum()
```

Out[10]: 0

再提取出 sex 的缺失值进行观察:

```
In [11]: cleaned_data[cleaned_data.sex.isnull()]
```

L]:		species islan		$culmen_length_mm$	$culmen_depth_mm$	flipper_length_mm	
	8	Adelie	Torgersen	34.1	18.1	193.0	
	9	Adelie	Torgersen	42.0	20.2	190.0	
	10	Adelie	Torgersen	37.8	17.1	186.0	
	11	11 Adelie	Torgersen	37.8	17.3	180.0	
	47	Adelie	Dream	37.5	18.9	179.0	
	246	Gentoo	Biscoe	44.5	14.3	216.0	
	286 Gentoo		Biscoe	46.2	14.4	214.0	
	324	Gentoo	Biscoe	47.3	13.8	216.0	

缺失性別变量的观察值依然具备其他变量的数据,仍然可以为分析提供价值。由于Pandas、Matplotlib和Seaborn会自动忽略缺失值,因此可以不处理这些行。

处理重复数据

Out[11]

根据数据变量含义和内容来看, cleaned_data 中出现每个变量值都相同的观察值概率很小,查看是否存在重复值:

In [12]: cleaned_data[cleaned_data.duplicated()]

 ${\tt Out[12]:} \qquad \textbf{species island culmen_length_mm culmen_depth_mm flipper_length_mm body_max}$

从结果来看,不存在重复数据

处理不一致数据

针对 cleaned_data ,不一致数据可能存在于所有分类变量中。我们将查看是否存在不同值指代统一目标的情况。

In [13]: cleaned_data.species.value_counts()

Out[13]: Adelie 151 Gentoo 123 Chinstrap 68

Name: species, dtype: int64

In [14]: cleaned_data.island.value_counts()

Out[14]: Biscoe 167 Dream 124 Torgersen 51

Name: island, dtype: int64

In [15]: cleaned_data.sex.value_counts()

Out[15]: MALE 168 FEMALE 165

1

Name: sex, dtype: int64

从结果来看, species 、 island 变量中不存在不一致数据。

