

Transport optimal

Application en analyse des images satellitaires

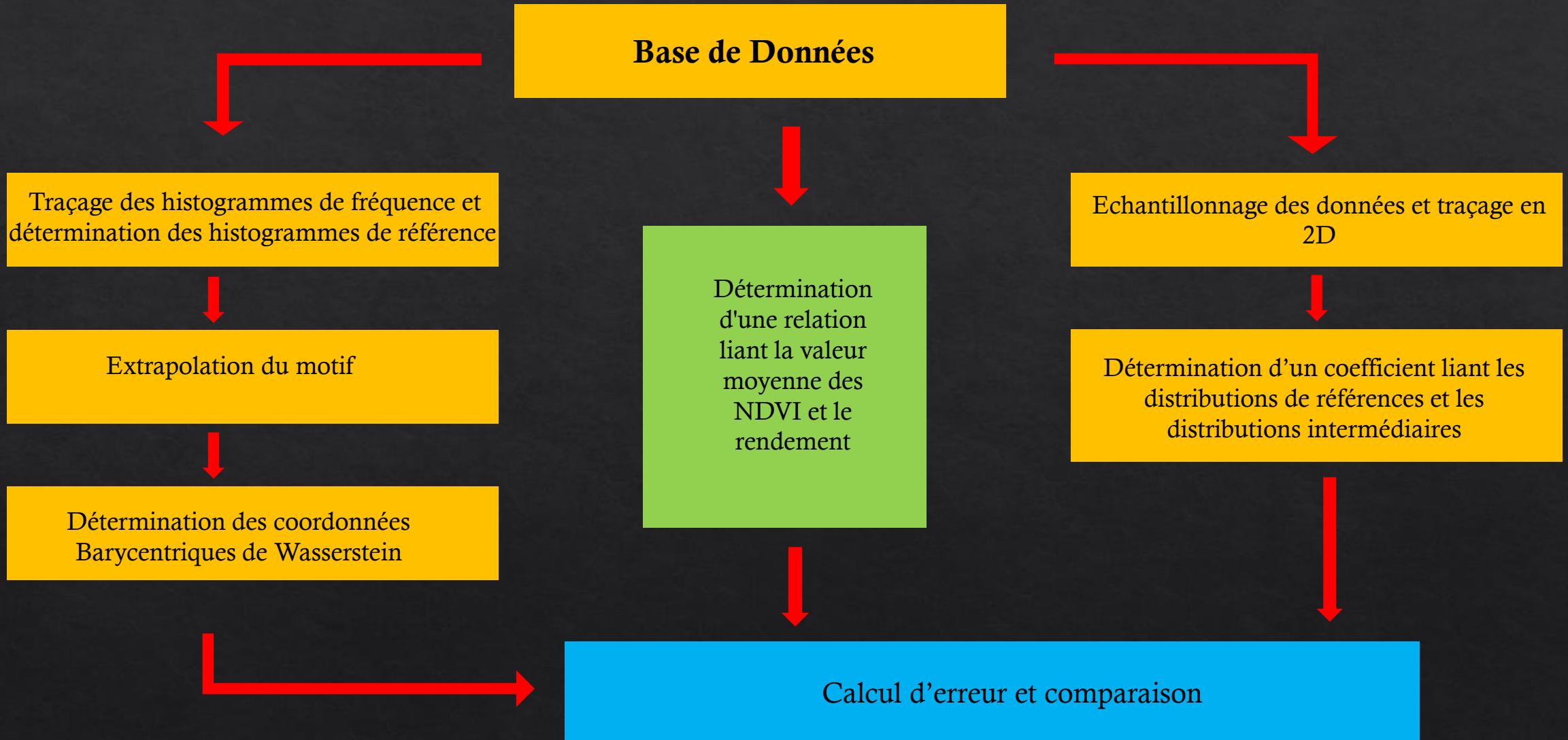
Objectifs:

- ❖ Elaboration des histogrammes de fréquences des NDVI à partir d'une base de données fournie par le Centre National de Cartographie et de Télédétection
- ❖ Elaborer une relation entre des histogrammes de référence et un histogramme dont on veut estimer le rendement en se basant sur la théorie du transport optimal



Numéro d'inscription : 18175

Plan



Bases de données



000081 veut dire année 2000 et jour 81

	date	21/03/2000	06/04/
		81	97
		2000081	2000
	X	Y	B1
			B2
	10.01836610136.662023246	74639999866485	.3764999
	10.01602077286.659677918	0.63510000705719	.3362999
	10.01836610136.659677918	0.63510000705719	.3491999
	10.02071142936.659677918	702299952507010	.3491999
	10.02305675846.659677918	73079997301101	.3612999
	10.01602077286.657332589	71169996261596	.3619999
	10.01836610136.657332589	69669997692108	.3458999
	10.02071142936.657332589	69669997692108	.3458999
	10.02305675846.657332589	73759996891021	.3483999
	10.01133011536.654987261	61369997262954	.3610999
	10.01367544436.654987261	69059997797012	.3455999

NDVI : indice de végétation par différence normalisée

PIR: Réflectance
dans la bande
proche Infra-rouge

R: Réflectance dans
la bande rouge

$$\text{NDVI} = \frac{\text{PIR} - \text{R}}{\text{PIR} + \text{R}}$$

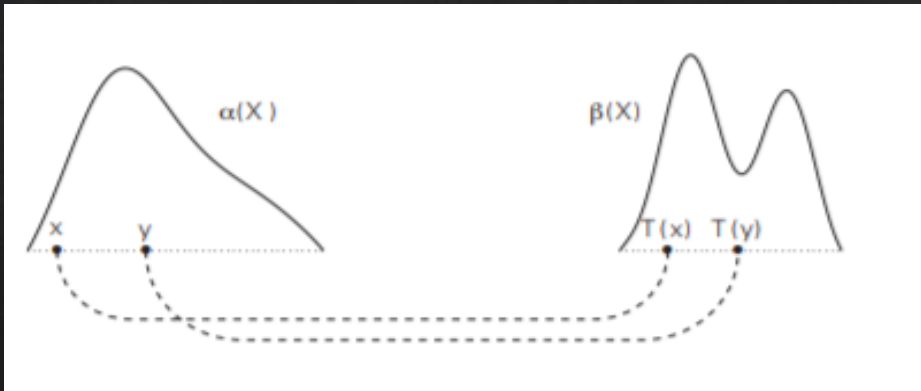
Transport optimal

◇ l'étude du transfert **optimal** de matière et à l'allocation **optimale** de ressources

- Formulation de Monge : recherche du plan qui réalise

$$\inf \left\{ \int_X c(x, T(x)) d\mu(x) \mid T_*(\mu) = \nu \right\}$$

Brouette de Monge



- Formulation de Kantorovitch : recherche de la mesure qui vérifie

$$\inf \left\{ \int_{X \times Y} c(x, y) d\gamma(x, y) \mid \gamma \in \Gamma(\mu, \nu) \right\}$$

Transport optimal: barycentres de Wasserstein

- ❖ L'espace de Wasserstein (sur \mathbb{R}^d), $P_2(\mathbb{R}^d)$ est par définition l'ensemble des mesures de probabilité sur \mathbb{R}^d , de second moment fini, muni de la métrique W_2 définie par le problème de transport optimal quadratique

$$W_2^2(\mu, \nu) := \inf \left\{ \int_{\mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d} |x - y|^2 d\gamma(x, y), \gamma \in \Pi(\mu, \nu) \right\}, \forall (\mu, \nu) \in \mathcal{P}_2(\mathbb{R}^d)^2$$

- ❖ $\Pi(\mu, \nu)$: l'ensemble des plans de transport entre μ et ν c'est-à-dire l'ensemble des mesures de probabilité sur $\mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d$ ayant μ et ν comme marginal
- ❖ Soient ν_1, \dots, ν_N des éléments $P_2(\mathbb{R}^d)$ et $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_N) \in \mathbb{R}^+ \times \mathbb{N}$ des poids positifs normalisés par $\sum_{i=1}^N \lambda_i = 1$, un barycentre dans l'espace de Wasserstein des mesures ν_i avec les poids λ_i est un minimiseur de

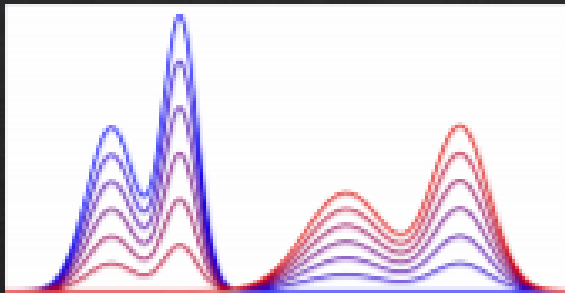
$$J_\lambda(\mu) := \sum_{i=1}^N \lambda_i W_2^2(\nu_i, \mu)$$

◇ Dans le cadre de cette étude on prendra $d=1$;il suffit donc de minimiser $\alpha W_2^2(v, \mu)$.

