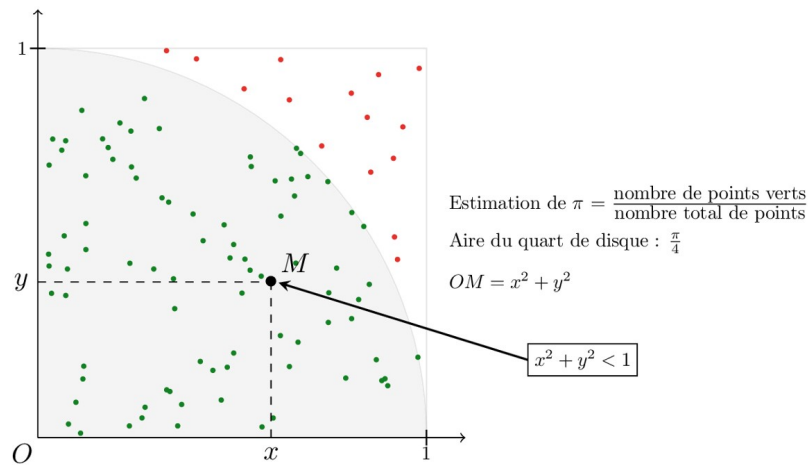


TP3 : SIMULATION DE MONTE CARLO ET INTERVALLE DE CONFIANCE



Koccou MINAGNIKPO

Février 2023

Table des matières

1	Introduction	3
2	Calcul de PI (π) par la methode de Monte Carlo	3
2.1	Valeur Pi (π)	3
2.2	Methode de Monte Carlo	3
2.3	Application de la Methode de Monte Carlo	3
3	Calcul d'expériences indépendantes et obtention de PI moyen	5
3.1	Algorithme et Résultats	5
4	La Simulation de Monte Carlo et l'intervalles de confiance	9
4.1	Rapel du Principe de l'intervalle de confiance	9
4.2	Algorithme utilisé et resultats des expériences	10
5	Conclusion	13

Table des figures

Figure 1 : Graphe montrant l'estimation de Pi	4
Figure2 : Loi de Student pour $\alpha = 0.01$	10

1 Introduction

Dans ce TP, nous aurons pour objectifs de tester l'approximation de la valeur numérique de π avec la méthode de Monte Carlo. Et pour réaliser cela, nous aurons à utiliser un bon générateur de nombres aléatoires tels que Mersenne Twister proposé par Matsumoto et découvert au TP 2. Ensuite nous terminerons par un examen de l'intervalle de confiance pour quantifier l'incertitude de cette estimation de π .

2 Calcul de π par la méthode de Monte Carlo

2.1 Valeur π

π est une constante mathématique qui représente le rapport entre la circonférence d'un cercle et son diamètre. C'est une valeur irrationnelle, ce qui signifie qu'elle ne peut pas être exprimée comme une fraction exacte, et qu'elle possède une infinité de décimales. Notons que la valeur de π est $\approx 3.1415926535\dots$ et la méthode Monte Carlo nous aidera à simuler cette valeur de π .

2.2 Méthode de Monte Carlo

La méthode de Monte Carlo est une technique de simulation numérique qui peut être utilisée pour estimer la valeur de π . L'idée de base est de générer des points aléatoires dans un carré et de compter combien de ces points se trouvent à l'intérieur d'un cercle inscrit dans le carré. En utilisant la proportion de points qui se trouvent à l'intérieur du cercle par rapport au nombre total de points, il est possible d'estimer la valeur de π .

2.3 Application de la Méthode de Monte Carlo

Pour cette partie, nous avons testé la méthode de **Monte Carlo** pour estimer la valeur de π en utilisant un nombre donné de points. Pour ce faire, on a testé notre code écrit avec les différents nombres de points, à savoir 1000, 1000000 et 1000000000.