性别变量观察值中,一个观察值为'.', 应改为空值,并检查替换后的 sex 变量中包含的观察值:

Out[16]: MALE 168 FEMALE 165

Name: sex, dtype: int64

处理无效或错误数据

通过DataFrame的 describe 方法,对数值统计信息进行快速了解:

In [17]: cleaned_data.describe()

Out[17]:		culmen_length_mm	culmen_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g
	count	342.000000	342.000000	342.000000	342.000000
	mean	43.921930	17.151170	200.915205	4201.754386
	std	5.459584	1.974793	14.061714	801.954536
	min	32.100000	13.100000	172.000000	2700.000000
	25%	39.225000	15.600000	190.000000	3550.000000
	50%	44.450000	17.300000	197.000000	4050.000000
	75%	48.500000	18.700000	213.000000	4750.000000

从以上统计信息来看, cleaned_data 中不存在脱离现实意义的数值。

59.600000

保存清理后的数据

max

完成数据清洗后,把干净整齐的数据保存到新的文件中, cleaned_data 数据集保存为 penguins_cleaned.csv

21.500000

231.000000

6300.000000

In [18]: cleaned_data.to_csv('penguins_cleaned.csv', index=False)
 pd.read_csv('penguins_cleaned.csv')

Out[18]:		species	island	culmen_length_mm	culmen_depth_mm	flipper_length_mm	b
	0	Adelie	Torgersen	39.1	18.7	181.0	
	1	Adelie	Torgersen	39.5	17.4	186.0	
	2	Adelie	Torgersen	40.3	18.0	195.0	
	3	Adelie	Torgersen	36.7	19.3	193.0	
	4	Adelie	Torgersen	39.3	20.6	190.0	
	•••						
	337	Gentoo	Biscoe	47.2	13.7	214.0	
	338	Gentoo	Biscoe	46.8	14.3	215.0	