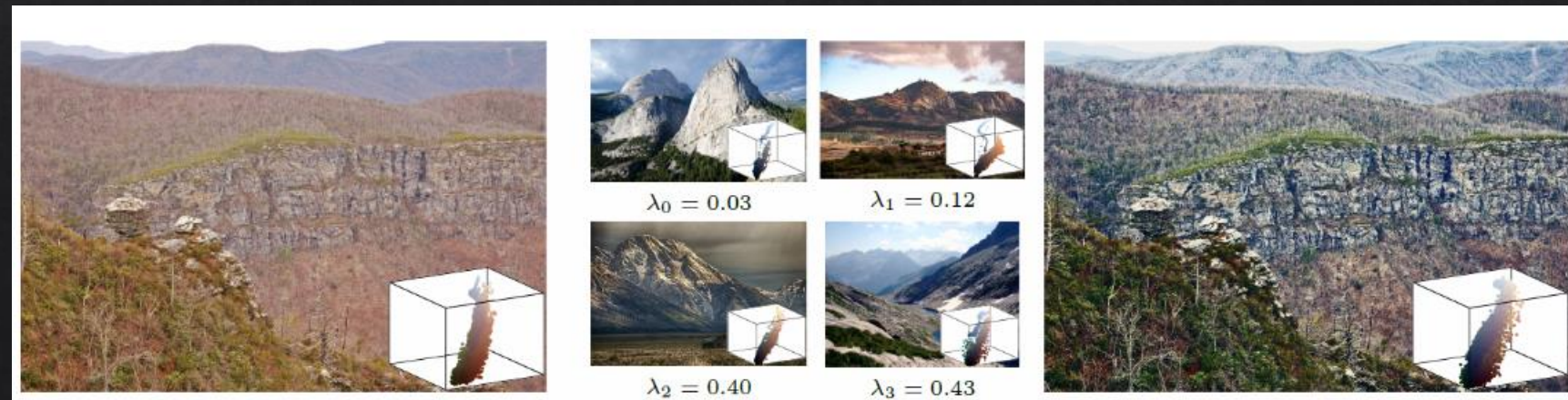
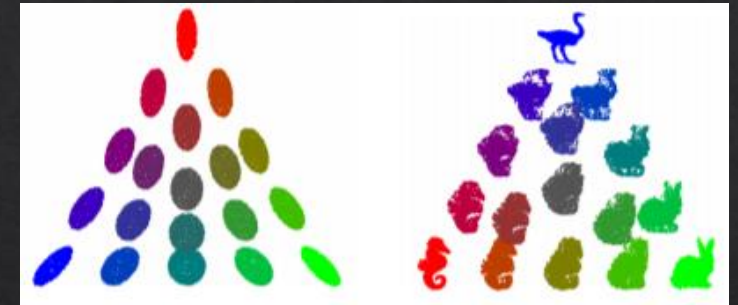
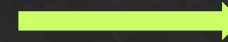
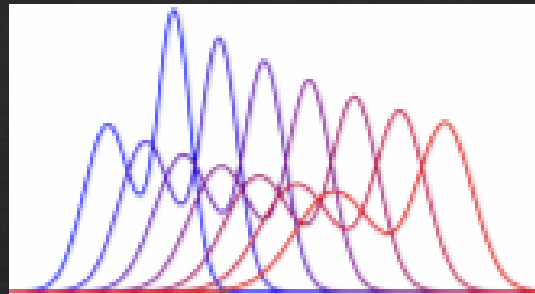
On considèrera le poids α comme le coefficient barycentrique

Applications :

Interpolation avec
L2



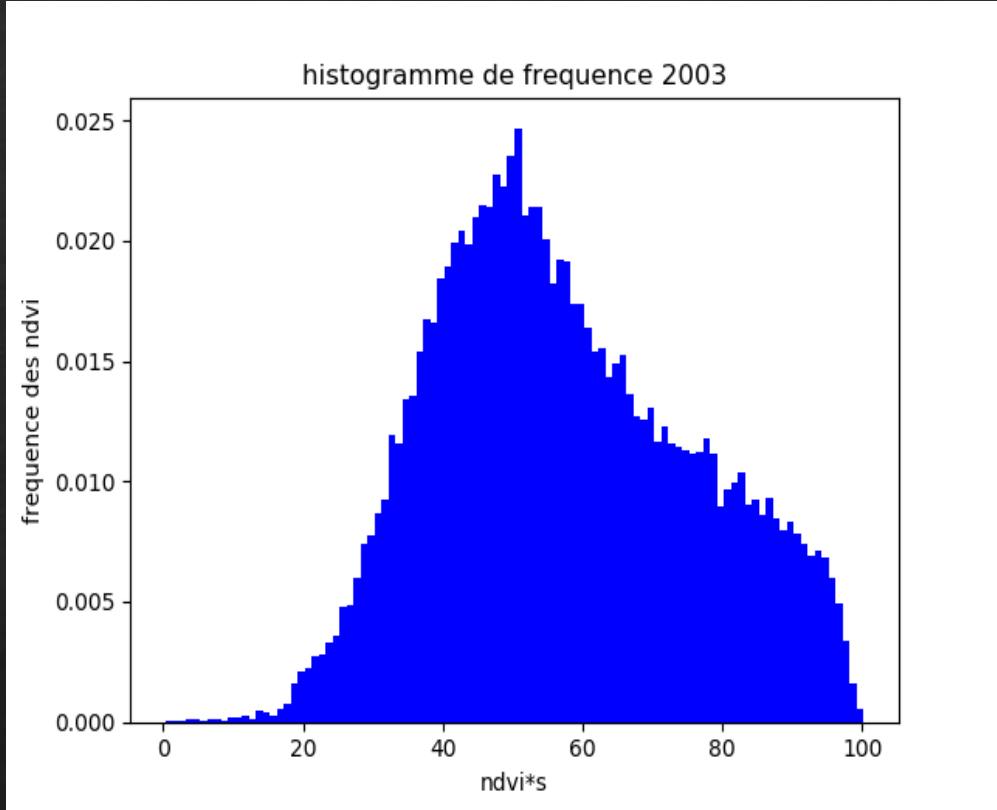
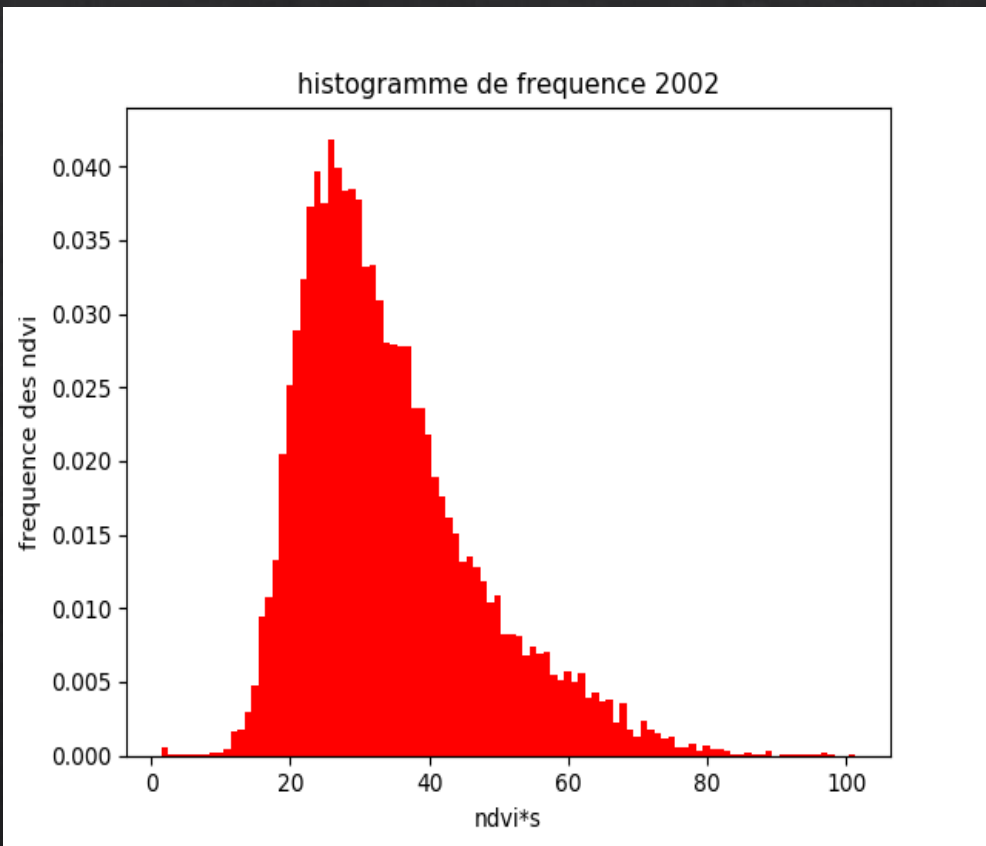
Interpolation de
Wasserstein



année	Rdt Blé dur Q/ha
2000	9.0
2001	12.0
2002	1.0
2003	24.0
2004	20.0
2005	21.0
2006	15.0
2007	22.0
2008	11.0
2009	17.0
2010	4.0
2011	19.0
2012	22.0
2013	7.0
2014	23.0
2015	13.6
2016	4.1
2017	19.3

