

**I.A.1.a** Une première version avec une boucle :

```

1 def generer_PI(n:int, cmax:int) -> np.ndarray:
2     L = [] # liste des points déjà calculés
3     while len(L) < n:
4         x, y = random.randrange(0, cmax + 1), random.randrange(0, cmax + 1)
5         if (x, y) not in L:
6             L.append((x, y))
7     return np.array(L)

```

## Une autre version avec l'une des fonctions donnée en annexe :

```

1 def generer_PI_bis(n:int, cmax:int) -> np.ndarray:
2     zone = [(i, j) for i in range(cmax + 1) for j in range(cmax + 1)]
3     return random.sample(zone, n)

```

**I.A.1.b** On doit avoir  $n \leq (1 + cmax)^2$ .**I.A.2** Il est pratique de commencer par définir une fonction donnant la distance entre deux points.

```

1 def distance(A:np.ndarray, B:np.ndarray) -> float:
2     return math.sqrt((A[0]-B[0])**2 + (A[1]-B[1])**2)
3
4 def calculer_distances(PI:np.ndarray) -> np.ndarray:
5     n = len(PI)
6     d = np.zeros((n + 1, n + 1)) # tableau des distances
7     P = position_robot()
8     for i in range(n):
9         for j in range(i): # tableau symétrique, nul sur la diagonale
10            d[i, j] = d[j, i] = distance(PI[i], PI[j])
11            d[n, i] = d[i, n] = distance(P, PI[i])
12     return d

```

**I.B.1** La fonction renvoie le tableau des intensités, de la plus faible rencontrée à la plus forte, avec les occurrences pour chaque intensité (donc éventuellement 0 pour une intensité non rencontrée mais entre les deux bornes).

```

1 def F1(photo:np.ndarray) -> np.ndarray:
2     n = photo.min() # n et b sont les valeurs extrêmes.
3     b = photo.max() # h est un tableau de 0 avec des cases
4     h = np.zeros(b - n + 1, np.int64) # pour représenter les entiers de n à b.
5     for p in photo.flat: # On itère sur les éléments de photo.
6         h[p - n] += 1 # On ajoute 1 à la case correspondant à l'intensité
7         rencontrée.
8     return h

```

**I.B.2**

```

1 def selectionner_PI(photo:np.ndarray, imin:int, imax:int) -> np.ndarray:
2     longueur, hauteur = photo.shape
3     L = []
4     for x in range(longueur):
5         for y in range(hauteur):
6             if imin <= photo[x, y] <= imax:
7                 L.append((x, y))
8     return np.array(L)

```

**I.C.1**

```

1 SELECT ex_num FROM explo WHERE ex_deb IS NOT NULL AND ex_fin IS NULL

```

**I.C.2** Pour l'exploration numéro X :

```

1 SELECT pi_num, pi_x, pi_y FROM pi WHERE ex_num = X

```

**I.C.3**

```

1 SELECT (MAX(pi_x) - MIN(pi_x)) * (MAX(pi_y) - MIN(pi_y)) / 1000000
2 FROM pi JOIN explo ON pi.ex_num = explo.ex_num
3 WHERE pi.ex_fin IS NOT NULL
4 GROUP BY pi.ex_num

```

**I.C.4** On doit formuler une hypothèse quant à la façon dont sont représentés les entiers.

Si les entiers sont représentés par des entiers non signés sur 32 bits alors il valent au plus  $2^{32} - 1$  donc la surface maximale est de :

$$(2^{32} - 1)^2 \cdot 10^{-12} \text{ km}^2$$

soit environ 18,5 millions de  $\text{km}^2$ .

La superficie de Mars étant d'environ 144,8 millions de  $\text{km}^2$  (merci Google!), cela représenterait environ 13% de la surface.

### I.C.5

```
1 SELECT in_num, COUNT(*), SUM(it_dur)
2 FROM intyp
3 JOIN analy ON intyp.ty_num = analy.ty_num
4 JOIN explo ON explo.ex_num = analy.ex_num
5 WHERE ex_deb IS NOT NULL AND ex_fin IS NULL
6 GROUP BY in_num;
```

### II.A.1

```
1 def longueur_chemin(chemin:list, d:np.ndarray) -> float:
2     longueur = 0
3     point_precedent = len(d) - 1
4     for point in chemin:
5         longueur += d[point_precedent, point]
6         point_precedent = point
7     return longueur
```

### II.A.2

```
1 def normaliser_chemin(chemin:list, n:int) -> list:
2     absent = [True] * n # tableau de booléen pour indiquer si un point a déjà été rencontré
3     valide = [] # construction d'un chemin valide
4     # d'abord les points sans doublon
5     for point in chemin:
6         if point < n and absent[point]: # évaluation paresseuse
7             valide.append(point)
8             absent[point] = False
9     # on ajoute ensuite les points manquants
10    for point in range(n):
11        if absent[point]:
12            valide.append(point)
13    return valide
```

**II.B.1** Il s'agit du nombre de permutations d'un ensemble à  $n$  éléments, il y en a  $n!$

**II.B.2** Tout d'abord :  $20!$  vaut environ  $2 \cdot 10^{18}$ .

Sur un ordinateur avec un processeur à 2GHz, il y a au mieux  $2 \cdot 10^9$  chemins traités par seconde (en fait BEAUCOUP moins) ce qui donne... 38 ans.

