Analyse Bivariee

March 21, 2018

1 Activité - Analyse bivariée de l'échantillon Iris

```
In [4]: # -*- coding: utf-8 -*-
        import pandas as pd
        import seaborn as sns
        import matplotlib.pyplot as plt
        import numpy as np
        import scipy.stats as st
        import statsmodels.formula.api as sm
        # Chargement
        iris = pd.read_csv("E:\\Data\\RawData\\NettoyageDonnees\\iris_dataset.csv")
        # On renomme les colonnes
        iris.columns = ["id", "sepal_length", "sepal_width", "petal_length", "petal_width", "species
        # On supprime l'identifiant des iris
        del iris["id"]
        # On supprime les individus contenant au moins une valeur manquante
        iris_dna = iris.dropna(axis=0, how='any')
        print("iris : {} individus, iris_dna : {} individus".format(len(iris),len(iris_dna)))
        # Affichage des diagrammes de dispersion
        #sns.pairplot(iris_dna,hue="species")
        # Création des sous catégories
        iris_setosa = iris_dna[iris_dna["species"] == "setosa"]
        iris_virginica = iris_dna[iris_dna["species"] == "virginica"]
        iris_versicolor = iris_dna[iris_dna["species"] == "versicolor"]
iris : 150 individus, iris_dna : 146 individus
```

```
1.1 Question n ř 1
In [2]: # Calcul des coefficients linéaires :
        # petal_width en fonction de petal_length
        coeffRelation1 = st.pearsonr(iris_dna["petal_width"],iris_dna["petal_length"])[0]
        # sepal_width en fonction de petal_width
        coeffRelation2 = st.pearsonr(iris_dna["sepal_width"],iris_dna["petal_width"])[0]
        print('Coefficient de corrélation largeur pétale - longueur pétale : {}'.format(coeffR
        print('Coefficient de corrélation largeur sépale - largeur pétale : {}'.format(coeffRe
Coefficient de corrélation largeur pétale - longueur pétale : 0.942
Coefficient de corrélation largeur sépale - largeur pétale : -0.248
1.2 Question nř 2
In []: # Le coefficient de corrélation entre largeur et longueur de pétale est élevé car proc
        # Cela signifie que la variable largeur de pétale est très bien expliquée par la varia
        # Ce que confirme le premier diagramme qui montre la distribution des points ramassée
In [5]: def Afficher Courbe Regression(abscisse, ordonnee, prediction, labelX, labelY):
                plt.style.use('seaborn-whitegrid')
                plan = plt.figure()
                axes = plt.axes()
                axes.plot(abscisse,prediction,label='Droite de régression')
                axes.scatter(abscisse,ordonnee,s=10,c='red',marker='o',edgecolor='none',label=
                # Définition des légendes
                plt.title("Droite de régression linéaire")
```

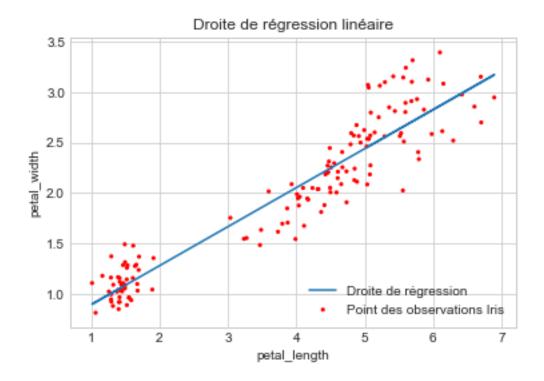
'petal_width')

regression = sm.ols(formula='petal_width ~ petal_length',data=iris_dna).fit()

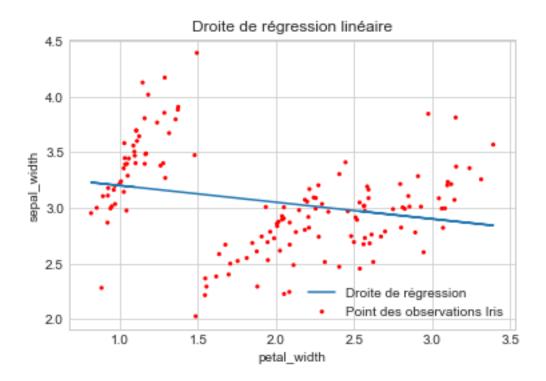
prediction = regression.params['petal_length'] * iris_dna.petal_length + regression.params['petal_length'] *

axes = axes.set(xlabel=labelX, ylabel=labelY)

plt.legend(loc='lower right');



'sepal width')



In []: # La droite de régression ne semble pas particulièrement résumer le nuage de points