Histogrammes de référence

Fréquence élevée pour des
valeurs élevées de NDVI



Fréquence élevée pour des
valeurs faibles de NDVI

Curve fit

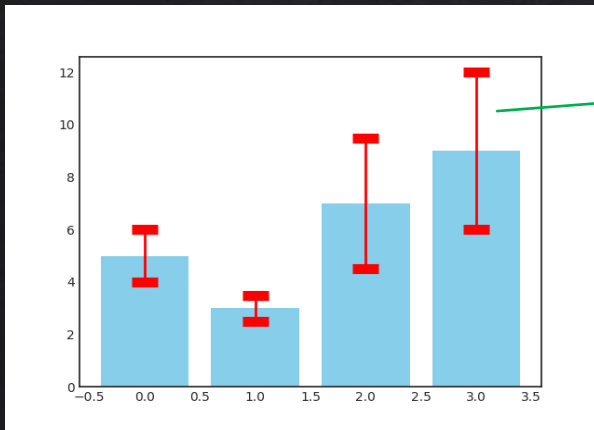
Ajustement non
linéaire

Donnée
réelle

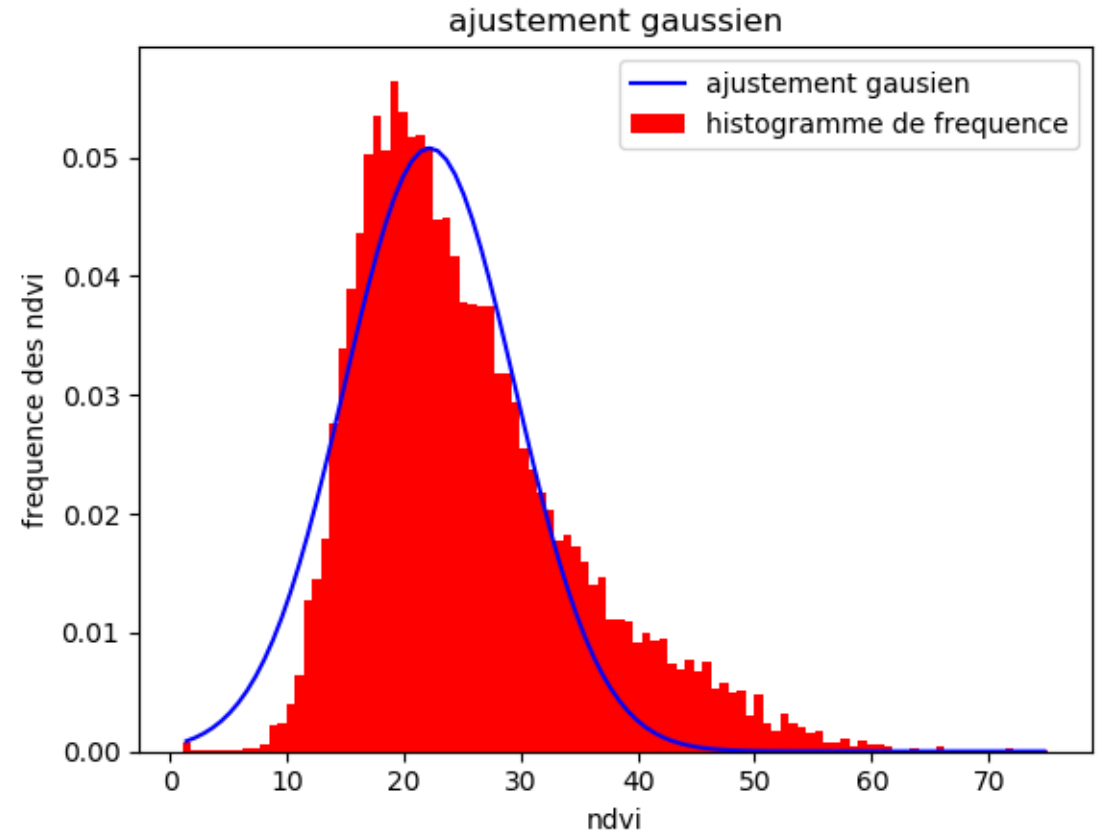
$$Ae^{\frac{(xi - \mu i)^2}{2\sigma^2}}$$

$$F(\mu, \sigma) = \sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i))^2$$

: recherche du minimum
de F en calculant sa
matrice hessienne

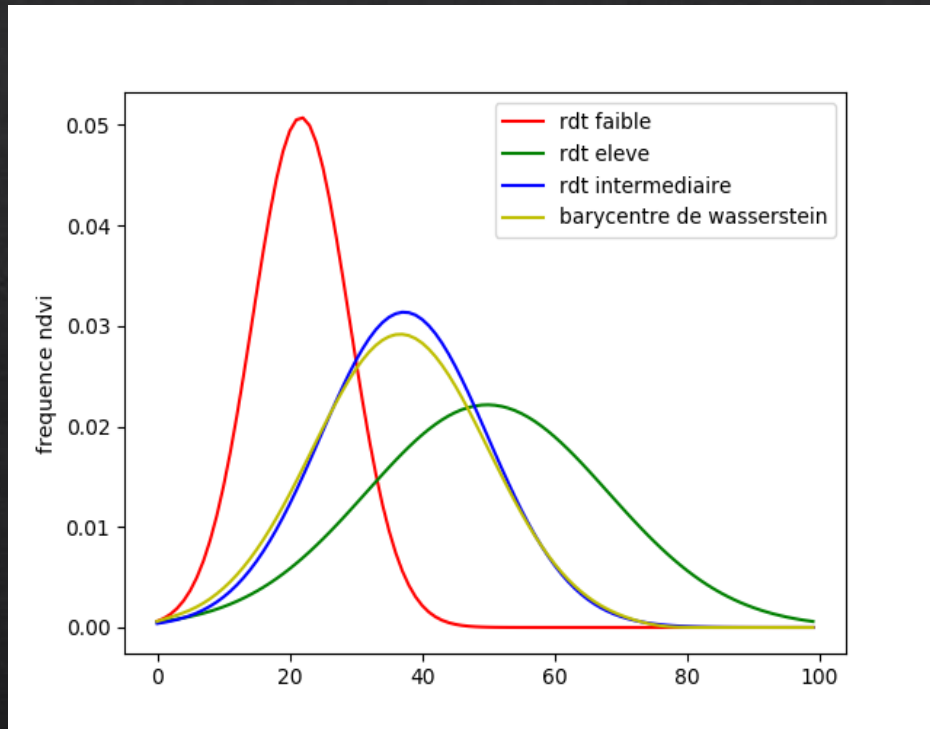


Barre d'erreur

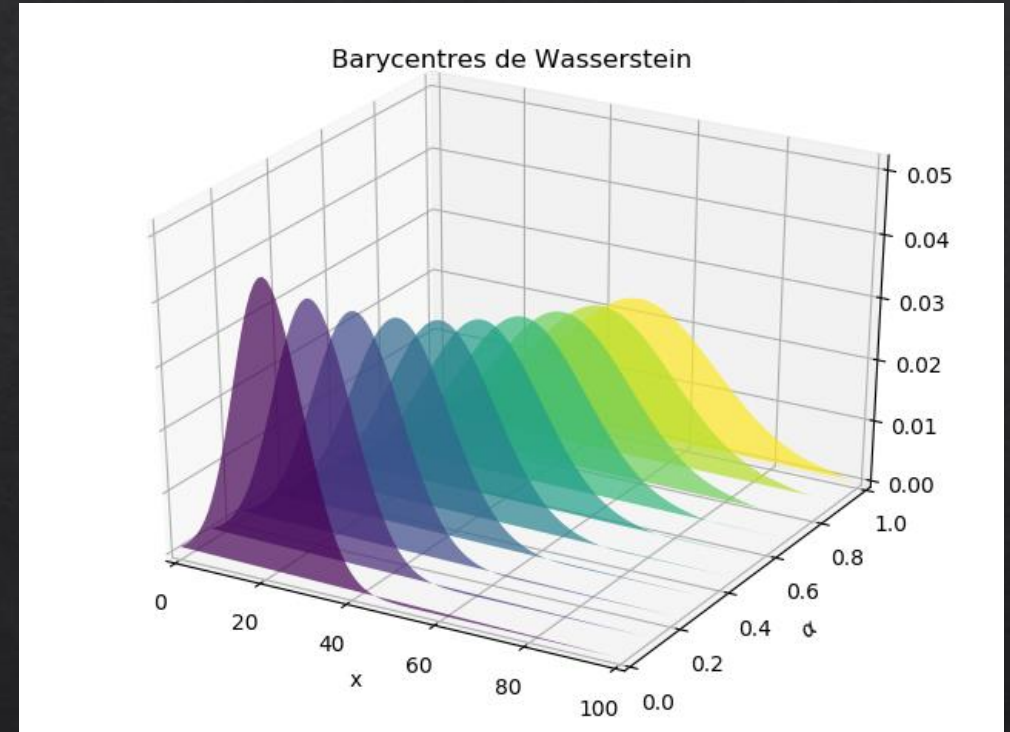


Approximation de
l'histogramme par une
gaussienne

Barycentres de Wasserstein



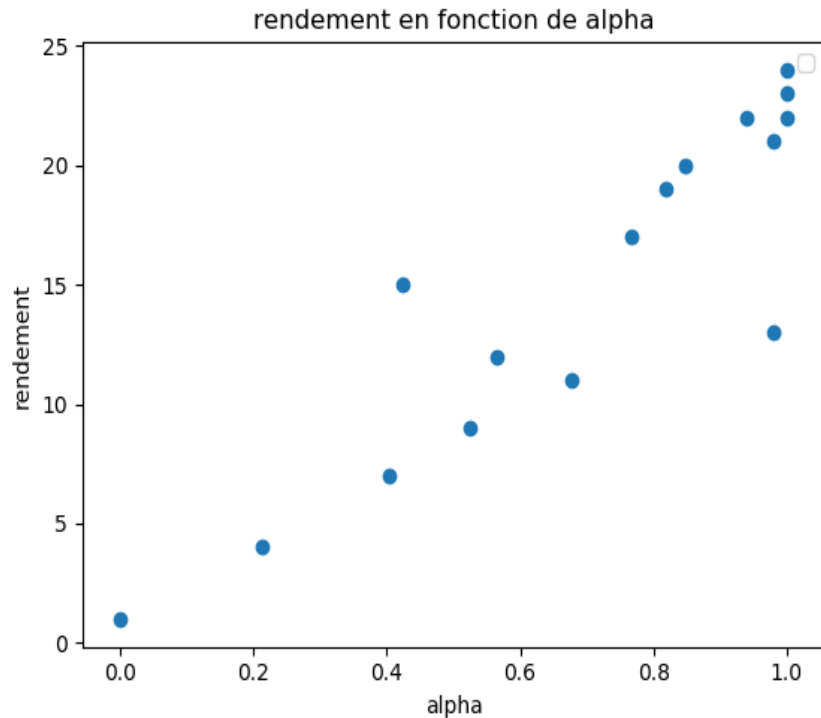
Détermination du barycentre le plus proche de la courbe intermédiaire



