

# BIO2045 – Séance 3

## Génétique des populations

---

### Contenu

Concepts principaux .....	1
Fonctions anonymes .....	1
Mapping et slicing .....	2
Filtres .....	4
Arrays à plusieurs dimensions .....	5
Simulation: maintien du polymorphisme .....	6
Choix des paramètres initiaux .....	7
État initial .....	7
Choix des parents potentiels .....	8
Descendants .....	8
Simulation .....	9
Visualisation .....	9
Suggestion de questions à explorer avec ce modèle .....	10
Suggestions pour le premier devoir .....	11
Paysage circulaire .....	11
Sélection génétique .....	11
Déséquilibre de liaison .....	11
Traits quantitatifs .....	11

### Concepts principaux

#### Fonctions anonymes

Dans la séance précédente, nous avons commencé à écrire des fonctions. Dans certaines situations, il est nécessaire d'utiliser des fonctions, mais puisqu'elles sont très simples et à usage unique, on dispose d'une syntaxe simplifiée, **argument → opération**:

```
x → 2 * x + 1
```

```
#2 (generic function with 1 method)
```

Le symbole → est simplement - puis >.

Ces fonctions peuvent s'utiliser comme des fonctions régulières:

```
(x → 2 * x + 1)(3)
```

7

## Mapping et slicing

On peut automatiser certaines opérations *via* la fonction `map`:

```
import Random
Random.seed!(2045)
x = rand(1:5, 10)
```

```
10-element Vector{Int64}:
 2
 5
 1
 2
 4
 5
 4
 4
 4
 3
```

```
map(v → sqrt(v + 1), x)
```

```
10-element Vector{Float64}:
 1.7320508075688772
 2.449489742783178
 1.4142135623730951
 1.7320508075688772
 2.23606797749979
 2.449489742783178
 2.23606797749979
 2.23606797749979
 2.23606797749979
 2.0
```

Cette syntaxe est équivalente à l'utilisation d'une boucle `for`: on applique la fonction anonyme `x → sqrt(x + 1)` à chaque élément du vecteur.

On peut aussi appliquer la fonction `map` sur certaines dimensions d'un objet, via `mapslices`. Par exemple:

```
V = rand(1:10, 3, 4)
```

```
3x4 Matrix{Int64}:
4 3 4 8
5 7 3 3
5 3 5 9
```

```
mapslices(x → minimum(x) % 2 == 0, V, dims=1)
```

```
1x4 Matrix{Bool}:
1 0 0 0
```

Cette fonction va appliquer la fonction `minimum(x) % 2 == 0`, qui renvoie `true` si la plus petite valeur de la colonne est un nombre pair, et `false` sinon, pour chaque *colonne* de la matrice.

On peut faire la même chose pour les lignes:

```
mapslices(x → minimum(x) % 2 == 0, V, dims=2)
```

```
3x1 Matrix{Bool}:
0
0
0
```

Deux choses sont importantes ici:

D'abord, la dimension 1 correspond aux *colonnes*, et pas aux *lignes*. C'est parce que Julia stocke les colonnes en premier dans la mémoire, et non les lignes.

Enfin, l'objet est retourné sous forme de *matrice*, parce que l'objet donné en argument est une matrice.

On peut éliminer les dimensions qui ne sont plus nécessaires pour obtenir un vecteur:

```
v = mapslices(x → minimum(x) % 2 == 0, V, dims=2)
dropdims(v, dims=2)
```

```
3-element Vector{Bool}:
0
0
0
```

Notez qu'on peut utiliser `map` et `mapslices` avec le nom d'une fonction qui accepte un unique argument:

```
mapslices(sum, V, dims=1)
```

```
1×4 Matrix{Int64}:
14 13 12 20
```

## Filtres

Dans plusieurs situations, on va devoir identifier des éléments d'une collection qui répondent à certains critères. On peut effectuer ce travail avec `filter`, qui ne renvoie que les éléments pour lesquels la fonction donnée en argument vaut `true`.

```
x = rand(1:5, 10)
```

```
10-element Vector{Int64}:
4
3
4
2
3
3
3
3
5
5
3
```

On peut par exemple choisir uniquement les éléments compris entre 4 et 6 avec:

```
filter(v → 4 <= v <= 6, x)
```

```
4-element Vector{Int64}:
 4
 4
 5
 5
```

Les fonctions `map` et `filter` se combinent très bien. On peut par exemple créer un vecteur qui contient les racines carrées des nombres pairs contenus dans `x`:

```
map(sqrt, filter(v → v % 2 == 0, x))
```

```
3-element Vector{Float64}:
 2.0
 2.0
 1.4142135623730951
```