1.3 Question 2 - Bis

```
In []: # On Constate néanmoins que lorsque l'on segmente les données par variété d'Iris

# Les largeurs de pétale et de sépale paraissent beaucoup plus corrélées

# Ce que montre les coefficients linéaires intra classes beaucoup plus élevées (0.75,

# Ce qui signifie que les attributs largeurs et longueurs de pétale sont dépendants de

In [8]: def Afficher_Regresion_Espece(Espece):

regression = sm.ols(formula='sepal_width ~ petal_width',data=Espece).fit()

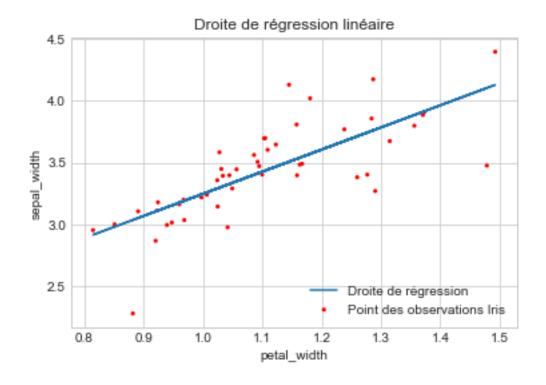
prediction = regression.params['petal_width'] * Espece.petal_width + regression.params['petal_width,

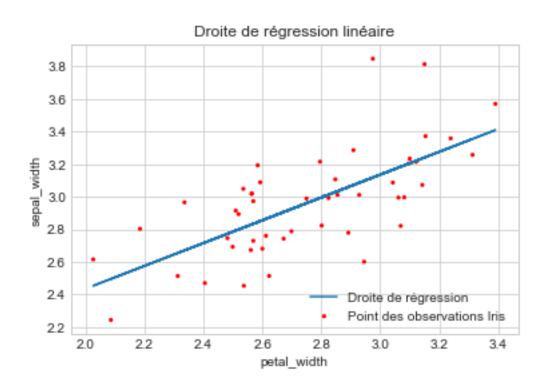
prediction,

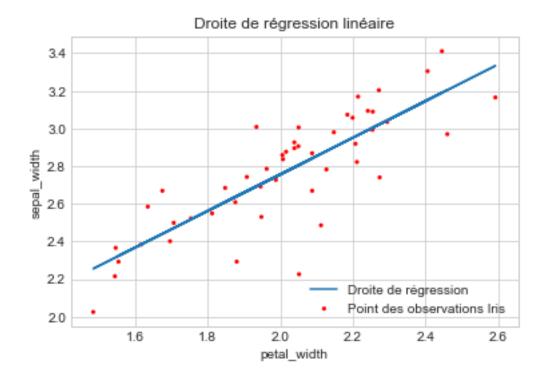
'petal_width',

'sepal_width')
```

Afficher_Regresion_Espece(iris_setosa)
Afficher_Regresion_Espece(iris_virginica)
Afficher_Regresion_Espece(iris_versicolor)







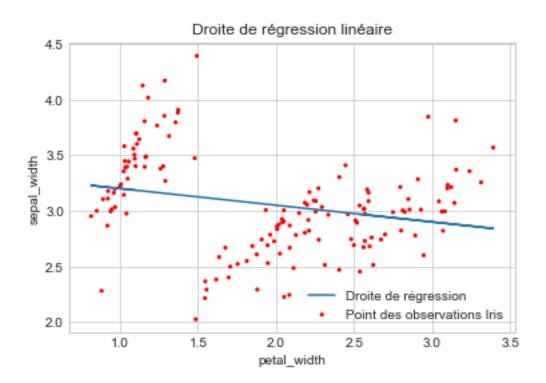
In []: # Ce que confirme bien les droites de regression tracées pour chacune des 3 espèces d' # Il y a bien une variance interclasse importante sur les différentes espèces d'iris # Ce que ne pouvait pas montrer le coefficient de corrélation calculé pour tous les ir

1.4 Question 3

```
In [12]: # cas 1/ X est la variable petal_length et Y la variable petal_width, sur le datafram
    regression = sm.ols(formula='sepal_width ~ petal_width',data=iris_dna).fit()
    prediction = regression.params['petal_width'] * iris_dna.petal_width + regression.para
    print('La droite de régression a pour équation : {} = {} * {} + {} + {} '.format('petal_width, iris_dna.petal_width, iris_dna.sepal_width, prediction, 'petal_width',
```

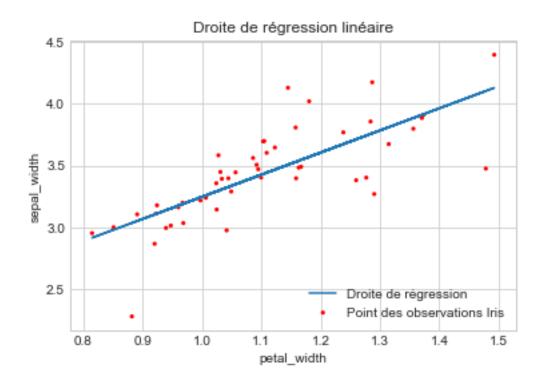
La droite de régression a pour équation : petal_width = -0.15 * petal_length + 3.352