L'algorithme suivi est le suivant :

Variables `nbr_points`, `i`, `inDisk`, `xr`, `yr`, `Pi` en Entier ou Flottant

Début

`inDisk` \leftarrow 0

Pour `i` \leftarrow 1 à `nbr_points`

`xr` \leftarrow `genrand_real1()`

`yr` \leftarrow `genrand_real1()`

Si `xr * xr + yr * yr` \leq 1 Alors `i`

`inDisk` \leftarrow `inDisk` + 1 FinSi

`i` Suivant

`Pi` \leftarrow (`inDisk` / `nbr_points`) * 4

Retourner `Pi`

Fin

- Si on teste pour 1000 points : la valeur de `Pi` \rightarrow 3.124000
- Si on teste pour 1000000 points : la valeur de `Pi` \rightarrow 3.144760
- Si on teste pour 1000000000 points : la valeur de `Pi` \rightarrow 3.141546

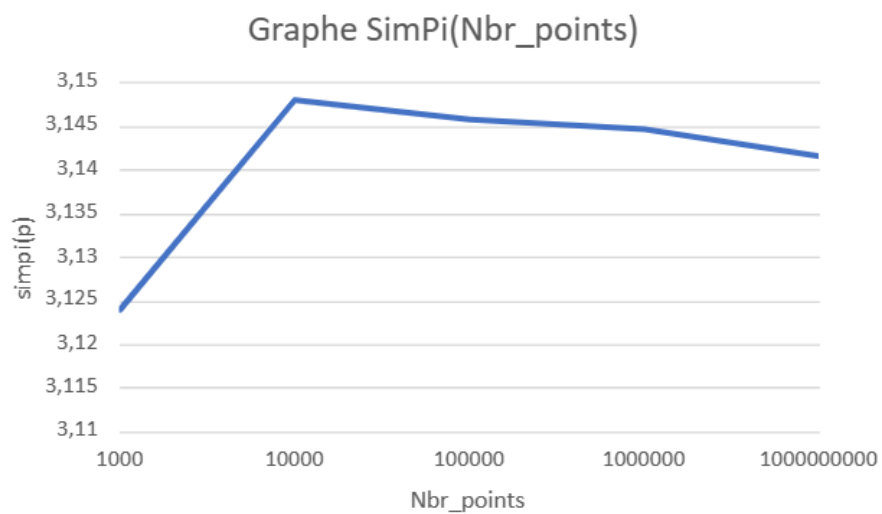


Figure 1 : Graphe montrant l'estimation de `Pi`

Constat : En augmentant le nombre de points générés, on obtient une estimation plus précise de la proportion de points à l'intérieur du cercle, et donc une estimation plus précise de la valeur de Pi (**avec** $\pi = 3.141592$). Cependant, il faut noter que l'augmentation du nombre de points générés entraîne également une augmentation du temps de calcul nécessaire pour exécuter l'algorithme.

3 Calcul d'expériences indépendantes et obtention de PI moyen

Dans cette partie, il nous est demandé de réaliser plusieurs expériences indépendantes pour estimer la valeur de PI en utilisant la fonction **simPi**. Pour chaque expérience, on utilise le même générateur de nombres pseudo-aléatoires pour générer les nombres aléatoires nécessaires à la simulation de PI. Ensuite, on réalise entre 10 et 40 expériences pour chaque valeur de nbPoints, qui peut prendre les valeurs 1000, 1000000 et 1000000000.

Ainsi pour chaque expérience, on stocke le résultat de l'estimation de PI dans un tableau. Une fois que toutes les expériences sont terminées, on calcule la moyenne des estimations de PI pour chaque valeur de nbPoints. Enfin, on calcule la différence entre la moyenne de nos estimations de PI et la valeur de PI exacte stockée dans la constante `M_PI` de la bibliothèque mathématique C. Cette différence doit être calculée à la fois en termes d'erreur absolue et d'erreur relative.

3.1 Algorithme et Résultats

L'algorithme utilisé pour réaliser cela est le suivant :

```

Variables nbr_points, i, inDisk, xr, yr, Pi en entier ou flottant :

Début

Pour chaque expérience :

inDisk  $\leftarrow$  0

Pour i de 1 à nbr_points

xr  $\leftarrow$  générer un nombre aléatoire entre 0 et 1

yr  $\leftarrow$  générer un nombre aléatoire entre 0 et 1

Si  $xr * xr + yr * yr \leq 1$  Alors

inDisk  $\leftarrow$  inDisk + 1

FinSi

FinPour Pi  $\leftarrow$  (inDisk / nbr_points) * 4

Stocker la valeur de Pi dans le tableau Tab_exp à l'indice correspondant à l'expérience en cours

FinPour pi_means  $\leftarrow$  0

Pour chaque expérience stockée dans le tableau Tab_exp :

pi_means  $\leftarrow$  pi_means + Tab_exp[i]

FinPour

pi_means  $\leftarrow$  pi_means / nb_exp

erreur_absolue  $\leftarrow$  valeur absolue de (pi_means - pi)

erreur_rel  $\leftarrow$  erreur_absolue / pi

Afficher "PI moyen = " + pi_means

Afficher "Erreur absolue = " + erreur_absolue

Afficher "Erreur relative = " + erreur_rel

Fin

