

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Introduction et motivations

et motivation

Tests de

validation

Fonction booth Fonction rastrigi

Etude paramétriqu

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

Influence de paramètres PSO

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Projet de fin de semestre 2, MAM3

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Polytech Nice Sophia

29 mai 2020



M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Introduction et motivations

et motivation

Tests de validation

Fonction booth Fonction rastrigin

Etude paramétriqu

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum Influence de 1 Introduction et motivations

2 Algorithme

3 Tests de validation

Fonction booth

■ Fonction rastrigin

4 Etude paramétrique himmelblau

 Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

■ Influence de paramètres PSO

5 Conclusion

6 Annexes



M'éthode d'optimisation par Essaims

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume &

Introduction et motivations

Influence de la taille

3/35 ----

de particules

Dubes Hugo

1 Introduction et motivations

Fonction booth

■ Fonction rastrigin

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers

■ Influence de paramètres PSO



M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Introduction et motivations

Algorithma

Tests de validation

Fonction booth Fonction rastrig

Etude paramétriqu himmelblau

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum Influence de

£35 - L....

Introduction

Notre projet consiste à étudier l'optimisation par essaim particulaire (PSO). L'optimisation est un moyen mathématique permettant de modéliser et résoudre des problèmes numériques en minimisant ou maximisant des fonctions sur un ensemble. Elle est omniprésente dans tous les domaines et ne cesse d'évoluer depuis Euclide. La méthode PSO va permettre de faire converger une fonction vers un ou plusieurs points que l'on appelle optimums. Ce projet sera codé sous Python.



M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Introduction et motivations

Tests de

Fonction booth

Etude paramétriqu

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum Influence de

5/35

Motivations

Pour la résolution de nombreux problèmes, il est difficile de trouver une solution déterministe en un temps raisonnable. C'est donc pour cela que nous faisons appel à des méthodes dites métaheuristiques. Une métaheuristique est un algorithme d'optimisation dont le but est de résoudre un problème difficile. Cet algorithme va tendre vers un optimum global de la fonction etudiée. Ces méthodes sont souvent utilisées car elles sont généralistes et sont adaptables pour tout type de problèmes d'optimisation.



M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Introduction et motivations

Tests de

Fonction booth

Etude paramétriqu

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum Influence de

6/35

Élements de la PSO

Pour appliquer la PSO il faut définir un espace de recherche constitué de particules et une fonction objectif à optimiser. Le principe de l'algorithme est de déplacer ces particules afin qu'elles trouvent *l'optimum*.



M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Introduction et motivations

Tests de

Fonction booth

Etude paramétriqu

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

Influence de paramètres PSC

Vers ma meilleure performance Vers la meilleure performance de mes informatrices Position actuelle Nouvelle position vitesse actuelle



M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

et motivation

Algorithme

validation

Fonction rastrigin

paramétriqu

paramétrique himmelblau

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

Influence de paramètres PSC

1 Introduction et motivations

2 Algorithme

- 3 Tests de validation
 - Fonction booth
 - Fonction rastrigin
- 4 Etude paramétrique himmelblau
 - Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum
 - Influence de paramètres PSO
- 5 Conclusion
- 6 Annexes



Algorithme

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

et motivation

Algorithme

Tests de validation

Fonction booth Fonction rastrigi

Etude paramétriqu

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum Influence de Fonction f

- X est un vecteur à 2 dimensions (x_1, x_2)

 $f: \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}$

 $(x_1,x_2) \mapsto f(x)$

Notre essaim contient N particules d'où X^i avec $0 < i \le N$ et on regarde le déplacement des points pour un temps k donné avec $0 < k \le K_{max}$



Algorithme

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Algorithme

Influence de la taille

10/35

Composantes qui définissent X_k

- V_k qui est la vitesse au point k
- pbestxi qui est la meilleure position de la particule
- $pbest = f(pbest_X)$ qui est le "personal best" de la particule
- best_X qui représente la meilleure position de toutes les particules
- $gbest = f(best_X)$ qui représente le minimum global