'sepal_width')



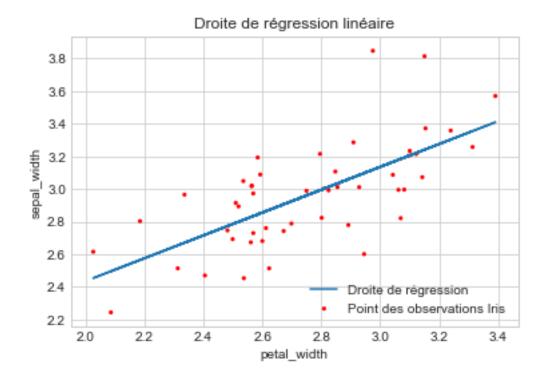
In [13]: # cas 2/ X est la variable petal_width et Y la variable sepal_width, sur le dataframe def Regresion_Espece(Espece, Explique, Explicatif): regression = sm.ols(formula='sepal_width ~ petal_width',data=Espece).fit() prediction = regression.params['petal_width'] * Espece.petal_width + regression.params['petal_width'] * print('La droite de régression a pour équation : {} = {} * {} + {} '.format(Explice) Afficher_Courbe_Regression(Espece.petal_width, Espece.sepal_width, prediction, 'petal_width', 'sepal_width') Regresion_Espece(iris_setosa, 'sepal_width', 'petal_width') La droite de régression a pour équation : sepal_width = 1.788 * petal_width + 1.459

regre Expli regre



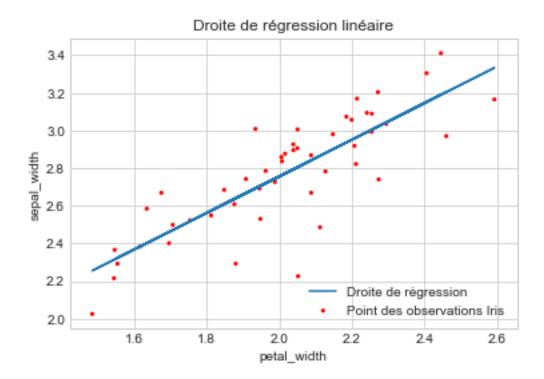
In [14]: # cas 3/ X est la variable petal_width et Y la variable sepal_width, sur le dataframe
Regresion_Espece(iris_virginica, 'sepal_width', 'petal_width')

La droite de régression a pour équation : sepal_width = 0.699 * petal_width + 1.038



In [15]: # cas 4/ X est la variable petal_width et Y la variable sepal_width, sur le dataframe
Regresion_Espece(iris_versicolor, 'sepal_width', 'petal_width')

La droite de régression a pour équation : sepal_width = 0.974 * petal_width + 0.809



1.5 Question 4

```
return regression.params['Intercept'].__round__(3)
coeffs = {
    "cas 1" : {'a': [Coefficient_Regresion_petal_sepal(iris_versicolor)] , 'b':[Inter-
    "cas 2" : {'a': [Coefficient_Regresion_sepal_petal(iris_setosa)] , 'b':[Intercept
    "cas 3" : {'a': [Coefficient_Regresion_sepal_petal(iris_versicolor)] , 'b': [Inter-
    "cas 4" : {'a': [Coefficient_Regresion_sepal_petal(iris_virginica)] , 'b':[Interc
}
lignes_modifiees = []
for (i,individu) in iris_dna.iterrows(): # pour chaque individu de iris,...
    if pd.isnull(individu["petal_width"]): #... on test si individu["petal_width"] es
        a = coeffs["cas 1"]['a']
        b = coeffs["cas 1"]['b']
        X = individu["petal_length"]
        Y = a*X + b
        iris.loc[i, "petal_width"] = Y # on remplace la valeur manquante par Y
        lignes_modifiees.append(i)
        print("On a complété petal_width par {} a partir de petal_length={}".format(Y
    if pd.isnull(individu["sepal_width"]):
        espece = individu["species"]
        X = individu["petal_width"]
        if(espece=='setosa'):
            a = coeffs["cas 2"]['a']
            b = coeffs["cas 2"]['b']
        if(espece=='versicolor'):
            a = coeffs["cas 3"]['a']
            b = coeffs["cas 3"]['b']
        if(espece=='virginica'):
            a = coeffs["cas 4"]['a']
            b = coeffs["cas 4"]['b']
        Y = a*X + b
        iris.loc[i, "sepal_width"] = Y # on remplace la valeur manquante par Y
        lignes_modifiees.append(i)
        print("On a complété sepal_width par {} a partir de l'espece:{} et de petal_w
```