```

Voici les resultats obtenues pour chaque expérience réalisé :

*** Test Experience_moyenne(Tab_ep, nb_exp) ***

Pour nb_exp=10 :

Nbr_point= 1000	Nbr_point = 1000000
PI moyen= 3.148000	PI moyen= 3.141286
Erreur absolue= 0.006407	Erreur absolue= 0.000307
Erreur relative= 0.002040	Erreur relative 0.000098

Nbr_point= 1000000000
PI moyen= 3.141563
Erreur absolue= 0.000030
Erreur relative= 0.000010

*** Test Experience_moyenne(Tab_ep, nb_exp) ***

Pour nb_exp= 20 :

Nbr_point= 1000	Nbr_point = 1000000
PI moyen= 3.140200	PI moyen= 3.141137
Erreur absolue= 0.001393	Erreur absolue= 0.000456
Erreur relative= 0.000443	Erreur relative 0.000145

Nbr_point= 1000000000
PI moyen= 3.141586
Erreur absolue= 0.000007
Erreur relative= 0.000002

*** Test Experience_moyenne(Tab_ep, nb_exp) ***

Pour nb_exp= 30 :

Nbr_point= 1000	Nbr_point = 1000000
PI moyen= 3.139733	PI moyen= 3.141142
Erreur absolue= 0.001859	Erreur absolue= 0.000450
Erreur relative= 0.000592	Erreur relative = 0.000143

Nbr_point= 1000000000
PI moyen= 3.141584
Erreur absolue= 0.000008
Erreur relative= 0.000003

*** Test Experience_moyenne(Tab_ep, nb_exp) ***

Pour nb_exp= 40 :

Nbr_point= 1000	Nbr_point = 1000000
PI moyen= 3.142400	PI moyen= 3.141186
Erreur absolue= 0.000807	Erreur absolue= 0.000406
Erreur relative= 0.000257	Erreur relative = 0.000129

Nbr_point= 1000000000
PI moyen= 3.141586
Erreur absolue= 0.000006
Erreur relative= 0.000002

4 La Simulation de Monte Carlo et l'intervalles de confiance

Comme nous l'avons fait remarqué au debut, **La méthode de Monte Carlo** est une méthode de simulation numérique qui utilise des échantillons aléatoires pour estimer des quantités inconnues. Dans le cas de l'estimation de PI, la méthode de Monte Carlo consiste à générer des points aléatoires dans un carré unité et à estimer la valeur de PI à partir de la proportion de points qui tombent dans un cercle inscrit dans le carré unité. Lorsqu'on utilise cette méthode pour estimer la valeur de PI, on génère un grand nombre de points aléatoires. Cependant, il est important de comprendre que les résultats de la simulation ne seront pas exacts à 100%. Il y aura toujours une certaine incertitude associée à l'estimation de PI à partir d'un échantillon de points aléatoires. Ainsi en déterminant l'intervalle de confiance, on peut évaluer la précision de l'estimation de PI et avoir une idée de la plage de valeurs probables dans laquelle se situe la vraie valeur de PI avec un niveau de confiance donné.

4.1 Rapel du Principe de l'intervalle de confiance

L'intervalle de confiance est centré sur la moyenne arithmétique, on calcule donc simplement ce qu'on appelle le rayon de confiance (marge d'erreur). Voici l'hypothèse statistique théorique qui est utilisée pour obtenir ce rayon. Si X_i a des distributions gaussiennes indépendantes identiques avec une moyenne théorique μ et une variance de σ^2 , alors la variable aléatoire suivante :

$$T(n) = \frac{\bar{X}(n) - \mu}{\sqrt{\frac{S^2(n)}{n}}}$$

est distribuée selon une loi de Student à $n-1$ degrés de liberté.

$$S^2(n) = \frac{\sum_{i=1}^n [X_i - \bar{X}_n]^2}{n-1}$$

$S^2(n)$ est une estimation sans biais de la variance. Comme nous ne connaissons pas l'écart-type théorique σ , nous estimons la variance avec les résultats que nous avons et utilisons donc cette approximation. On calcule $S^2(n)$ et on l'utilise dans la formule ci-dessous pour obtenir le rayon de confiance (marge d'erreur) au niveau $1-\alpha$:

$$R = T_{n-1, 1-\frac{\alpha}{2}} \times \sqrt{\frac{S^2(n)}{n}}$$

William Sealy Gosset a introduit Student pour corriger le fait que nous n'utilisons qu'une estimation de σ et non sa vraie valeur.