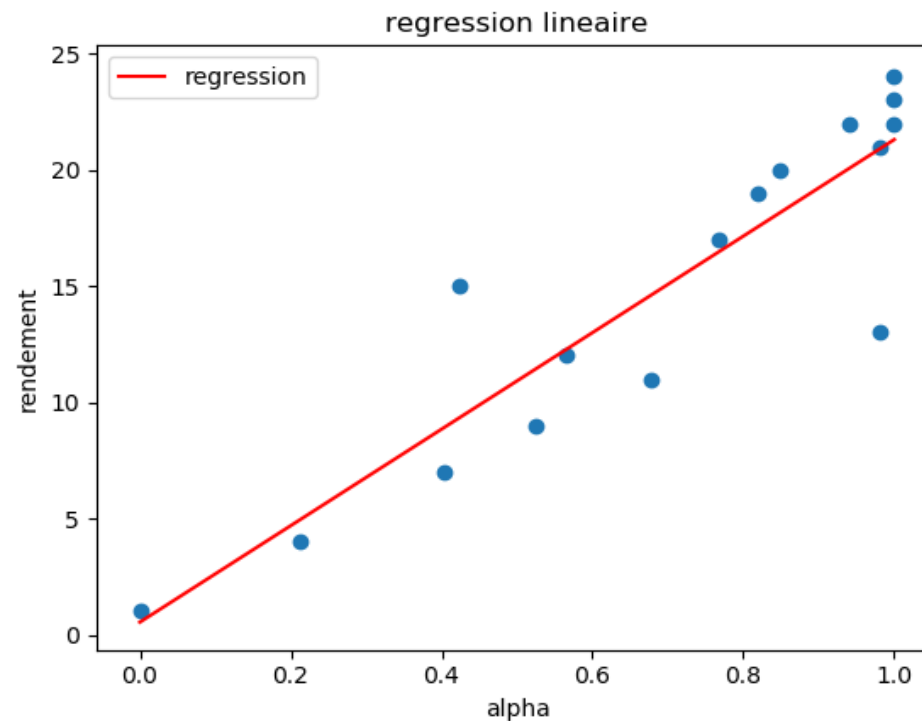
Interpolation barycentrique
Alpha représente le coefficient barycentrique

Le but est de déterminer les alpha de toutes les courbes de la base en cherchant le barycentre de Wasserstein le plus proche de chaque courbe

Rendement en fonction des coefficients barycentriques

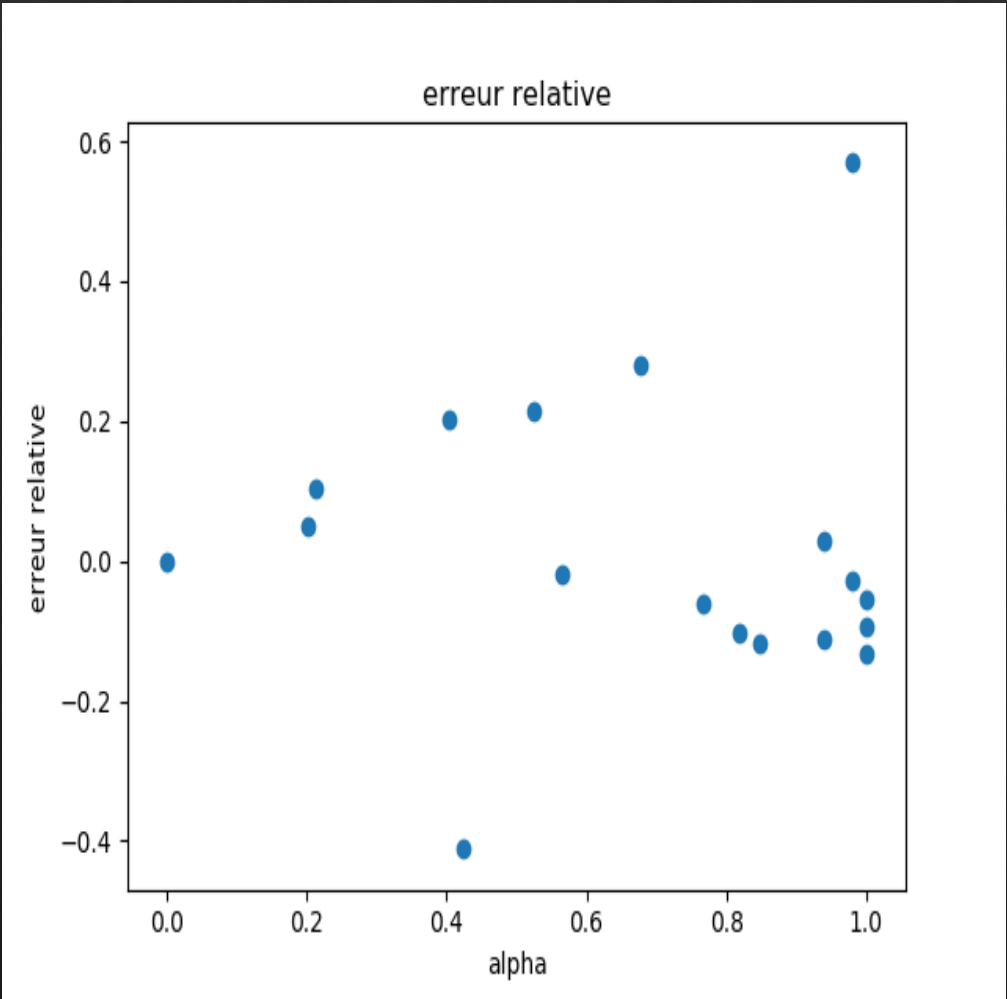


1



2

image du point par la droite – valeur mesurée
|valeur mesurée|



Moyenne de |erreur| :10.2%

Prévisions

	Alpha	Rdt réel Q/ha	Rdt simulé Q/ha
Année 2016	0.2020202	4.100	4.195
Année 2017	0.93939393	19.300	19.508

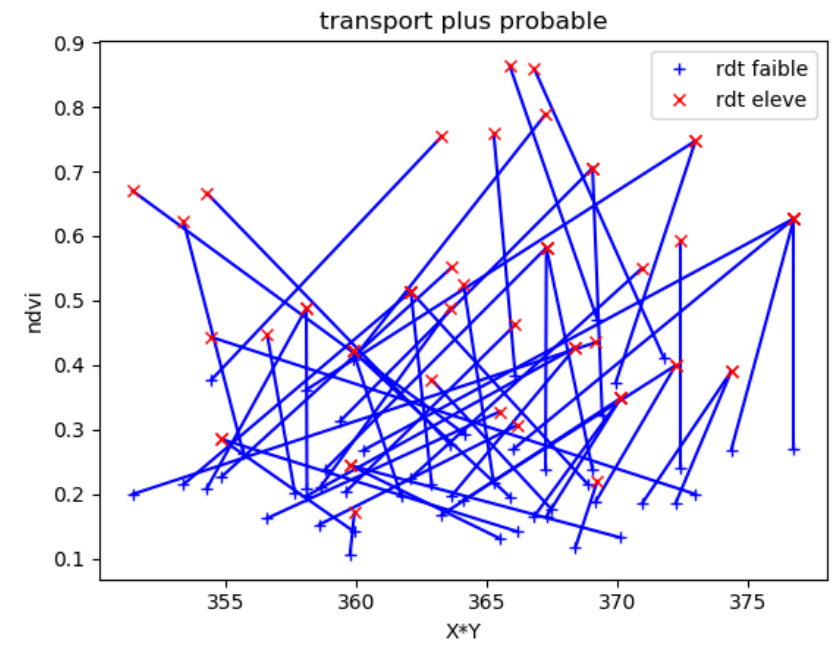
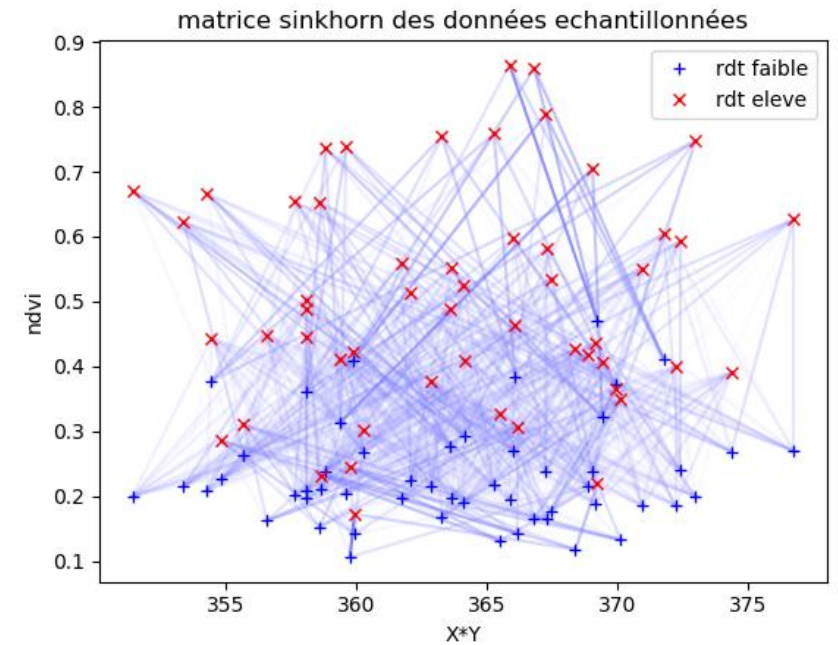
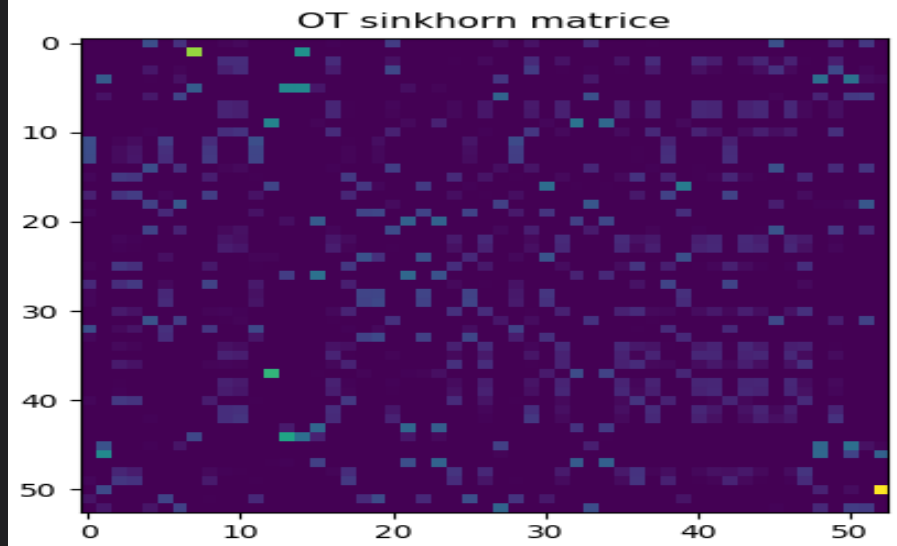
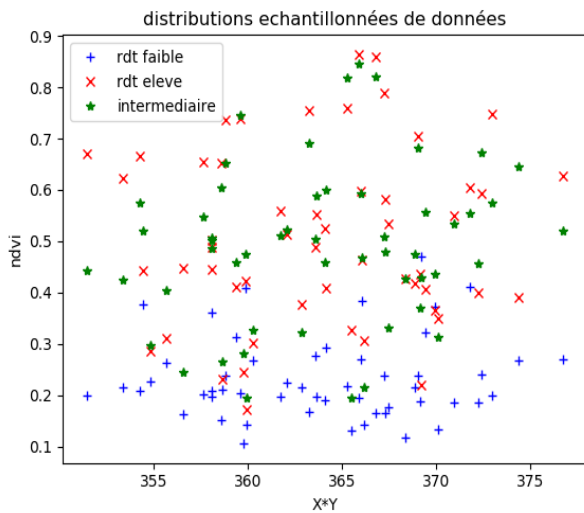