## Arrays à plusieurs dimensions

On peut créer des tableaux (`Array`) avec plus de deux dimensions. Par exemple, cet objet est un “cube” avec quatre lignes, trois colonnes, et deux “tranches” en profondeur:

```
T = rand(1:9, (4, 3, 2))
```

```
4x3x2 Array{Int64, 3}:
[:, :, 1] =
 4 6 8
 6 4 6
 2 6 7
 9 9 8

[:, :, 2] =
 6 2 1
 5 6 1
 2 9 2
 7 2 5
```

On peut par exemple vérifier si la valeur minimum de chaque ligne est comprise entre 2 et 4 avec:

```
mapslices(x → 2 <= minimum(x) <= 4, T, dims=2)
```

```
4x1x2 Array{Bool, 3}:
[:, :, 1] =
```

```

1
1
1
0

[:, :, 2] =
0
0
1
1

```

## Simulation: maintien du polymorphisme

Nous allons simuler une population de cellules avec un génome très simple, composé de trois gènes: R (rouge), V (vert), et B (bleu). Ces gènes ont deux allèles: allumé ou éteint. La combinaison de ces trois gènes détermine la couleur de la cellule. Par exemple, une cellule avec le génome **101** (R et B sont actifs) aura la couleur suivante:

```

using CairoMakie
CairoMakie.activate!(px_per_unit=2.0)
CairoMakie.Colors.RGB(1, 0, 1)

```



À chaque génération, les cellules se reproduisent: chaque position dans l'espace va choisir deux parents proches, au hasard, avec une distance maximale que l'on peut fixer. Le descendant de ces deux parents portera un mélange des génomes des deux parents. On suppose que les trois gènes vont se transmettre de manière indépendante.

Après la reproduction, chaque position du génome des descendants peut subir une mutation aléatoire, avec un taux faible.

Pour sélectionner des parents au hasard, nous aurons besoin de la fonction **StatsBase.sample**:

```
import StatsBase
```

L'environnement des cellules a une seule dimension, et on veut visualiser le changement de phénotype au cours du temps. On suppose que la taille de la population est constante: les positions sur la ligne qui représente la population sont toutes toujours occupées.

## Choix des paramètres initiaux

Taille de la population

```
cells = 100
```

100

Nombre de générations

```
generations = 501
```

501

Taux de mutation

```
mutation = 1e-4
```

0.0001

Distance autour du descendant dans laquelle on va choisir les parents

```
parents_distance = 1
```

1

## État initial

On définit l'état initial comme un **Array** avec trois dimensions: les cellules, le temps, et les gènes:

```
lattice = zeros(Bool, (cells, generations, 3));
```

Pour la première génération, on va simplement créer une population polymorphique, dans laquelle les gènes ont un variant aléatoire:

```
for i in Base.OneTo(cells)
    lattice[i, 1, :] = rand(Bool, 3)
end
```

## Choix des parents potentiels

Pour une cellule ayant la position *i*, ses parents peuvent venir de toutes les cellules de la génération précédente qui sont entre *i-d* et *i+d*, où *d* est la distance dans laquelle on choisit les parents. Mais on sait que les parents ne peuvent pas avoir un indice inférieur à 1, ou supérieur au nombre de cellules:

```
function parents_possibles(i, d, cells)
    tous_possibles = (i-d):(i+d)
    return filter(p → 1 <= p <= cells, tous_possibles)
end
```

```
parents_possibles (generic function with 1 method)
```

Pour choisir les parents, on va simplement tirer au hasard deux parents parmi tous ceux qui sont possibles, sans remplacement:

```
function parents(i, d, cells)
    return StatsBase.sample(parents_possibles(i, d, cells), 2,
    replace=false)
end
```

```
parents (generic function with 1 method)
```

## Descendants

On peut créer un descendant à partir de ses deux parents:

```
function descendant(parent1, parent2, taux_mutation)
    genome = similar(parent1)
    for i in eachindex(genome)
        genome[i] = rand([parent1[i], parent2[i]])
        if rand() <= taux_mutation
            genome[i] = !genome[i]
        end
    end
end
```

```
    return genome
end
```

```
descendant (generic function with 1 method)
```

## Simulation

On va maintenant répéter ce processus plusieurs fois:

```
for generation in 2:generations
    for i in 1:cells
        p1, p2 = parents(i, parents_distance, cells)
        parent1 = lattice[p1, generation-1, :]
        parent2 = lattice[p2, generation-1, :]
        lattice[i, generation, :] = descendant(parent1, parent2,
mutation)
    end
end
```

## Visualisation

Pour extraire les couleurs, il faut créer un objet de type **RGB**:

```
colormap = dropdims(mapslices(x → CairoMakie.Colors.RGB(x...),
lattice, dims=3), dims=3);
```