	339	Gentoo	Biscoe	50.4	15.7	222.0	
	340	Gentoo	Biscoe	45.2	14.8	212.0	
	341	Gentoo	Biscoe	49.9	16.1	213.0	

342 rows × 7 columns

探索数据

我们将通过数据可视化,进行探索和分析,从图表获得且样本数据的相关洞察。

```
In [35]: # 设置图表色盘为'pastel'
sns.set_palette('pastel')

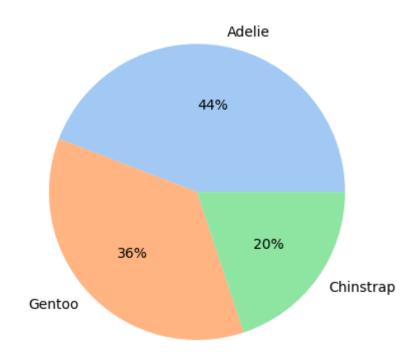
In [20]: cleaned_data
```

Out[20]:		species	island	culmen_length_mm	culmen_depth_mm	flipper_length_mm	b
	0	Adelie	Torgersen	39.1	18.7	181.0	
	1	Adelie	Torgersen	39.5	17.4	186.0	
	2	Adelie	Torgersen	40.3	18.0	195.0	
	4	Adelie	Torgersen	36.7	19.3	193.0	
	5	Adelie	Torgersen	39.3	20.6	190.0	
	•••						
	338	Gentoo	Biscoe	47.2	13.7	214.0	
	340	Gentoo	Biscoe	46.8	14.3	215.0	
	341	Gentoo	Biscoe	50.4	15.7	222.0	
	342	Gentoo	Biscoe	45.2	14.8	212.0	
	343	Gentoo	Biscoe	49.9	16.1	213.0	

342 rows × 7 columns

企鹅种类比例

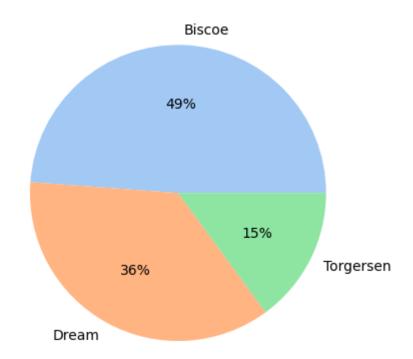
```
In [34]: species_counts = cleaned_data.species.value_counts()
   plt.pie(species_counts, labels=species_counts.index, autopct='%.0f%%')
   plt.show()
```



样本中 Adelie 这个企鹅种类占比最大; Gentoo 种类占比次之; Chinstrap 种类占比最小,仅占1/5左右。

企鹅所在岛屿比例

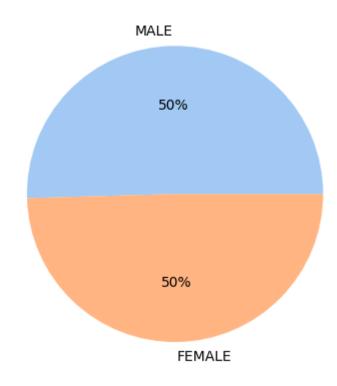
```
In [36]: island_counts = cleaned_data.island.value_counts()
   plt.pie(island_counts, labels=island_counts.index, autopct='%.0f%%')