Erreur année 2016	Erreur année 2017
2.32%	1.07%

Transport entre distributions empiriques

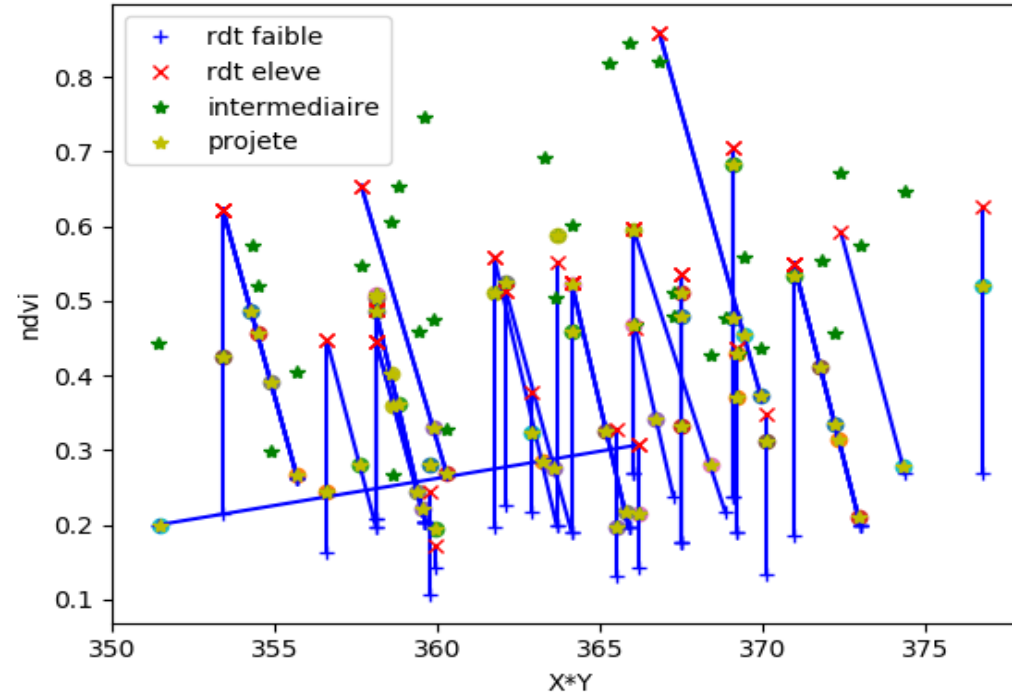
Distribution empirique
des données réelles

Les droites les plus sombres
représentent le transport le
plus probable



Extraction
des droites

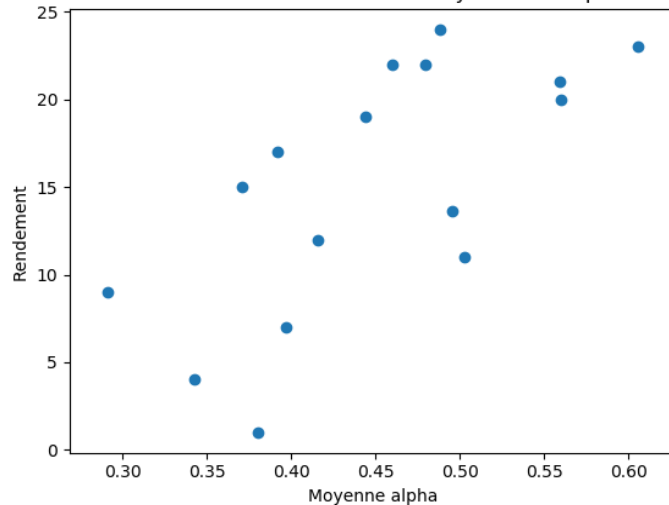
position des points intermediaires par rapport aux autres



1

Projection sur
la droite la plus
proche

Rendement en fonction de la moyenne des alpha

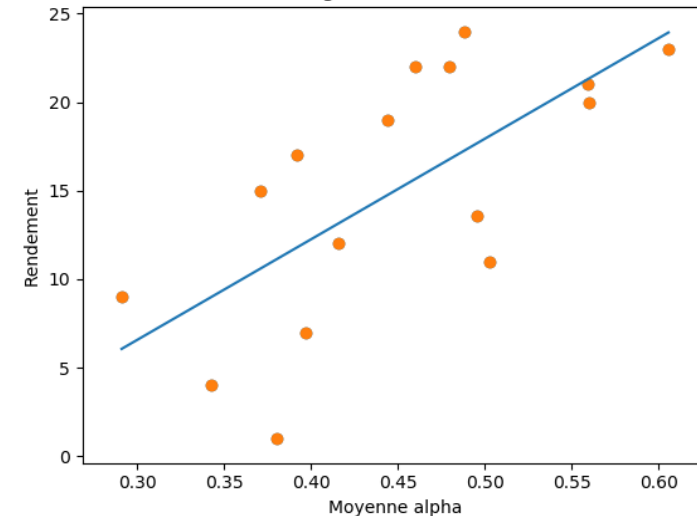


2

Alpha est la
distance entre le
projeté au point
appartenant à la
distribution
intermédiaire et le
point de
rendement faible