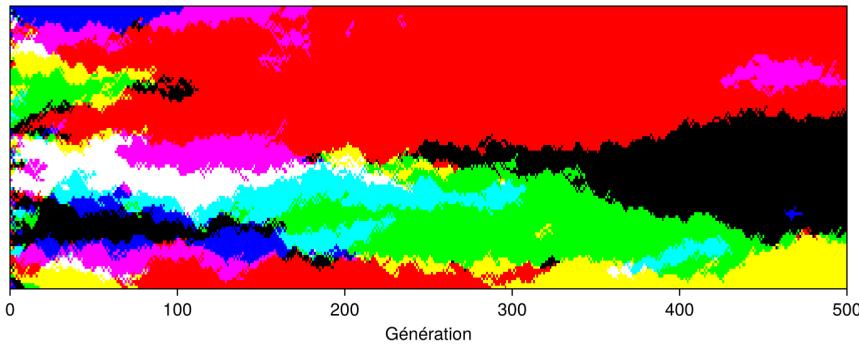
On peut aussi visualiser cet objet en le triant par couleur:

```
sorted_colormap = colormap[sortperm(hash.(colormap)), dims=1];
```

Attention, cette version ne permet pas de discuter de la structure spatiale de la population, mais permettrait de visualiser des effets comme le *Muller's ratchet*.

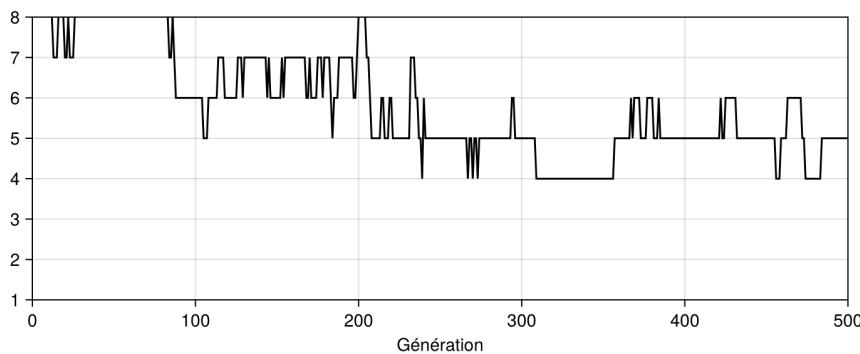
On peut maintenant regarder le changement de population au cours du temps:

```
f = Figure(; size=(700, 300))
ax = Axis(f[1, 1], xlabel="Génération")
heatmap!(ax, 0:(generations-1), 1:cells, permutedims(colormap))
hideydecorations!(ax)
xlims!(ax, 0, generations - 1)
f
```



On peut aussi visualiser le nombre de génotypes uniques à chaque génération:

```
f = Figure(; size=(700, 300))
plax = Axis(f[1, 1], xlabel="Génération")
lines!(plax, 0:(generations-1), vec(mapslices(x →
length(unique(x)), colormap, dims=1)), color=:black)
ylims!(plax, 1, 8)
xlims!(plax, 0, generations - 1)
f
```



### Suggestion de questions a explorer avec ce modèle

Est-ce que le taux de mutation change la richesse qui se maintient après un nombre fixe de générations? Vous pouvez choisir de vous diviser le travail, en essayant plusieurs valeurs de taux de mutation entre  $10^{-6}$  et  $10^{-2}$ , par exemple.

Est-ce qu'une population panmictique, dans laquelle les parents peuvent venir de très loin, maintient plus ou moins de diversité?

Est-ce qu'une population de grande taille maintient plus ou moins de diversité?

## Suggestions pour le premier devoir

Ce modèle est conçu pour vous permettre de faire des modifications pour le premier devoir.

### Paysage circulaire

On pourrait simuler des cellules disposées sur un anneau, en faisant en sorte que si un voisin a un indice négatif, on repart de la fin de la population (et même chose à l'autre extrémité). Est-ce qu'une population circulaire se comporte de la même façon qu'une population linéaire? Quelles sont les différences, et est-ce que l'effet de la panmixie est le même / se manifeste au même moment?

### Sélection génétique

On considère que les différents phénotypes ont le même coût / succès reproducteur. En changeant la sélection des parents, comment peut-on assigner un coût soit à un génotype spécifique, soit à un nombre de gènes qui portent le variant `true`? Quelles sont les conséquences pour le maintien du polymorphisme?

**Guide:** argument `weights` de `StatsBase.sample`.

### Déséquilibre de liaison

On peut considérer que les différents gènes ne sont plus indépendants, en supposant par exemple que les gènes R et G sont liés. En choisissant un niveau de déséquilibre de liaison, que l'on peut varier, explorez les conséquences sur le polymorphisme, et sur le type de phénotypes qui persistent.

### Traits quantitatifs

On peut transformer les gènes discrets en traits quantitatifs (QTLs), qui varient de 0 (aucune expression) à 1 (expression maximale). Modifiez la simulation pour représenter ce type de génotype, et changez le code pour la mutation pour introduire de petites mutations avec un effet quantitatif.

**Guide:** `randn`, et `clamp`.