   plt.show()
```



样本中一半左右的企鹅都来自 Biscoe 岛屿, 占比最大; 来自 Dream 岛屿的企鹅占比次之; 来自 Torgersen 岛屿的企鹅占比最小, 仅占15%

企鹅性别比例

```
In [37]: sex_counts = cleaned_data.sex.value_counts()
   plt.pie(sex_counts, labels=sex_counts.index, autopct='%.0f%%')
   plt.show()
```

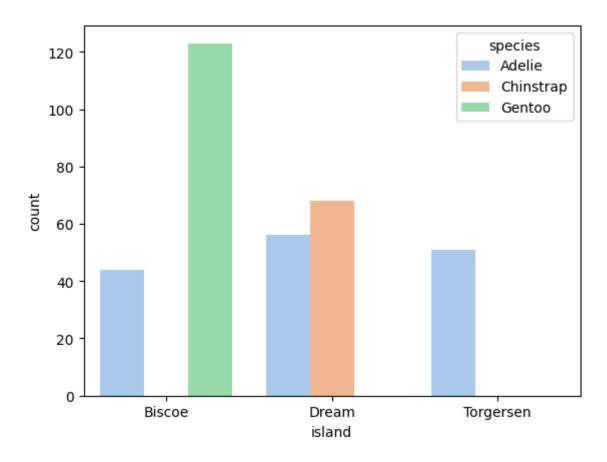


样本中企鹅性别占比基本持平,符合随机抽样。

不同岛上的企鹅种类数量

```
In [49]: sns.countplot(cleaned_data, x='island', hue='species')
```

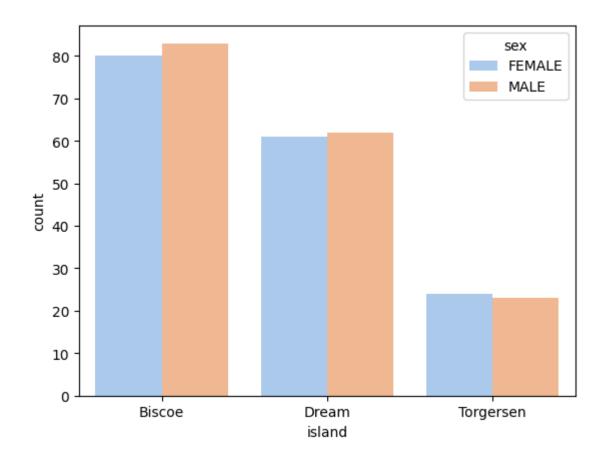
Out[49]: <Axes: xlabel='island', ylabel='count'>



可以看出,Adelie 种类企鹅样本在 Biscoe 、 Dream 、 Torgersen 三个岛上均有分布,而 Gentoo 企鹅样本只存在于 Biscoe 岛上, Chinstrap 企鹅样本只存在于 Dream 岛上。

不同岛上的且性别数量

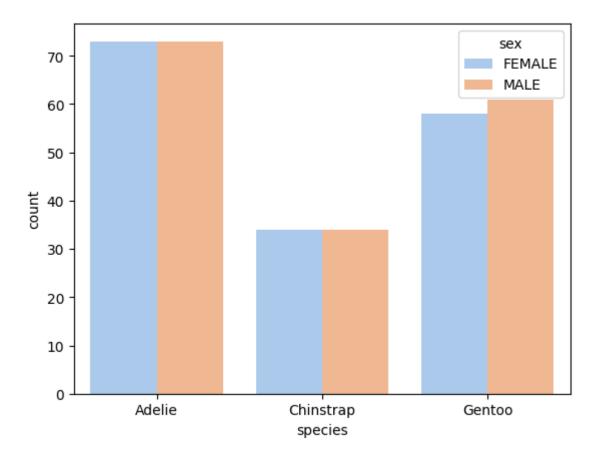
```
In [50]: sns.countplot(cleaned_data, x='island', hue='sex')
Out[50]: <Axes: xlabel='island', ylabel='count'>
```



可以看出不同岛上企鹅样本性别相对比较平均

不同种类的企鹅性别数量

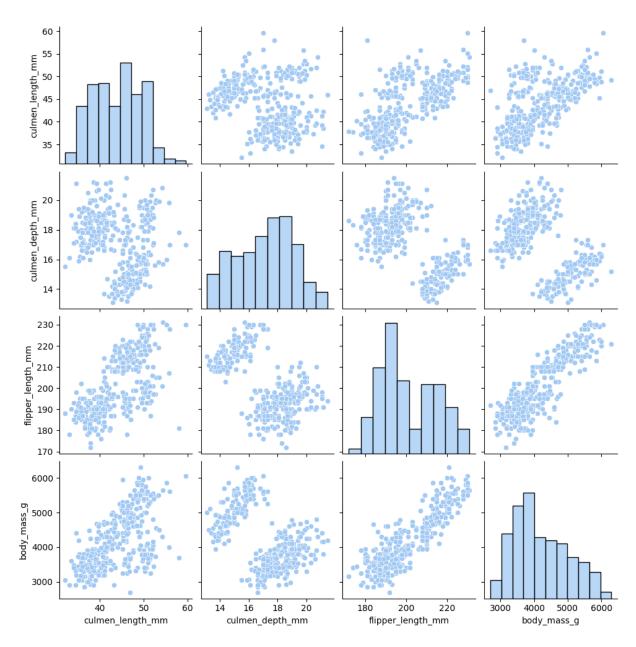
```
In [51]: sns.countplot(cleaned_data, x='species', hue='sex')
Out[51]: <Axes: xlabel='species', ylabel='count'>
```



可以看出不同种类企鹅样本性别相对比较平均

查看数值变量之间的相关关系

```
In [52]: sns.pairplot(cleaned_data)
plt.show()
```

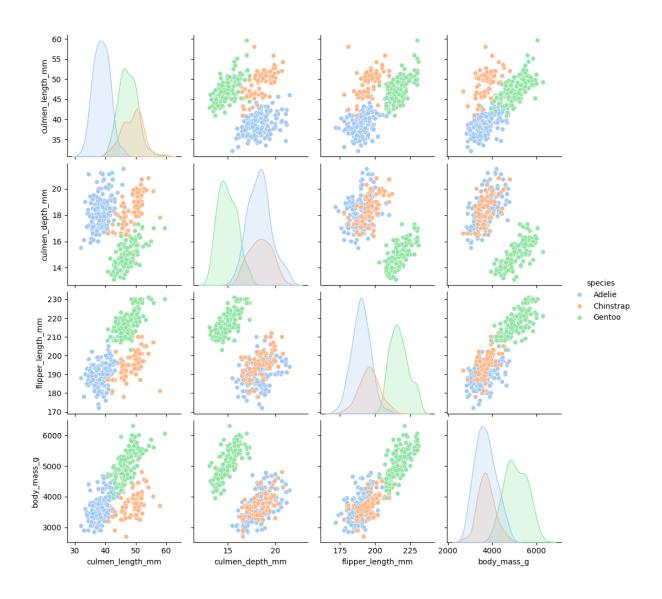


从直方图来看,企鹅样本的嘴峰长度、嘴峰深度、鳍长度、体重的分布不是正态分布。一方面说明,这里面可能包含了多组存在差异的样本数据;另一方方面也说明样本数不够大。

另外可以在散点图中,可以看出明显的多个集群,可能与某些因素有关,比如企鹅的种类、 性别等。因此可以对此进行进一步的分类