13

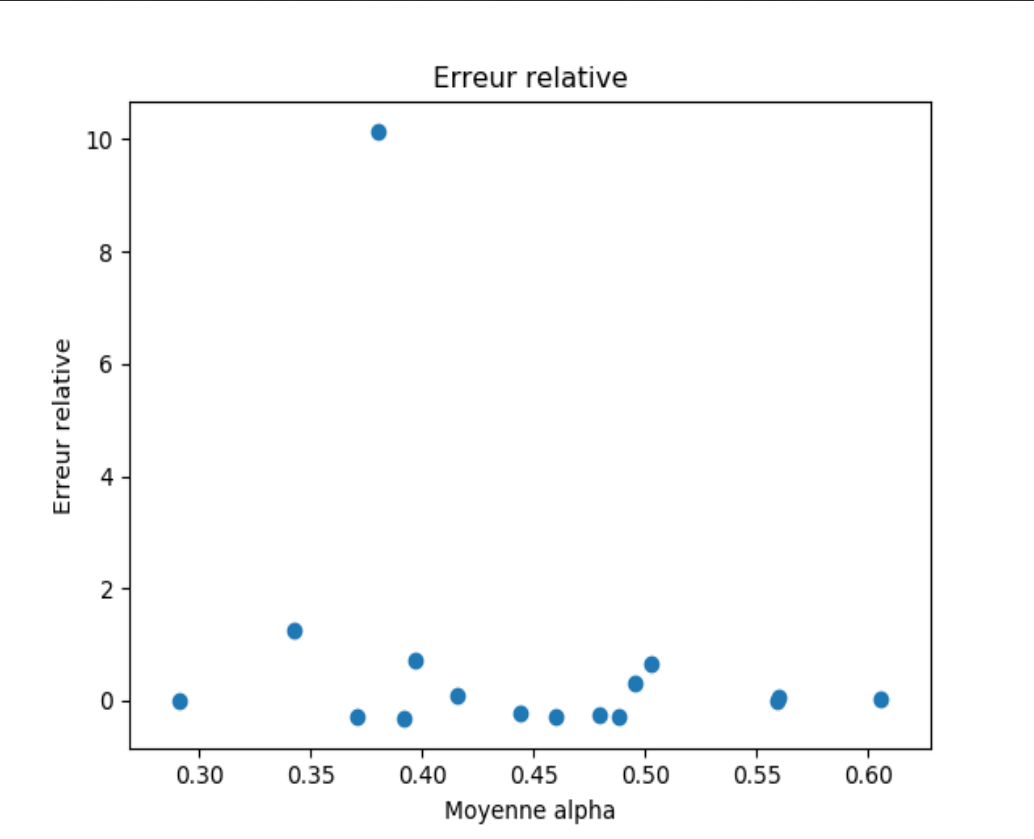
Regression lineaire



3

Régression
linéaire

image du point par la droite – valeur mesurée
|valeur mesurée|



Moyenne de |erreur| :82,4%

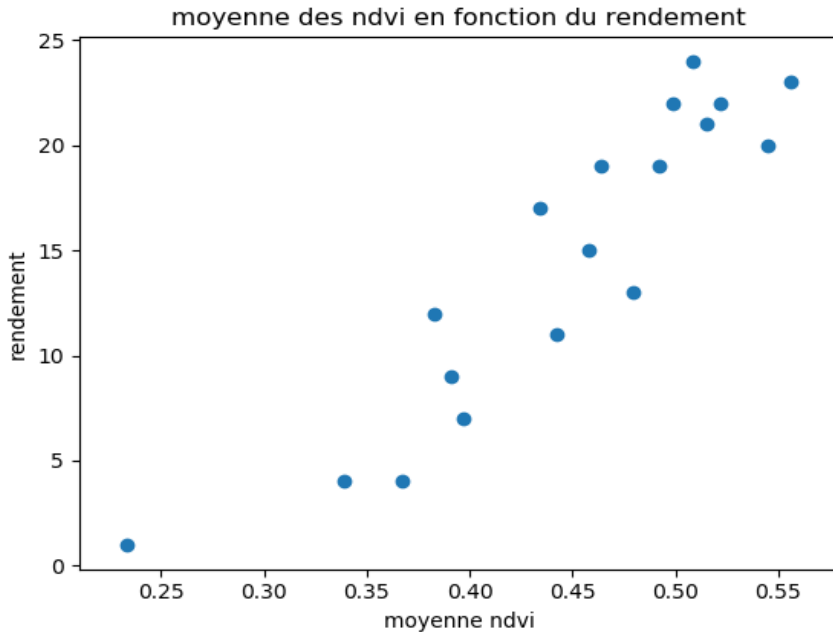
Prévisions

	Moyenne alpha	Rdt réel Q/ha	Rdt simulé Q/ha
Année 2016	0.32942849	4.1000	9.3007
Année 2017	0.41315749	19.3000	15.0559

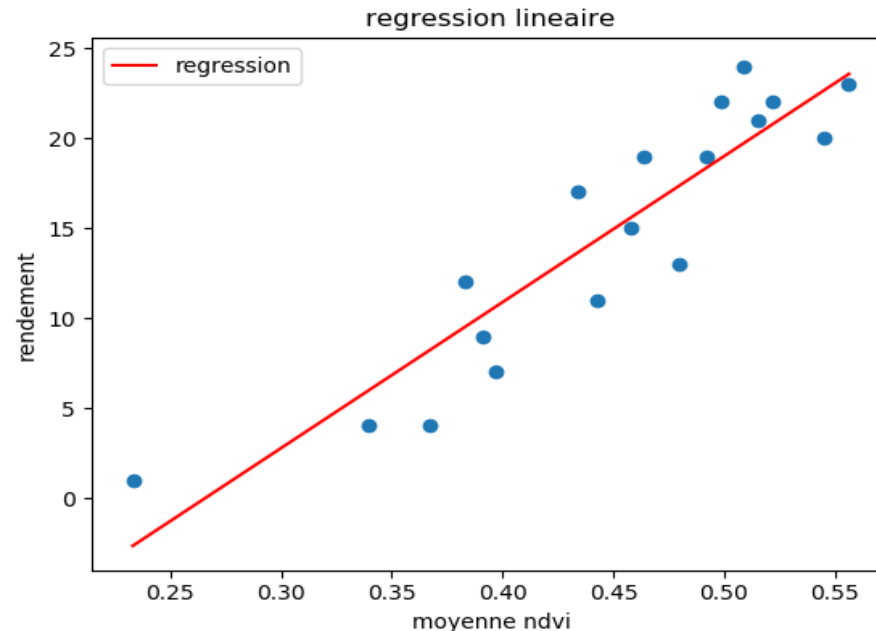


Erreur année 2016	Erreur année 2017
101,3%	32,5%

Rendement en fonction de la moyenne des NDVI

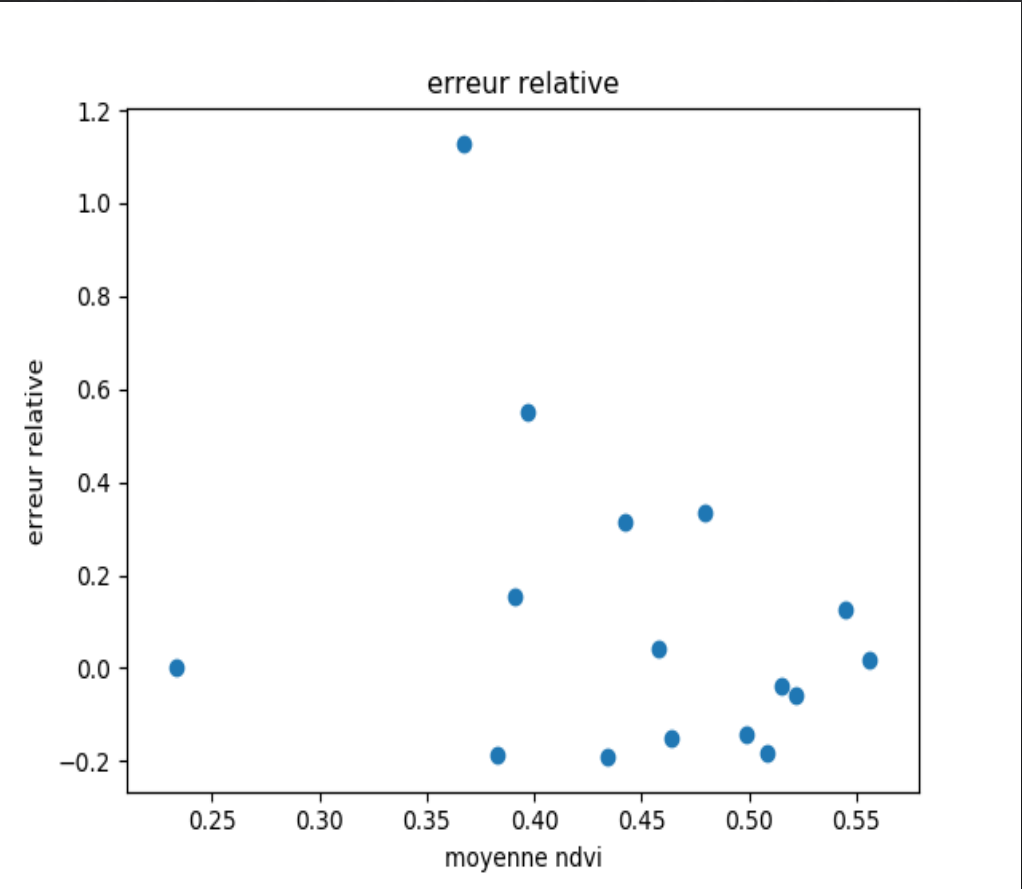


1 Rendement moyen de chaque année en fonction des moyennes des NDVI correspondants



2 Ajustement linéaire des points obtenus

image du point par la droite – valeur mesurée
|valeur mesurée|



Moyenne de |erreur|:10,7%

Prévisions

	moyenne NDVI	Rdt réel Q/ha	Rdt simulé Q/ha
Année 2016	0.3392905581	4.100	6.305
Année 2017	0.4923113120	19.300	18.363



Erreur année 2016	Erreur année 2017
53.7%	4.8%

Comparaison des résultats/Conclusion

Méthode du barycentre de
Wasserstein 1D

Erreur année 2016	Erreur année 2017
2,32%	1,07%

Moyenne de |erreur| : 10,2%

C'est la méthode la plus précise

Méthode du transport entre
données empiriques

Erreur année 2016	Erreur année 2017
101,3%	32,5%

Moyenne de |erreur| : 82,4%

Méthode de la moyenne des
NDVI

Erreur année 2016	Erreur année 2017
53%	4,8%

Moyenne de |erreur| : 10,7%

Programmes informatiques

```
1 import numpy as np
2 import pandas as pd
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 from scipy.optimize import curve_fit
5 dataset = pd.read_excel("hitogram_mod13q1_200081_to201897_mod.xlsx", sheet_name="histogram_mod13q1_zaghouan")
6 type(dataset["Unnamed: 1"].values)
7 f=dataset.iloc[3:,8].values
8 l=[]
9 for i in range(len(f)):
10     if f[i][0]=='0' and f[i][1]=='.':
11         l.append(float(f[i]))
12 n=len(l)
13 k=[l[i]*134 for i in range(len(l))]
14 kk= plt.hist(k,100,normed=1,color='blue')
15 plt.title('histogramme de frequence 2003')
16 plt.xlabel("ndvi*s")
17 plt.ylabel("frequence des ndvi")
18 plt.show()
19 x = (kk[1][:-1] + kk[1][1:])/200
20 plt.show()
21 k=list(kk[0])
22 mean = sum(x*k)
23 sigma = sum(k*(x - mean)**2)
24 def gauss(x, a, x0, sigma):
25     return a*np.exp(-(x-x0)**2/(2*sigma**2))
26 popt,pcov = curve_fit(gauss, x, k, p0=[1, mean, sigma] )
27 plt.plot(x*100, gauss(x, *popt), label='ajustement gaussien',color='red')
28 plt.title('ajustement gaussien')
29 plt.xlabel("ndvi")
30 plt.ylabel("frequence des ndvi")
31 plt.legend()
32 plt.show()
```