Le tableau ci-dessous donne la valeur de $T_{n-1, 1-\frac{\alpha}{2}}$ pour $\alpha = 0,01$ qui nous sera utile pour un intervalle de confiance à 99% :

α ddl	0,90	0,50	0,30	0,20	0,10	0,05	0,02	0,01	0,001
1	0,158	1,000	1,963	3,078	6,314	12,706	31,821	63,656	636,578
2	0,142	0,816	1,386	1,886	2,920	4,303	6,965	9,925	31,600
3	0,137	0,765	1,250	1,638	2,353	3,182	4,541	5,841	12,924
4	0,134	0,741	1,190	1,533	2,132	2,776	3,747	4,604	8,610
5	0,132	0,727	1,156	1,476	2,015	2,571	3,365	4,032	6,869
6	0,131	0,718	1,134	1,440	1,943	2,447	3,143	3,707	5,959
7	0,130	0,711	1,119	1,415	1,895	2,365	2,998	3,499	5,408
8	0,130	0,706	1,108	1,397	1,860	2,306	2,896	3,355	5,041
9	0,129	0,703	1,100	1,383	1,833	2,262	2,821	3,250	4,781
10	0,129	0,700	1,093	1,372	1,812	2,228	2,764	3,169	4,587
11	0,129	0,697	1,088	1,363	1,796	2,201	2,718	3,106	4,437
12	0,128	0,695	1,083	1,356	1,782	2,179	2,681	3,055	4,318
13	0,128	0,694	1,079	1,350	1,771	2,160	2,650	3,012	4,221
14	0,128	0,692	1,076	1,345	1,761	2,145	2,624	2,977	4,140
15	0,128	0,691	1,074	1,341	1,753	2,131	2,602	2,947	4,073
16	0,128	0,690	1,071	1,337	1,746	2,120	2,583	2,921	4,015
17	0,128	0,689	1,069	1,333	1,740	2,110	2,567	2,898	3,965
18	0,127	0,688	1,067	1,330	1,734	2,101	2,552	2,878	3,922
19	0,127	0,688	1,066	1,328	1,729	2,093	2,539	2,861	3,883
20	0,127	0,687	1,064	1,325	1,725	2,086	2,528	2,845	3,850
21	0,127	0,686	1,063	1,323	1,721	2,080	2,518	2,831	3,819
22	0,127	0,686	1,061	1,321	1,717	2,074	2,508	2,819	3,792
23	0,127	0,685	1,060	1,319	1,714	2,069	2,500	2,807	3,768
24	0,127	0,685	1,059	1,318	1,711	2,064	2,492	2,797	3,745
25	0,127	0,684	1,058	1,316	1,708	2,060	2,485	2,787	3,725
26	0,127	0,684	1,058	1,315	1,706	2,056	2,479	2,779	3,707
27	0,127	0,684	1,057	1,314	1,703	2,052	2,473	2,771	3,689
28	0,127	0,683	1,056	1,313	1,701	2,048	2,467	2,763	3,674
29	0,127	0,683	1,055	1,311	1,699	2,045	2,462	2,756	3,660
30	0,127	0,683	1,055	1,310	1,697	2,042	2,457	2,750	3,646
40	0,126	0,681	1,050	1,303	1,684	2,021	2,423	2,704	3,551
80	0,126	0,678	1,043	1,292	1,664	1,990	2,374	2,639	3,416
120	0,126	0,677	1,041	1,289	1,658	1,980	2,358	2,617	3,373
∞	0,126	0,675	1,037	1,282	1,645	1,960	2,327	2,577	3,293

Figure2 : Loi de Student pour $\alpha= 0.01$

La formule que nous utiliserons pour définir l'intervalle est la suivante :

$$[\bar{X} - R, \bar{X} + R]$$

ou $\bar{X} - R$ est la limite inférieure de l'intervalle et $\bar{X} + R$ est la limite supérieure de l'intervalle.