Calcul de la vitesse V_{k+1}

Présence des constantes ω, ϕ_1, ϕ_2

Présence de nombres aléatoires entre 0 et 1 U_1 et U_2

$$V_{k+1}^{i} = V_{k}^{i} + \phi_{1} * U_{1} * (pbest_{X} - X_{k}^{i}) + \phi_{2} * U_{2} * (best_{X} - X_{k}^{i})$$



Algorithme

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Algorithme

Influence de la taille

Calcul de la valeur $X_{\nu-1}^i$

 $X_{k+1}^{i} = X_{k}^{i} + V_{k}^{i}$

On a:

 X_{ν}^{i} : position de la ième particule au temps k

On génère X_0 et V_0 au début de notre programme avec $V_0=0$ pour toutes les particules



M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Tests de validation

12/35

Influence de la taille

3 Tests de validation

Fonction booth

Fonction rastrigin

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers

■ Influence de paramètres PSO



M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

et motivati

Algorithme

Tests de validation

Fonction booth Fonction rastrig

paramétriq

paramétriqu himmelblau

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum Influence de

13/35

Ces tests de validation nous permettent de vérifier que notre code fonctionne bien avec des fonctions quelconques. Parmi les tests de validation, nous avons choisi :

- La fonction Booth
- La fonction Rastrigin

Fonction booth

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Fonction booth

Influence de la taille

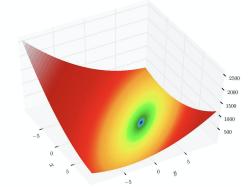
4/35

La fonction booth se définit ainsi :

$$f(x,y)=(x+2y-7)^2+(2x+y-5)^2$$

Son domaine de recherche est : $-10 < x_i < 10$

Son minimum global est: f(1,3)=0





Fonction booth

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

et motivations

Algorithm

Tests de

Fonction booth Fonction rastrig

Etude paramétriqu

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum Influence de

15/35

Paramètres

On choisit $\omega=$ 0.4, $\phi_1=$ 0.1 et $\phi_2=$ 0.9. On se place dans l'intervalle]-10; +10[

On prend 200 nombres de particules et le nombre d'itérations maximales Nmax=100.

Observations

Nous remarquons que notre erreur est proche de 0 ce qui signifie que l'on approche bien du minimum. De plus, toutes les particules convergent bien vers le minimum.



Fonction booth

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

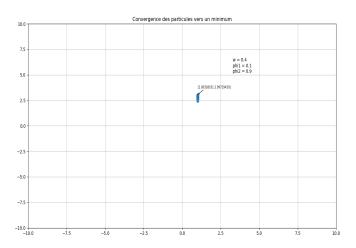
Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Fonction booth

Influence de la taille

16/35







Fonction rastrigin

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

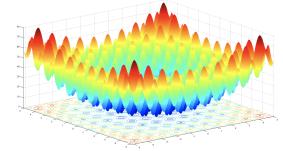
Nous avons étudié en deuxième fonction test la fonction rastri-

gin:

$$f(x)=An+\sum_{i=1}^{n}x_{i}^{2}-Acos(2\pi*x_{i})$$

Son domaine de recherche est : $-5.12 < x_i < 5.12$

Son minimum global est : f(0,...,0) = 0



Fonction rastrigin

Influence de la taille

17/35



Fonction rastrigin

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

et motivation

A1 51

Tests de

Fonction booth

Etude paramétriqu

himmelblau
Influence de la tai

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

Paramètres

On choisit $\omega=$ 0.4, $\phi_1=$ 0.1 et $\phi_2=$ 0.9. On se place dans l'intervalle]-5.12; +5.12[

On prend 200 nombres de particules et le nombre d'itérations maximales Nmax=100.

Observations

Nous remarquons que de même l'erreur est proche de 0 et toutes les particules convergents bien vers le minimum.