Traçage des
histogrammes de
référence et ajustement
gaussien

```

1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 from scipy.spatial.distance import cdist
4 n = 100
5 x = np.arange(n, dtype=np.float64)
6 def gauss_fonction(x, a, x0, sigma):
7     return a*np.exp(-(x-x0)**2/(2*sigma**2))
8 list1=[0.05075076,21.70256786,7.29220092]
9 list2=[2.21551895e-02,4.98199892e+01,1.82610047e+01]
10 list3=[3.13771210e-02,3.72675660e+01,1.26022234e+01]
11 a1=gauss_fonction(x,*list1)
12 a2=gauss_fonction(x,*list2)
13 a3=gauss_fonction(x,*list3)
14 plt.plot(x,a1,'r',label="rdt faible")
15 plt.plot(x,a2,'g',label="rdt eleve ")
16 plt.plot(x,a3,'b',label="rdt intermediaire ")
17 A = np.vstack((a1, a2)).T
18 n_distributions = A.shape[1]
19 def distance_euclidienne(X, Y, squared=False):
20     XX = np.einsum('ij,ij->i', X, X)[: , np.newaxis]
21     YY = np.einsum('ij,ij->i', Y, Y)[np.newaxis, :]
22     distance = np.dot(X, Y.T)
23     distance *= -2
24     distance += XX
25     distance += YY
26     np.maximum(distance, 0, out=distance)
27     if X is Y:
28         distance.flat[::distance.shape[0] + 1] = 0.0
29 return distance if squared else np.sqrt(distance, out=distance)
30 def dist(x1, x2=None, metric='sqeuclidean'):
31     if x2 is None:
32         x2 = x1
33     if metric == "sqeuclidean":
34         return distance_euclidienne(x1, x2, squared=True)
35     return cdist(x1, x2, metric=metric)
36 def dist0(n, method='lin_square'):
37     res = 0
38     if method == 'lin_square':
39         x = np.arange(n, dtype=np.float64).reshape((n, 1))
40         res = dist(x, x)
41     return res

```

1/3

Traçage des
courbes de
références et la
courbe
intermédiaire
et
détermination
du barycentre
le plus proche

```

42 M = dist0(n)
43 M /= M.max()
44 def Barregeometrique(poids, toutesdistribT):
45     assert(len(poids) == toutesdistribT.shape[1])
46     return np.exp(np.dot(np.log(toutesdistribT), poids.T))
47 def Moyennegeometrique(toutesdistribT):
48     return np.exp(np.mean(np.log(toutesdistribT), axis=1))
49 def barycentre(A, M, reg, poids=None, numItermax=1000,
50               stopThr=1e-4, verbose=False, log=False):
51     #retourne le barycentre de wasserstein pour un poids donné
52     if poids is None:
53         poids = np.ones(A.shape[1]) / A.shape[1]
54     else:
55         assert(len(poids) == A.shape[1])
56     if log:
57         log = {'err': []}
58     K = np.exp(-M / reg)
59     cpt = 0
60     err = 1
61     UKv = np.dot(K, np.divide(A.T, np.sum(K, axis=0)).T)
62     u = (Moyennegeometrique(UKv) / UKv.T).T
63     while (err > stopThr and cpt < numItermax):
64         cpt = cpt + 1
65         UKv = u * np.dot(K, np.divide(A, np.dot(K, u)))
66         u = (u.T * Barregeometrique(poids, UKv)).T / UKv
67         if cpt % 10 == 1:
68             err = np.sum(np.std(UKv, axis=1))
69             if log:
70                 log['err'].append(err)
71             if verbose:
72                 if cpt % 200 == 0:
73                     print(
74                         '{:5s}|{:12s}'.format('It.', 'Err') + '\n' + '-' * 19)
75                     print('{:5d}|{:8e}|'.format(cpt, err))
76     if log:
77         log['niter'] = cpt
78     return Barregeometrique(poids, UKv), log
79 else:
80     return Barregeometrique(poids, UKv)
81 reg = 1e-3
82 def diffmax(l1,l2):

```

2/3

```

82 def diffmax(l1,l2):
83     #retourne en valeur absolue la difference maximale de deux listes
84     M=0
85     for i in range(100):
86         if abs(l1[i]-l2[i])>M:
87             M=abs(l1[i]-l2[i])
88     return(M)
89 n_alpha = 100
90 alpha_list = np.linspace(0, 1, n_alpha)
91 def w(i):
92     #retourne le barycentre relatif à i
93     B_wass = np.zeros(n_alpha)
94     alpha = alpha_list[i]
95     poids = np.array([1 - alpha, alpha])
96     B_wass = barycentre(A, M, reg, poids)
97     return(B_wass)
98 def proche(l1) :
99     #retourne l'indice dans alpha_list de l'alpha de la courbe la plus proche
100     m=diffmax(l1,w(0))
101     a=0
102     for i in range(100):
103         if diffmax(l1,w(i))<m:
104             m=diffmax(l1,w(i))
105             a=i
106     return(a)
107 print(alpha_list[proche(a3)])
108 plt.plot(x,w(proche(a3)), 'y', label="barycentre de wasserstein")
109 plt.legend()
110 plt.ylabel("frequence ndvi")
111 plt.show()

```

3/3

Interpolation barycentrique

```

1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 import matplotlib.pylab as pl
4 from matplotlib.collections import PolyCollection
5 from scipy.spatial.distance import cdist
6 n = 100
7 x = np.arange(n, dtype=np.float64)
8 def gauss_fonction(x, a, x0, sigma):
9     return a*np.exp(-(x-x0)**2/(2*sigma**2))
10 list1=[0.05075076,21.70256786,7.29220092]
11 list2=[2.21551895e-02,4.98199892e+01,1.82610047e+01]
12 a1=gauss_fonction(x,*list1)
13 a2=gauss_fonction(x,*list2)
14 A = np.vstack((a1, a2)).T
15 n_distributions = A.shape[1]
16 def distance_euclidienne(X, Y, squared=False):
17     XX = np.einsum('ij,ij->i', X, X)[: , np.newaxis]
18     YY = np.einsum('ij,ij->i', Y, Y)[np.newaxis, :]
19     distance = np.dot(X, Y.T)
20     distance *= -2
21     distance += XX
22     distance += YY
23     np.maximum(distance, 0, out=distance)
24     if X is Y:
25         distance.flat[::distance.shape[0] + 1] = 0.0
26     return distance if squared else np.sqrt(distance, out=distance)
27 def dist(x1, x2=None, metric='sqeuclidean'):
28     if x2 is None:
29         x2 = x1
30     if metric == "sqeuclidean":
31         return distance_euclidienne(x1, x2, squared=True)
32     return cdist(x1, x2, metric=metric)
33 def dist0(n, method='lin_square'):
34     res = 0
35     if method == 'lin_square':
36         x = np.arange(n, dtype=np.float64).reshape((n, 1))
37         res = dist(x, x)
38     return res
39 M = dist0(n)
40 M /= M.max()
41 def Barregeometrique(poids, toutesdistribT):

```

1/3


```

42 assert(len(poids) == toutesdistribT.shape[1])
43 return np.exp(np.dot(np.log(toutesdistribT), poids.T))
44 def Moyennegeometrique(toutesdistribT):
45     return np.exp(np.mean(np.log(toutesdistribT), axis=1))
46 def barycentre(A, M, reg, poids=None, numItermax=1000,
47               stopThr=1e-4, verbose=False, log=False):
48     #retourne le barycentre de wasserstein pour un poids donné
49     if poids is None:
50         poids = np.ones(A.shape[1]) / A.shape[1]
51     else:
52         assert(len(poids) == A.shape[1])
53     if log:
54         log = {'err': []}
55     K = np.exp(-M / reg)
56     cpt = 0
57     err = 1
58     UKv = np.dot(K, np.divide(A.T, np.sum(K, axis=0)).T)
59     u = (Moyennegeometrique(UKv) / UKv.T).T
60     while (err > stopThr and cpt < numItermax):
61         cpt = cpt + 1
62         UKv = u * np.dot(K, np.divide(A, np.dot(K, u)))
63         u = (u.T * Barregeometrique(poids, UKv)).T / UKv
64         if cpt % 10 == 1:
65             err = np.sum(np.std(UKv, axis=1))
66             if log:
67                 log['err'].append(err)
68             if verbose:
69                 if cpt % 200 == 0:
70                     print(
71                         '{:5s}|{:12s}'.format('It.', 'Err') + '\n' + '-' * 19)
72                     print('{:5d}|{:8e}|'.format(cpt, err))
73         if log:
74             log['niter'] = cpt
75         return Barregeometrique(poids, UKv), log
76     else:
77         return Barregeometrique(poids, UKv)
78 reg = 1e-3
79 n_alpha = 10
80 alpha_list = np.linspace(0, 1, n_alpha)
81 B_l2 = np.zeros((n, n_alpha))
82 B_wass = np.copy(B_l2)

```

2/3

```

78 reg = 1e-3
79 n_alpha = 10
80 alpha_list = np.linspace(0, 1, n_alpha)
81 B_l2 = np.zeros((n, n_alpha))
82 B_wass = np.copy(B_l2)
83 for i in range(0, n_alpha):
84     alpha = alpha_list[i]
85     poids = np.array([1 - alpha, alpha])
86     B_l2[:, i] = A.dot(poids)
87     B_wass[:, i] = barycentre(A, M, reg, poids)
88 cmap = pl.cm.get_cmap('viridis')
89 verts = []
90 zs = alpha_list
91 for i, z in enumerate(zs):
92     ys = B_wass[:, i]
93     verts.append(list(zip(x, ys)))
94 ax = pl.gcf().gca(projection='3d')
95 poly = PolyCollection(verts, facecolors=[cmap(a) for a in alpha_list])
96 poly.set_alpha(0.7)
97 ax.add_collection3d(poly, zs=zs, zdir='y')
98 ax.set_xlabel('ndvi')
99 ax.set_xlim3d(0, 100)
100 ax.set_ylabel('alpha')
101 ax.set_ylim3d(0, 1)
102 ax.set_zlabel('frequence ndvi')
103 ax.set_zlim3d(0, B_l2.max() * 1.01)
104 pl.title('Barycentres de Wasserstein')
105 fig, ax = plt.subplots()
106 pl.tight_layout()
107 pl.show()