Les rapports de jury (en PC et PSI) demandent une estimation numérique même grossière pour avoir un ordre de grandeur.

**II.C.1** On commence par définir une fonction auxiliaire.

```
1 def indice_mini(position:int, d:np.ndarray, pas_encore_visite:list) -> int:
2     n = len(d) - 1
3     mini = -1
4     for i in range(n):
5         if pas_encore_visite[i] and (mini < 0 or d[position, i] < d[position, mini]):
6             mini = i
7     return mini
8
9 def plus_proche_voisin(d:np.ndarray) -> list:
10    n = len(d) - 1
11    chemin = []
12    pas_encore_visite = [True] * n + [False]
13    position = n
14    while len(chemin) < n:
15        position = indice_mini(position, d, pas_encore_visite)
16        chemin.append(position)
17        pas_encore_visite[position] = False
18    return chemin
```

**II.C.2** La fonction `indice_min` a une complexité en  $O(n)$ .

La fonction `plus_proche_voisin` a une complexité en  $O(n^2)$  (car initialisation en  $O(n)$  puis  $O(n^2)$ ).

La fonction `calculer_distances` a une complexité  $O(n^2)$  avec la méthode choisie mais si l'on avait utilisé des *not in* alors la complexité aurait été en  $O(n^3)$ .

Le rapport du jury MP attire l'attention sur la complexité du `not in`.

**II.C.3** Il suffit par exemple de partir de (0,2000).

Avec l'algorithme du plus proche voisin, on décrit successivement les points : (0,2000), (0,3000), (0,0) et (0,7000). Le déplacement total mesure donc 11m.

On aurait pu aussi décrire successivement : (0,2000), (0,0), (0,3000) et (0,7000) avec un déplacement total de 9m.

Le rapport PC recommande de faire un dessin pour illustrer la situation.

### III.A

```
1 def creer_population(m:int, d:np.ndarray) -> list:
2     '''- paramètres: nombre d'individus à engendrer et tableau des distances (et position du
3         robot)
4         - renvoie une liste de couples (longueur, chemin)'''
5     population = []
6     n = len(d) - 1
7     points = list(range(n))
8     for k in range(m):
9         chemin = random.sample(points, n)
10        longueur = longueur_chemin(chemin, d)
11        population.append((longueur, chemin))
12    return population
```

### III.B

```
1 def reduire(p:list) -> None:
2     ''' On modifie p en ne gardant que la moitié des plus petites longueurs '''
3     m = len(p)
4     p.sort() # le tri est effectué avec l'ordre lexicographique (cf. fin du sujet)
5     del p[m // 2:] # on supprime la deuxième moitié
```

### III.C.1

```
1 def muter_chemin(c:list) -> None:
2     ''' On transforme le chemin c en permutant deux indices aléatoires. '''
3     n = len(c)
4     i, j = random.sample(range(n), 2)
5     c[i], c[j] = c[j], c[i]
```

### III.C.2

```
1 def muter_population(p:list, proba:float, d:np.ndarray) -> None:
2     m = len(p)
3     for i in range(m):
4         if random.random() <= proba:
5             chemin = p[i][1]
6             muter_chemin(chemin)
7             longueur = longueur_chemin(chemin, d)
8             p[i] = (longueur, chemin)
```

### III.D.1

```
1 def croiser(c1:list, c2:list) -> list:
2     n = len(c1)
3     return normaliser_chemin(c1[: n//2] + c2[n//2 :], n)
```

### III.D.2

```
1 def nouvelle_generation(p:list, d:np.ndarray) -> None:
2     m = len(p)
3     for i in range(m):
4         c1, c2 = p[i][1], p[(i + 1)%m][1] # le modulo % sert à gérer le cas où i=m-1
5         chemin = croiser(c1, c2)
6         longueur = longueur_chemin(chemin, d)
7         p.append((longueur, chemin))
```

### III.E.1

```
1 def algo_genetique(PI:np.ndarray, m:int, proba:float, g:int) -> (float, list):
2     ''' - paramètres: tableau de points d'intérêts, taille de la population,
3         probabilité de mutation, nombre de générations
4         - renvoie la longueur du plus court chemin et le chemin lui-même au bout de g
5           générations '''
6
7     # initialisation et évaluation
8     d = calculer_distances(PI)
9     p = creer_population(m, d)
10    for k in range(g):
11        reduire(p) # sélection
12        nouvelle_generation(p, d) # croisement
13        muter_population(p, proba, d) # mutation
14
15    # recherche du chemin le plus court
16    indice_min = 0
17    for i in range(len(p)):
18        if p[i][0] < p[indice_min][0]:
19            indice_min = i
20
21    return p[indice_min] # on pouvait aussi utiliser sort et renvoyer p[0]
```

**III.E.2** Il se peut que l'on ait muté un chemin optimal.

On peut palier ce problème en ne mutant un individu que si le chemin obtenu est meilleur.

**III.E.3** Des idées pour décider quand s'arrêter.

- Si l'on trouve une longueur meilleure que celle donnée par l'algorithme glouton du plus proche voisin.
- Au bout d'un certain temps écoulé... mais l'on n'a aucune idée de la précision du résultat.
- S'il y a stagnation pendant un certain nombre de générations mais il faut calculer le minimum à chaque étape et cela peut durer longtemps.
- Si la population évolue peu mais il faut vérifier à chaque étape.
- Si le meilleur chemin est peu «éloigné» du pire (*i.e.* la population est relativement homogène).