Fonction rastrigin

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

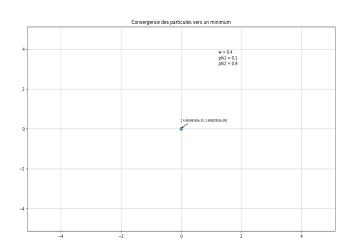
Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Fonction rastrigin

Influence de la taille

10/35







M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

20/35

Fonction booth

■ Fonction rastrigin

4 Etude paramétrique himmelblau

■ Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

Influence de paramètres PSO



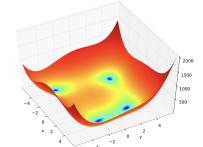
Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo Nous avons eu à étudier la fonction Himmelblau qui se définit ainsi :

$$f(x,y)=(x^2+y-11)^2+(x+y^2-7)^2$$

Son domaine de recherche est : -5 <



et motivation

Algorithme

l'ests de validation

Fonction pootn

Etude paramétriqu

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

Influence

21/35 Jusion



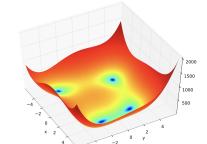
Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Ses minimums glogaux sont :

Min
$$= \begin{cases} f(3.0, 2.0) = 0.0 \\ f(-2.805118, 3.131312) = 0.0 \\ f(-3.779310, -3.283186) = 0.0 \\ f(3.584428, -1.848126) = 0.0 \end{cases}$$



Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un



Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

```
M'éthode
d'optimisation
par Essaims
de particules
Dougnac Jade
& Barnetche
```

```
Dougnac Jade
& Barnetche
Carine &
Bricout
Guillaume &
Dubes Hugo
```

et motivation

Algorithme

Tests de validation

Fonction booth Fonction rastrigi

Etude paramétrique himmelblau

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum Influence de

Influence de paramètres PSC

```
Taille de l'essaim : 5

Erreur = [0.5504019058187315, 0.012993849576906857]

Taille de l'essaim : 50

Erreur = [0.02052687082602933, 0.0016952323161176786]

Taille de l'essaim : 500

Erreur = [0.00018530695694352062, 6.842553463970447e-05]
```

Analyse des valeurs

En prenant 100 itérations, on remarque que la distance entre le minimum de l'essaim et le minimum théorique réduit fortement (avec un facteur > 10) et que lorsque l'on prend une taille de l'essaim de 500, on a une erreur qui se rapproche de 10^{-6} pour les y ce qui nous montre donc que la taille de l'essaim possède une influence importante sur la convergence de la fonction. En effet, au plus elle augmente, au plus on obtient un résultat précis.



Influence de paramètres PSO

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Algorithme

Algorithm

Tests de validation

Fonction booth Fonction rastrig

Etude paramétriqu himmelblau

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un

Influence de paramètres PSO

Introduction

Pour une meilleure compréhension nous avons fait l'étude en regardant autour du minimum atteint en (3,2). Nous obtenons des résultats similaires pour les autres minimums.

Paramètres fixes

Nous avons dans un premier temps fixés les paramètres $\omega = 0.4$, $\phi_1 = 0.1$ et $\phi_2 = 0.9$.

Avec ces paramètres tous les points convergents vers un minimum de la fonction et se retrouvent sur le minimum à la dernière itération.



Influence de paramètres PSO

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

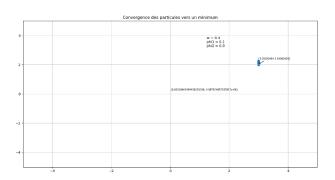
Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Influence de la taille

Influence de naramètres PSO 25/35

Résultat obtenu

Voici ce que l'on obtient (sur chaque graphique on a affiché l'erreur entre le minimum de l'essaim obtenu et le minimum théorique).





Influence de paramètres PSO

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Variation de ϕ_1

Après avoir fixé $\omega=0.4$ et $\phi_2=0.9$, nous avons fait varier phi1 en le faisant augmenter à chaque fois et on observe le résultat à la fin de la dernière itération. Voici ce qu'on obtient pour ϕ_1 =1.

Convergence des particules vers un minimum

w = 0.4
phil = 0.9
phi

Introduction et motivations

et motivation

Tests de

Fonction booth

Etude

himmelblau
Influence de la taille

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

Influence de paramètres PSO

26/35 Jusion



Influence de paramètres PSO

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

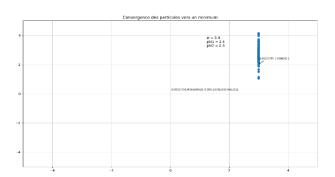
Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Influence de la taille

Influence de paramètres PSO 27/35

Résultat obtenu

Voici ce qu'on obtient pour ϕ_1 =2.5





Influence de paramètres PSO

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Influence de la taille

Influence de paramètres PSO 28 / 35

Observations

On remarque qu'au fur et à mesure que nous augmentons ϕ_1 , les points sont de plus en plus dispersés autour d'un minimum. Ainsi en augmentant ϕ_1 on augmente l'influence du « personal best » sur le chemin parcouru par les particules, ce qui fait qu'elles se dispersent un peu plus.

Cependant, quelle que soit la valeur de ϕ_1 , nous arrivons toujours à afficher le minimum exact (le $best_x$), on a donc toujours convergence des particules de manière plus ou moins éparpillées vers le minimum.



M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Introduction et motivations

Algorithma

Tests de validation

Fonction booth

paramétriqu

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

Influence de paramètres PSC

1 Introduction et motivations

2 Algorithme

3 Tests de validation

Fonction booth

■ Fonction rastrigin

4 Etude paramétrique himmelblau

 Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

■ Influence de paramètres PSO

5 Conclusion

6 Annexes



Conclusion

M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

et motiva

Algorithm

rests de validation

Fonction booth Fonction rastrigi

Etude paramétriqu

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum Influence de L'optimisation par essaim de particules est une nouvelle méta-heuristique très efficace car, à partir de peu de modifications, elle permet la résolution d'un grand nombres de problèmes. De plus, elle fournit de très bons résultats pour des applications d'optimisation discrète alors qu'elle est définie à la base pour des problèmes d'optimisation continue.



M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Influence de la taille

■ Fonction booth

■ Fonction rastrigin

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers

■ Influence de paramètres PSO

Annexes



M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

et motivation

Algorithme

Tests de validation

Fonction rastrigin

paramétriqu

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un ontimum

Influence de paramètres PSC

```
import matplotlib
matplotlib.use('TkAgg')
import numpy as np
import random
import matplotlib.animation as animation
from matplotlib import pyplot as plt
#Fonction de HTMMFIBLAU
def f(x, y):
    return (x **2+ y - 11)**2 + (x + y**2 - 7)**2
.....
#FONCTIONS UTILISEES POUR LE TEST DE VALIDATION
#Fonction de RASTRIGIN
def f(x,v):
    return 20 + x * x + y * y - 10 * (np.cos(2 * np.pi * x) + np.cos(2 * np.pi * y))
#Fonction de BOOTH
def f(x,y):
    return (x+2*y-7)**2+(2*x+y-5)**2
Nmax = 100
nbparticules = 200
ndim = 2
phi1 = 0.1
phi2 = 0.9
W = 0.4
```



M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

et motivations

Tests de

Fonction booth

Fonction rastrigi

paramétriqu

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un

Influence de paramètres PSC

```
def PSO():
    TNTTTAL TSATTON
   #X et V sont des tableaux à trois dimensions, vides dans un premier temps
   \#X[i] contient la position des points (X[i] = (x[i], y[i]) au temps i
   #V[i] contient la vitesse au temps i
   X = np.empty((Nmax + 1, nbparticules, ndim))
   V = np.empty((Nmax + 1, nbparticules, ndim))
   #le premier élement de X contiendra nparticules points (x,y) pris au hasard compris entre -5 et 5
   X[0] = np.random.uniform(-5, 5, (nbparticules, 2))
   #Le premier élement de V est un tableau contentant des zeros de dimension obparticules x 2
   V[0] = np.zeros((nbparticules, 2))
    #pbest X = la meilleure position de la particule
   #pbest = f(pbest X), c'est le "personnal best"
   #On les initialise avec la position de départ
   pbest = f(X[0][0][0], X[0][0][1])
   pbest_X = np.array(X[0][0][0], X[0][1][1])
   #best X est la meilleure position de toutes les particules
   #abest = f(best X), c'est le "alobal best"
   best X = np.array([X[0][0][0], X[0][0][1]])
   gbest = f(X[0][0][0], X[0][0][1])
    iterations = []
```



M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

ntroduction

Tests de

validatio

Fonction rastrig

Etude

paramétrique himmelblau

Influence de la taille de l'essaim sur la convergence vers un optimum

Influence de paramètres PSC

```
ALGORITHME
    for k in range(0,Nmax):
        for i in range(0, nbparticules):
            U1 = random.uniform(0, 1)
            U2 = random.uniform(0, 1)
            newV = w*V[k][i] + phi1 * U1 * (pbest X - X[k][i]) + phi2 * U2 * (best X - X[k][i])
            newX = X[k][i] + newV
            V[k + 1][i] = newV
            X[k + 1][i] = newX
            if (f(newX[0], newX[1]) < gbest):
                gbest = f(newX[0], newX[1])
                best X = newX
                pbest = f(newX[0], newX[1])
                pbest X = np.array(newX[0], newX[1])
    print('Minimum = ', best X)
    return X, best X
X.best X = PSO()
#On calcule l'erreur qui est la différence entre le minimum théorique
# et le minimum de que l'on a obtenu (position du "alobal best")
def erreur(best X):
    Erreur = []
    if (best X[0] < 0 and best X[1] > 0):
        Erreur.append(abs(-2.805118 - best X[0]))
        Erreur.append(abs(3.131312 - best X[1]))
    if (best X[0] < 0 and best X[1] < 0):
        Erreur.append(abs(-3,779310 - best X[0]))
        Erreur.append(abs(-3,283186 - best X[1]))
    if (best X[0] > 0 and best X[1] < 0):
        Erreur.append(abs(3.584428 - best X[0]))
        Erreur.append(abs(-1.848126 - best X[1]))
    if (best X[0] > 0 and best X[1] > 0):
        Erreur.append(abs(3.0 - best X[0]))
        Erreur.append(abs(2.0 - best X[1]))
    return Erreur
erreur=erreur(best X)
```



M'éthode d'optimisation par Essaims de particules

Dougnac Jade & Barnetche Carine & Bricout Guillaume & Dubes Hugo

Influence de la taille

35/35

```
MODEL TSATTON
On modélise la convergence des particules avec un graphique animé
fig = plt.figure()
ax = fig.add subplot(111)
ax.grid(True, linestyle='-', color='0.75')
ax.set xlim([-5, 5])
ax.set ylim([-5, 5])
scat = plt.scatter(X[0][:, 0], X[0][:, 1])
Y, Z = np.meshgrid([-5, 5], [-5, 5])
def anime(i):
    scat.set offsets(X[i])
    return scat.
anim = animation.FuncAnimation(fig, anime, frames=np.arange(0, Nmax, 1),
                              interval=100, repeat=False)
plt.title("Convergence des particules vers un minimum")
plt.text(1.2,3.2," w = 0.4 \ln phi1 = 0.1 \ln phi2 = 0.9")
plt.annotate(best X,
         xy=(best X[0],best X[1]), xycoords='data',
         xytext=(+0, +15), textcoords='offset points', fontsize=7,
         arrowprops=dict(arrowstyle="->", connectionstyle="arc3,rad=.2"))
plt.annotate(erreur,
         xy=(erreur[0],erreur[1]), xycoords='data',
         xytext=(+2, +10), textcoords='offset points', fontsize=7)
plt.show()
```