4.2 Algorithme utilisé et resultats des expériences

En suivant le principe de l'intervalle de confiance énoncé , L'algorithme suivant a été élaboré pour réaliser nos expériences :

```

*** Intervalle_confiance(Tab_ep, nb_exp) ***
Variables :
Tab_exp : tableau contenant les résultats de toutes les expériences
nb_exp : nombre total d'expériences réalisées
Début
// Calcul de la moyenne des résultats de toutes les expériences
X_bar ← 0
Pour i de 0 à nb_exp-1
    X_bar ← X_bar + Tab_exp[i]
X_bar ← X_bar / nb_exp
// Calcul de la variance
s ← 0
Pour i de 0 à nb_exp-1
    s ← s + (Tab_exp[i] - X_bar)^2
s ← s / (nb_exp - 1)
// Valeur de t pour alpha=0.01 et n = nb_exp
Si nb_exp = 30 Alors
    t ← 2.750
Sinon Si
    Afficher "Aucune valeur de t n'est définie pour ce nombre d'observations"
Retourner
FinSi
// Calcul de l'intervalle de confiance
R ← t * sqrt(s / nb_exp)
IC_lower ← X_bar - R
IC_upper ← X_bar + R
// Affichage des résultats
Afficher "Intervalle de confiance : [", IC_lower, ", ", IC_upper, "]"

```

Pour nos différentes tests réalisés, voici les résultats obtenus :

```
*** Intervalle_confiance(Tab_ep, nb_exp) ***  
    Pour nb_exp= 10  
    t= 3.169  
Nbr_point= 1000  
Intervalle de confiance= [3.1067, 3.1892]  
Nbr_point= 1000000  
Intervalle de confiance=[3.1395, 3.1430]  
  
Nbr_point= 1000000000  
Intervalle de confiance= [3.141526 , 3.141599]
```

```
*** Intervalle_confiance(Tab_ep, nb_exp) ***  
    Pour nb_exp= 20  
    t= 2.845  
Nbr_point= 1000  
Intervalle de confiance=[3.1111 , 3.1692]  
Nbr_point= 1000000  
Intervalle de confiance=[3.1401 , 3.1421]  
  
Nbr_point= 1000000000  
Intervalle de confiance= [ 3.141558 , 3.141614]
```

```
*** Intervalle_confiance(Tab_ep, nb_exp) ***  
    Pour nb_exp= 30  
    t= 2.750  
Nbr_point= 1000  
Intervalle de confiance=[3.1172, 3.1622]  
Nbr_point= 1000000  
Intervalle de confiance=[3.1402, 3.1420]  
  
Nbr_point= 1000000000  
Intervalle de confiance=[3.141558 , 3.141610]
```

```

*** Intervalle_confiance(Tab_ep, nb_exp) ***

Pour nb_exp= 40

t= 2.704

Nbr_point= 1000                                Nbr_point= 1000000
Intervalle de confiance= [3.1218, 3.1629]      Intervalle de confiance=[3.1404, 3.1419]

Nbr_point= 1000000000
Intervalle de confiance=[3.141563 , 3.141609]

```

Constat : L'intervalle de confiance calculé dépend de la valeur de t utilisée, qui est choisie en fonction de la taille de l'échantillon (nombre d'expériences). Pour nos tests, les quatre valeurs de t qui nous sont fournies sont basées sur la distribution de Student. On remarque que plus le nombre d'échantillons est grand, plus la distribution se rapproche d'une distribution normale. Cela signifie que pour une taille d'échantillon plus petite, une plus grande incertitude est associée à l'estimation de la moyenne de π et donc, un intervalle de confiance plus large est nécessaire pour atteindre un niveau de confiance donné. Selon les résultats, pour $n=30$, et pour t choisie à 2.75, il est suffisant pour nous d'atteindre un niveau de confiance de 99% avec un α de 0,01.

5 Conclusion

Au vu des expériences réalisées dans notre TP3 concernant la simulation de Monte Carlo et l'intervalle de confiance, il en ressort que l'expérience consistant à estimer la valeur de π en utilisant la méthode de Monte-Carlo, avec un nombre croissant de points, permet d'obtenir une approximation de plus en plus précise de la vraie valeur de π . En effet, plus le nombre de points utilisés dans l'expérience est grand, plus la précision de l'estimation de π est élevée.

Et quant à l'intervalle de confiance autour de la moyenne π , il est également intéressant à considérer. Il permet de déterminer la marge d'erreur possible dans l'estimation de π . Plus l'intervalle de confiance est petit, plus la précision de l'estimation est élevée.

En conclusion, cette méthode de **Monte-Carlo** permet d'obtenir une estimation de la valeur de π avec une précision accrue en utilisant un nombre croissant de points, et permet de déterminer la marge d'erreur possible grâce à l'**intervalle de confiance** autour de la moyenne π .