```

3/3

```

1 import pandas as pd
2 import numpy as np
3 from math import sqrt
4 import matplotlib.pyplot as plt
5 import matplotlib.pyplot as plt
6 from scipy.spatial.distance import cdist
7 dataset = pd.read_excel("hitogram_mod13q1_200081_to201897_mod.xlsx",sheet_name="histogram_mod13q1_zaghovan")
8 type(dataset["Unnamed: 1"].values)
9 xy= dataset.iloc[3::1000,1:3].values
10 z1=dataset.iloc[3::1000,8].values
11 z2=dataset.iloc[3::1000,10].values
12 z3=dataset.iloc[3::1000,38].values
13 Z1,Z2,X,Y,Z3=[],[],[],[],[]
14 for i in range(len(z1)):
15     if z1[i][0]=='0' and z1[i][1]=='.' and z2[i][0]=='0' and z2[i][1]=='.':
16         X.append(float(xy[i][0]))
17         Y.append(float(xy[i][1]))
18         Z1.append(float(z1[i]))
19         Z2.append(float(z2[i]))
20         Z3.append(float(z3[i]))
21 X = np.array(X).reshape(len(X),1)
22 Y = np.array(Y).reshape(len(Y),1)
23 Z1 = np.array(Z1).reshape(len(Z1),1)
24 Z2 = np.array(Z2).reshape(len(Z2),1)
25 Z3 = np.array(Z3).reshape(len(Z3),1)

```

1/5

```

443 def sinkhorn(a, b, M, reg, method='sinkhorn', numItermax=1000,
444             stopThr=1e-9, verbose=False, log=False, **kwargs):
445     if method.lower() == 'sinkhorn':
446         def sink():
447             return sinkhorn_knopp(a, b, M, reg, numItermax=numItermax,
448                                   stopThr=stopThr, verbose=verbose, log=log, **kwargs)
449     elif method.lower() == 'greenkhorn':
450         def sink():
451             return greenkhorn(a, b, M, reg, numItermax=numItermax,
452                               stopThr=stopThr, verbose=verbose, log=log)
453     elif method.lower() == 'sinkhorn_stabilized':
454         def sink():
455             return sinkhorn_stabilized(a, b, M, reg, numItermax=numItermax,
456                                         stopThr=stopThr, verbose=verbose, log=log, **kwargs)
457     elif method.lower() == 'sinkhorn_epsilon_scaling':
458         def sink():
459             return sinkhorn_epsilon_scaling(
460                 a, b, M, reg, numItermax=numItermax,
461                 stopThr=stopThr, verbose=verbose, log=log, **kwargs)
462     else:
463         print('Warning : unknown method using classic Sinkhorn Knopp')
464
465     def sink():
466         return sinkhorn_knopp(a, b, M, reg, **kwargs)
467     return sink()
468 Gs = sinkhorn(a, b, M, lambda)
469 A=np.einsum('ij,ij->i',X,Y)
470 def plot2D(xs, xt,A, G, thr=1e-8, **kwargs):
471     if ('color' not in kwargs) and ('c' not in kwargs):
472         #trace Les graphes de transport entre Les points
473         kwargs['color'] = 'k'
474     mx = G.max()
475     for i in range(len(xs)):
476         for j in range(len(xt)):
477             if G[i, j] / mx > thr:
478                 plt.plot([A[i], A[j]], [xs[i],xt[j]],
479                          alpha=G[i, j] / mx, **kwargs)
480 def maxx(xs, xt,A, G, thr=1e-8, **kwargs):
481     if ('color' not in kwargs) and ('c' not in kwargs):
482         kwargs['color'] = 'k'

```

2/5

Algorithme de la
distribution empirique de
données

```

523     x=(y3*(y2-y1)+x3*(x2-x1)-(y2-y1)*y1+(((y2-y1)**2)*x1)/(x2-x1))/((x2-x1)+(((y2-y1)**2)/(x2-x1)))
524     y=(y3*(y2-y1)+x3*(x2-x1)-(x2-x1)*y1+(((x2-x1)**2)*y1)/(y2-y1))/((y2-y1)+(((x2-x1)**2)/(y2-y1)))
525     return([x,y])
526 def dist_drt(x,y,x1,y1,x2,y2):
527     if x1==x2:
528         return(abs(x1-x))
529     else:
530         a=(y2-y1)/(x2-x1)
531         b=y1-a*x1
532         return(abs(a*x+y+b/np.sqrt(a*a+1)))
533         #distance d'un point à une droite definie par 2
534         #points de coordonnées (x1,y1) et(x2,y2)
535 def position(A,Z1,Z2,Z3,G, thr=1e-8):
536     X1,X2=[],[]
537     posy=[]
538     posx=[]
539     mx = G.max()
540     for i in range(n):
541         m=300
542         for j in range(n):
543             for k in range(n):
544                 l=projt(A[i],Z3[i],A[j],Z1[j],A[k],Z2[k])
545                 if dist_drt(A[i],Z3[i],A[j],Z1[j],A[k],Z2[k])<m and G[j, k] / mx > thr and \
546                     abs((dist_pt(l[0],l[1],A[j],Z1[j])+dist_pt(l[0],l[1],A[k],Z2[k]))-dist_pt(A[j],Z1[j],A[k],Z2[k]))<=0.1:
547                     #il faut que le projet appartienne à la droite et soit entre les deux points
548                     m=dist_drt(A[i],Z3[i],A[j],Z1[j],A[k],Z2[k])
549                     jj=j
550                     kk=k
551             X1.append(jj)
552             X2.append(kk)
553             posx.append(projt(A[i],Z3[i],A[jj],Z1[jj],A[kk],Z2[kk])[0])
554             posy.append(projt(A[i],Z3[i],A[jj],Z1[jj],A[kk],Z2[kk])[1])
555     return(posx,posy,X1,X2)
556 a,b,c,d=position(A,Z1,Z2,Z3,Gs, thr=1e-8)
557 plt.figure(6)
558 aa,bb,cc,dd=[],[],[],[]
559 for i in range(n):
560     plt.plot([A[c[i]], A[d[i]]], [Z1[c[i]],Z2[d[i]] ],'b')
561     plt.scatter(a[i],b[i])
562     aa.append(A[c[i]])
563     bb.append(Z1[c[i]])

```

3/5

```

483     mx = G.max()
484     l1=[]
485
486     for i in range(len(xs)):
487         a=0
488         for j in range(len(xt)):
489             if G[i, j] / mx > thr and abs(G[i, j] / mx)>a:
490                 a=G[i, j] / mx
491                 b=j
492
493         l1.append(b)
494     return(l1)
495 plt.figure(3)
496 plt.imshow(Gs, interpolation='nearest')
497 plt.title('OT sinkhorn matrice')
498 plt.figure(4)
499 plot2D(Z1, Z2,A, Gs, color=[.5, .5, 1])
500 plt.plot(A,Z1, '+b', label='rdt faible')
501 plt.plot(A,Z2, 'xr', label='rdt eleve')
502 plt.legend()
503 plt.title('matrice sinkhorn des données echantillonnées')
504 plt.xlabel("X*Y")
505 plt.ylabel("ndvi")
506 plt.figure(5)
507 l=maxx(Z1, Z2,A, Gs, color=[.5, .5, 1])
508 for i in range(n):
509     plt.plot([A[i],A[l[i]]],[Z1[i],Z2[l[i]]])
510 plt.title('transport plus probable')
511 plt.xlabel("X*Y")
512 plt.ylabel("ndvi")
513 plt.scatter(A,Z1,'b')
514 plt.scatter(A,Z2,'r')
515 def dist_pt(x1,y1,x2,y2):
516     return(np.sqrt((x2-x1)**2+(y2-y1)**2))
517     #distance entre 2 points
518 def projt(x3,y3,x1,y1,x2,y2):
519     #retourne les coordonnées du projete
520     if x1==x2:
521         return([x1,y3])
522     else:

```

4/5

```

562 for i in range(n):
563     plt.plot([A[c[i]], A[d[i]]], [Z1[c[i]],Z2[d[i]] ],'b')
564     plt.scatter(a[i],b[i])
565     aa.append(A[c[i]])
566     bb.append(Z1[c[i]])
567     cc.append(A[d[i]])
568     dd.append(Z2[d[i]])
569 plt.plot(aa,bb,'+b',label='rdt faible')
570 plt.plot(cc,dd,'xr',label='rdt eleve')
571 plt.plot(A,Z3,'*g',label='intermediaire')
572 plt.plot(a,b,'*y',label='projete')
573 plt.title('position des points intermediaires par rapport aux autres')
574 plt.xlabel("X*Y")
575 plt.ylabel("ndvi")
576 plt.legend()
577 moy=0
578 for i in range(n):
579     moy+=dist_pt(a[i],b[i],A[c[i]],Z1[c[i]])/n
580 print(moy)

```

5/5

Régression linéaire

```

35 l1 = np.array(l1).reshape(3,1)
36 l2 = np.array(l2).reshape(3,1)
37 plt.scatter(l,k)
38 reglin = LinearRegression()
39 reglin.fit(l1,l2)
40 reglin = LinearRegression()
41 reglin.fit(l1,l2)
42 x = list(sorted(l1))
43 y = reglin.predict(x)
44 plt.plot(x, y,label='regression')
45 plt.scatter(l,k)
46 plt.title('regression lineaire')
47 plt.xlabel("moyennes alpha")
48 plt.ylabel("rendement")
49 plt.show()
50 plt.figure(3)
51 def droite(l):
52     kk=[0]
53     a=0
54     for i in range (1,len(l)):
55
56         kk.append((l[i]*float(reglin.coef_)+float(reglin.intercept_)-k[i])/k[i])
57         a+=(l[i]*float(reglin.coef_)-k[i])/k[i]
58     print(abs(a)/len(kk))
59     return(kk)
60 z=droite(l)
61 plt.scatter(l,z)
62 plt.title('erreur relative')
63 plt.xlabel("moyenne alpha")
64 plt.ylabel("erreur relative")
65 plt.show()

```