通过种类查看数值变量之间的相关关系&探索企鹅种类与数值变量的关系

```
In [39]: sns.pairplot(cleaned_data, hue='species')
plt.show()
```



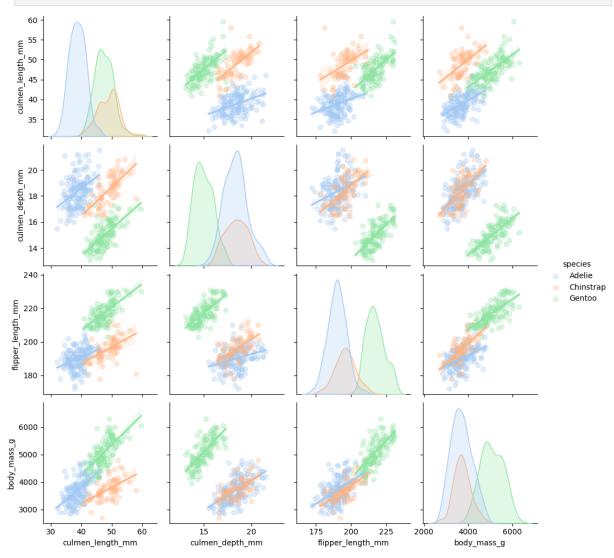
- 1. 根据种类分组之后,企鹅样本的嘴峰长度、嘴峰深度、鳍长度、体重的分布更接近正态分布。
- 2. 对比不同种类企鹅身体属性的密度图,可以得到以下关于样本的发现:
- Chinstrap和Gentoo的嘴峰长度范围较为接近,而Adelie的嘴峰长度更短。
- Adelie和Chinstrap的嘴峰深度范围较为接近,而Gentoo的嘴峰深度更短。
- Adelie的鳍长度最短,Chinstrap中等,而Gentoo的鳍长度最长。
- Adelie和Chinstrap的体重范围较为接近,而Gentoo的体重更大。

但不同种类企鹅的身体属性数值是否存在统计学显著性差异,仍然需要进行假设检验后才能得到结论。

3. 观察不同种类企鹅嘴峰长度和嘴峰深度的散点图,可以发现:Gentoo企鹅的嘴峰特征是 浅长,Adelie企鹅的嘴峰特征是深短,Chinstrap企鹅的嘴峰特征是深长。 4. 散点图中的多个集群大概率与种类相关,或者说同一种类的企鹅样本数据,在散点图中基本都聚在一起,说明同一种类的企鹅,在嘴峰长度、嘴峰深度、鳍长度、体重上存在相似性。

各个集群的数值变量之间,存在比较明显的正相关关系,因此在图中加入线性回归线,更清晰地展现相关关系:

In [53]: sns.pairplot(cleaned_data, hue='species', kind='reg', plot_kws={'scatter_kws': {'al
 plt.show()

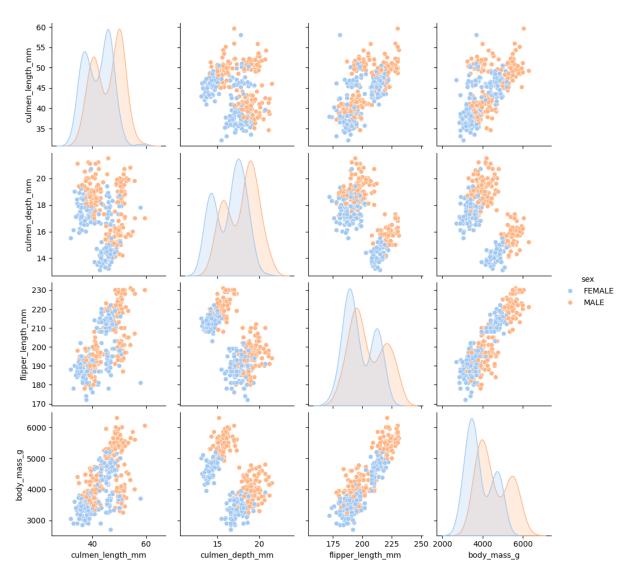


散点图结合线性回归线来看,同类企鹅的属性数据之间均呈线性正比,即嘴峰越长,嘴峰越深,鳍越长,体重越重;嘴峰越短,嘴峰越浅,鳍越短,体重越轻。

这些发现有利于我们根据身体数据推测企鹅种类,也可以根据企鹅种类推测身体数据。

探索企鹅性别与身体属性的关系:

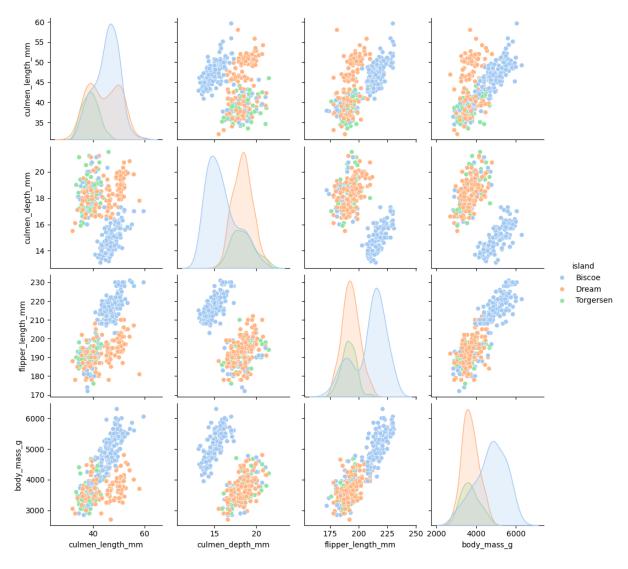
```
In [41]: sns.pairplot(cleaned_data, hue='sex')
plt.show()
```



根据性别划分后可以看出,样本中雄性企鹅在各项身体属性数值方面大于雌性企鹅。

探索企鹅所在岛屿与身体属性的关系:

```
In [40]: sns.pairplot(cleaned_data, hue='island')
   plt.show()
```



企鹅所在岛屿与身体属性无明显相关关系、趋势或影响

In []: