ENG-209

Data science pour ingénieurs avec Python

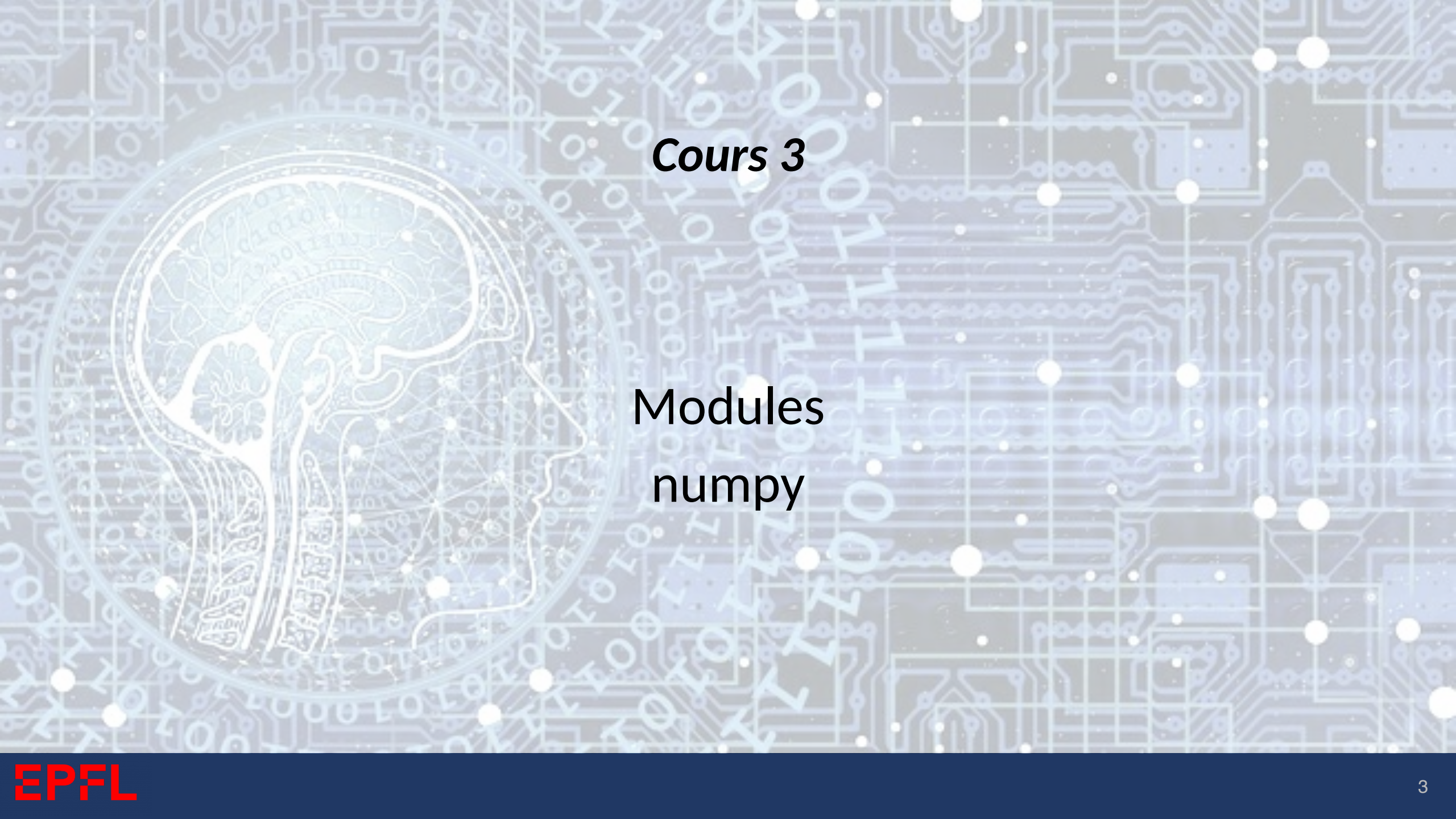
Cours 3: Modules, numpy

Jean-Philippe Pellet

29 septembre 2025

Organisation

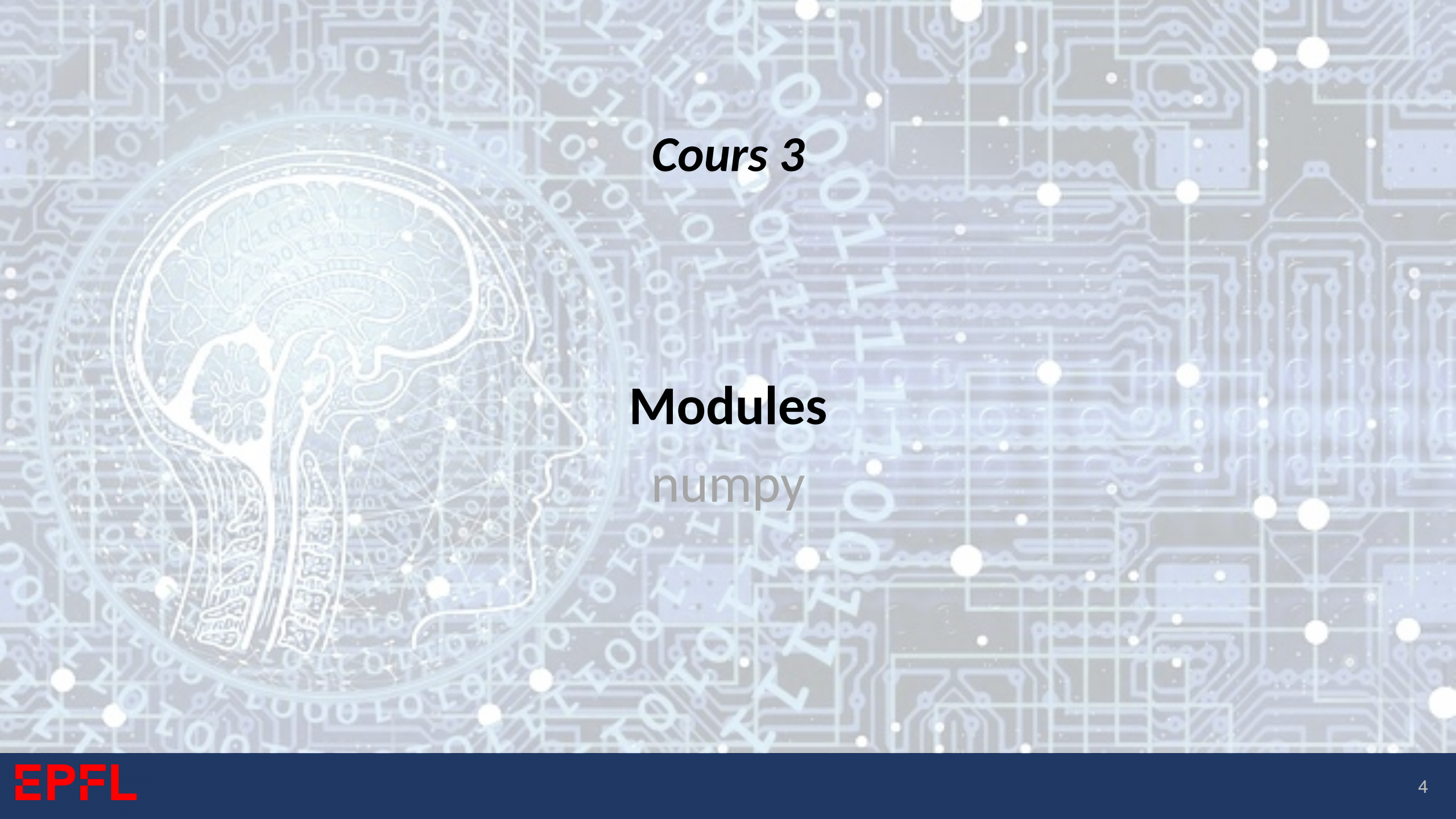
- 13.10.2025: **Midterm**, 10h15, INF3, 120 minutes (160 si temps suppl.)
  - Partie QCM (questions plutôt théoriques)
  - Partie programmation (compléter/corriger/écrire du code dans un Jupyter notebook, à soumettre par Moodle)
  - Travail sur machine virtuelle uniquement depuis poste INF3
  - Matériel autorisé: résumé **personnel** au format d'une feuille A4 recto-verso
    - *Pas de screenshots de slides ou d'extraits complets de cours*
  - Examen blanc en ligne



Cours 3

Modules

numpy



Cours 3

Modules

numpy

Modules et imports

```
import math
print(math.cos(math.pi))
```

Les bibliothèques Python sont organisées par module. Seul un petit nombre d'éléments sont préimportés. Le reste doit l'être explicitement avec import.

«J'utilise le module existant qui s'appelle math*»*
Tout ce qui est dans math *est utilisable avec préfixe*

```
import math as m
print(m.cos(m.pi))
```

Même chose, mais en renommant le module pour le fichier en cours avec un import … as

```
from math import *
print(cos(pi))
```

Pour un usage sans préfixe, il faut un from … import.
*On peut tout importer avec **

```
from math import pi, cos as cosine
print(cosine(pi))
```

… mais on a meilleur temps de n'importer que ce qu'on utilise. On peut aussi renommer des membres importés

```
from typing import List
```

C'est aussi valable pour les types (qui aussi sont des valeurs presque «normales» en Python)

Déclarer un module

Chaque fichier .py *est importable comme module.*

Dans `mytools.py`:

```
def double(values: list[int]) -> list[int]:
    return [2 * x for x in values]

def make_string(values: list[int], separator: str = ", ") -> str:
    return separator.join([str(x) for x in values])
```

Dans un fichier mytools.py*, des fonctions, classes, variables et autres déclarations peuvent résider «normalement»*

(Attention, le code au niveau zéro est directement exécuté)

Dans un autre fichier du même dossier:

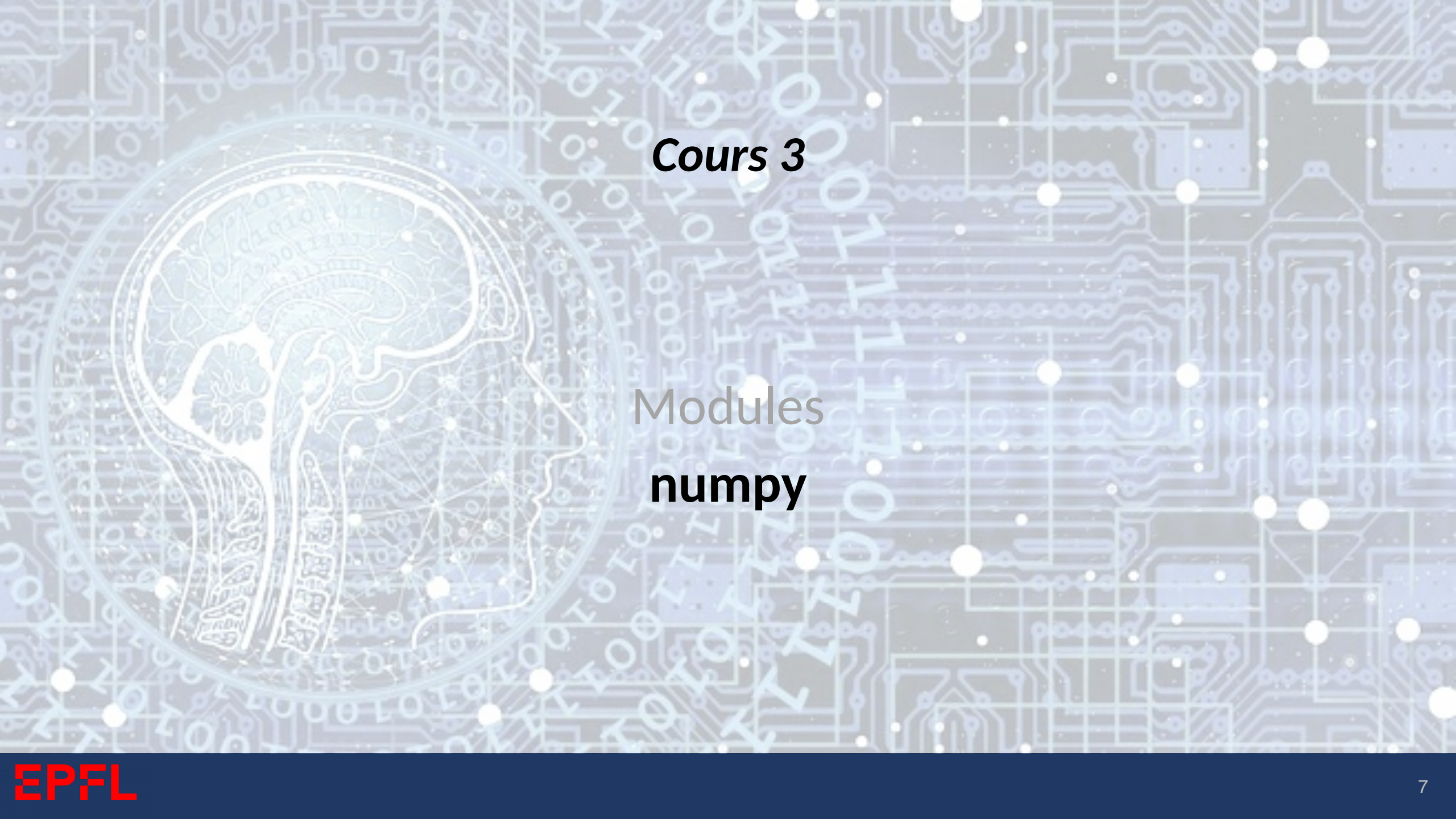
```
from mytools import *
print(double([1, 2, 3]))
print(make_string([1, 2, 3], separator=" -> "))
```

Dans un autre fichier, on peut réutiliser ce que mytools.py *fournit avec des* imports *normaux*

ou:

```
from mytools import double as dbl
print(dbl([1, 2, 3]))
```

Renommer reste possible



Cours 3

Modules

numpy

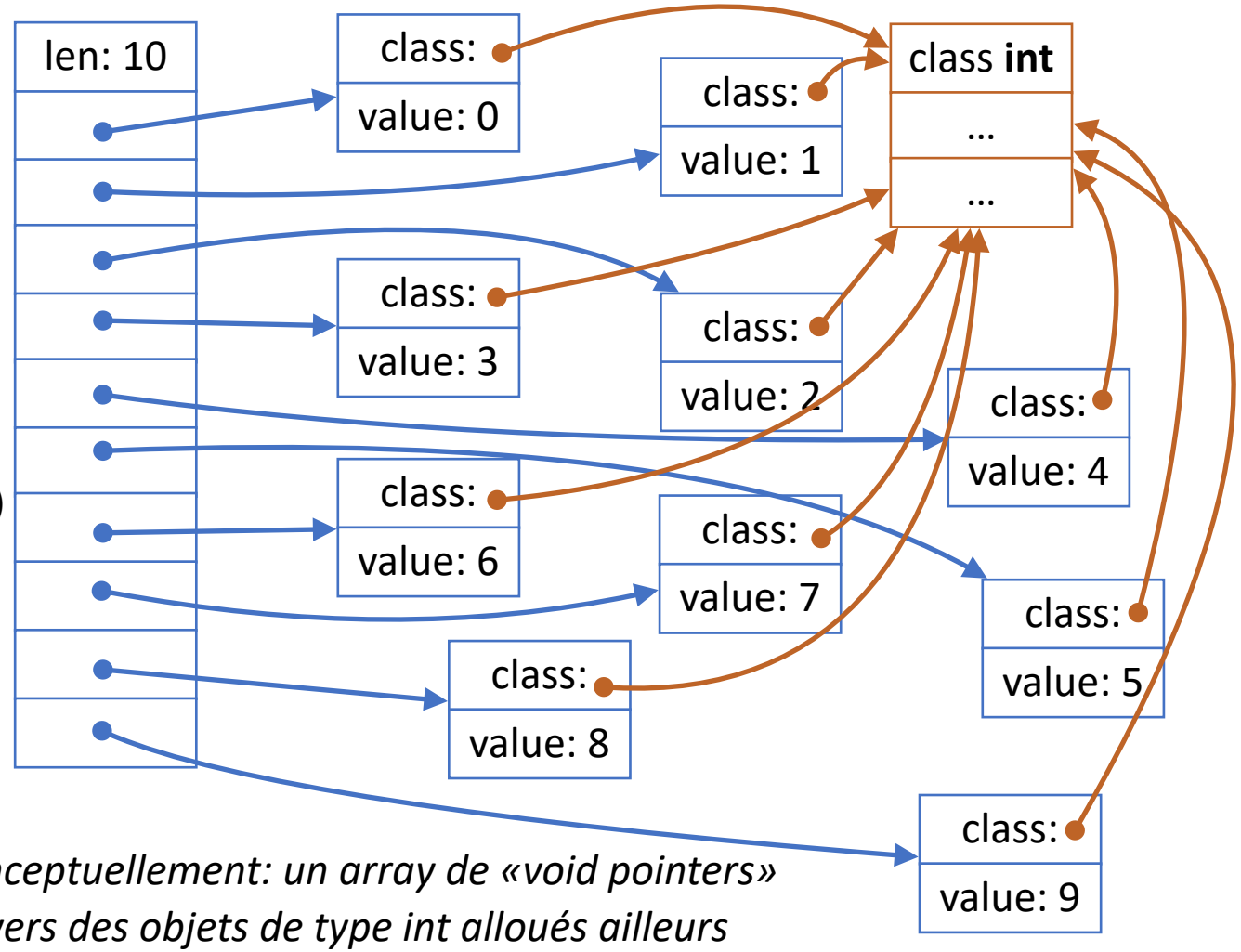
numpy — Numerical Python

- **Prix des langages très flexibles et dynamiques: la performance**
  - Exemple des listes hétérogènes
  - Moins bien pour: listes homogènes auxquelles on applique la même opération
- **NumPy: implémentation native (en C) d'arrays homogènes multidimensionnels**
  - Types possibles: uint8, int8, …, [u]int64; float16, float32, float64; complex64, complex128
  - Dim. 0: scalaire; dim. 1: vecteur; dim. 2: matrice; 3+: tenseur…
  - Les opérations numériques à grande échelle sont rapides
  - Explique une partie du succès de Python dans ce qui tourne autour de Data Science!
    - Utilisé par nombre d'autres bibliothèques de traitement numérique
- **Documentation exhaustive: https://numpy.org/doc/stable/**

Layout en mémoire: *list* vs. *np.array*

Liste Python *(simplifiée)*

list(range(10))



Conceptuellement: un array de «void pointers» vers des objets de type int alloués ailleurs

Array NumPy *(simplifié)*

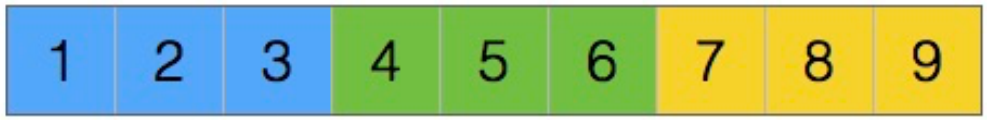
np.arange(10)

size: 10
'uint64'
(10,)
0
1
2
3
4
5
6
7
8
9

Plus compact; plus proche d'un vector *C++; bien meilleure localité mémoire*

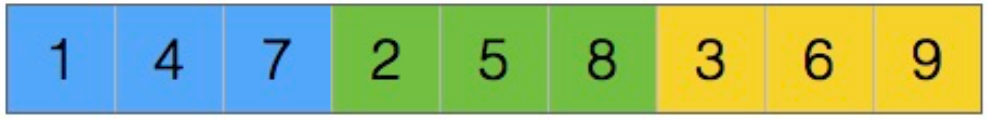
Plusieurs dimensions: *row-major, column-major*

1	2	3
4	5	6
7	8	9



row-major layout
(à la C)

1	2	3
4	5	6
7	8	9



column-major layout
(à la Fortran)

Création de *np.arrays*

```
import numpy as np
v = np.array([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12])

print(v) # [ 1  2  3  4  5  6  7  8  9 10 11 12]
print(f"type of each element: {v.dtype}")
print(f"memory size: {v.size * v.itemsize} bytes")
print(f"dimensions: {v.ndim}; shape: {v.shape}")
                        # 1              # (12,)

M = np.array([[1, 2, 3], [4, 5, 6], [7, 8, 9]])
print(f"dimensions: {M.ndim}; shape: {M.shape}")
                        # 2              # (3, 3)

r = np.random.rand(3, 4)
z = np.zeros((3, 4))
ones = np.ones((3, 4))
I = np.eye(4)
sevens = np.full((3, 4), 7)
sevens_derived = np.full_like(I, 7)
# ones_like, zeros_like, eye_like
```

On importe d'habitude numpy *en tant que* np

Un array numpy peut se créer à partir d'une liste normale. La représentation sera compactée

dtype *donne ici 'int64', le type de stockage utilisé*

size *est le nombre d'éléments;* itemsize *la taille en bytes de chaque élément*

ndim *et* shape *permettent de connaître la forme de*

Exemple pour une matrice (array 2D)

Création d'une matrice aléatoire
… ou remplie de zéros
… ou remplie de uns
… ou la matrice identité
… ou remplie de la valeur qu'on veut, ici 7

… avec des variantes où on utilise la taille et le dtype *d'un autre array existant*

Création II et *reshaping*

```
v = np.arange(1, 13)
v = np.arange(1, 13, 0.5)
```

arange *est le pendant de* range *pour les arrays…*

… mais en plus flexible: le step *peut ne pas être entier*

```
x = np.linspace(0, 2*np.pi, 100)
```

Pour avoir une borne supérieure précise et incluse, on a aussi linspace*, avec lequel on choisit le nombre de points intermédiaires*

```
v = np.array([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12])
M = v.reshape((4, 3))

M = v.reshape((4, -1)) # idem

v2 = v.reshape(-1) # same as v.flatten()

Mt = M.T # same as M.transpose()
print(f"new shape: {Mt.shape}") # (3, 4)
```

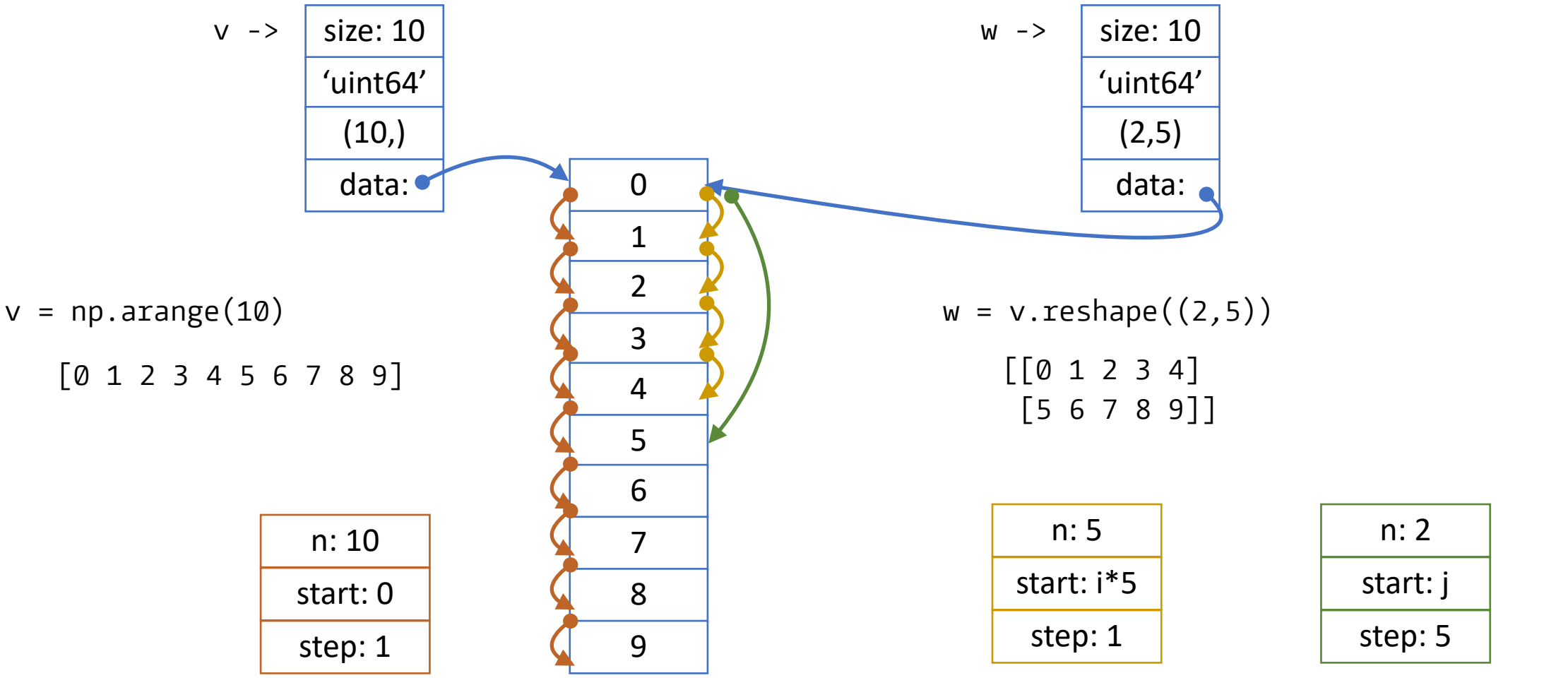
On peut changer la forme d'un array, par exemple pour créer une matrice à partir d'une vecteur

Une dimension peut être –1 pour être calculée automatiquement

Si le seul argument est –1, toutes les dimensions sont «aplaties» en un long vecteur

On peut transposer facilement les matrices

Layout en mémoire et *reshape*



Opérations sur des *np.arrays*

```
v = np.arange(10)
v = v + 2
v = v ** 2

v = v / 2
print(f"new type: {v.dtype}") # float64


def invsqrt(x: float) -> float:
    return 1 / math.sqrt(x)

invsqrt = np.vectorize(invsqrt)

v = invsqrt(v)

x = np.linspace(0, 2*np.pi, 100)
y = np.sin(x)

import matplotlib.pyplot as plt
plt.plot(x, y)
```

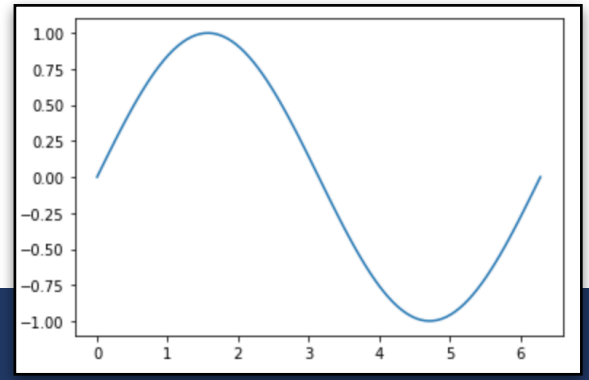
On applique directement les opérations arithmétiques de base: elles se font élément par élément sur tout l'array

Chaque opération retourne un nouvel array, qui peut avoir un autre type selon l'opération (beware linters…)

Pour rester efficace, on évite les boucles qui modifient valeur par valeur. On préfère «vectoriser» une fonction et l'appliquer ensuite. Exemple avec invsqrt *ici, qui sera appliqué à chaque élément.*

Il y a aussi toute une série de fonctions prédéfinie par numpy, par exemple sin

C'est facile de grapher des fonctions ainsi!
(Davantage en 2e partie de cours)



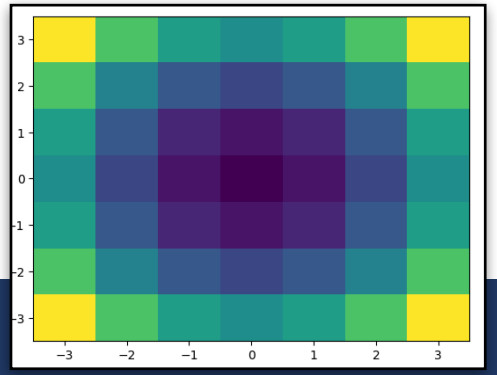
Combiner des *np.arrays*

```python
# column_stack
a = np.array([1, 2, 3])
b = np.array([4, 5, 6])
C = np.column_stack((a, b))

# dstack
height, width = 10, 10
R = np.full((height, width), 255)
G = np.zeros((height, width))
B = np.zeros((height, width))
rgb_image = np.dstack((R, G, B))

# meshgrid
xs = np.linspace(-3, 3, 7)
ys = np.linspace(-3, 3, 7)
X, Y = np.meshgrid(xs, ys)
Z = X**2 + Y**2
plt.pcolormesh(X, Y, Z)
```

On peut créer une matrice à partir des vecteurs qu'on considère comme les colonnes de la matrice avec column_stack

Avec dstack*, on empile typiquement plusieurs arrays 2D dans la troisième dimension. Ici, le résultat est un array où les deux premières dimensions ont une taille de 10 et la troisième de 3 pour les trois composantes d'une image rgb*

Avec meshgrid*, on crée une grille en répétant les valeurs verticalement et horizontalement. On peut ensuite par exemple directement appliquer une fonction à tous les points ainsi formés (ici $x^2 + y^2$) pour les représenter en 2D*



Fonctions de base en algèbre linéaire

```
A = np.array([[1, 2, 3], [4, 5, 6], [7, 8, 9]])
b = np.array([1, 2, 3])

x = np.linalg.solve(A, b)

z = A @ x - b

if not np.allclose(z, 0):
    print("error")

np.linalg.det(A)
np.linalg.inv(A)

v1 = np.random.rand(3)
v2 = np.random.rand(3)

print(v1 * v2)
print(np.dot(v1, v2))
print(np.cross(v1, v2))
print(np.outer(v1, v2))
```

La fonction solve(A, b) *calcule* x *tel que* Ax = b

On peut vérifier la solution trouvée. L'opérateur @ dénote la multiplication de matrices

C'est délicat de tester si z == [0,0,0]*; on utilisera plutôt la fonction* np.allclose *pour s'abstraire des erreurs d'arrondis en virgule flottante*

On peut calculer le déterminant, inverser une matrice…

Plus: https://numpy.org/doc/stable/reference/routines.linalg.html

Attentions aux différentes manières de multiplier des non-scalaires: élément par élément, produit scalaire, produit vectoriel, produit extérieur, etc.

Résumé du cours d'aujourd'hui

- **Le code de fichiers externes est réutilisable après avoir fait des imports**
- **numpy: Représentation compacte en mémoire**
- **Création des arrays à partir de listes ou de fonctions-constructeurs**
  - np.arange, np.linspace, np.ones, np.zeros, np.random.rand, etc.
- **Manipulations automatiquement parallèles avec les opérateurs arithmétiques**
  - Plus toute une série de fonctions prédéfinies
  - np.vectorize pour appliquer sa propre fonction
  - On essaie d'éviter les boucles Python traditionnelles
- **Indexation et slicing toujours possibles**
  - On utilisera M[i, j] plutôt que M[i][j]
  - Des notations plus avancées pour sélectionner certaines dimensions
- **Au début: difficile de prédire ce qui va être rapide et ce qui va être «lent»**
  - Est «lente» toute opération qui doit produire des structures intermédiaires qui ne sont pas du numpy

Autoévaluation — objectifs

- **Je suis capable de/d'…**
  - importer des déclarations d'autres fichiers et modules
  - décrire en quoi un array numpy est plus performant qu'une liste Python
  - créer des arrays numpy, les combiner, en changer la forme
  - appliquer des opérations sur les arrays en évitant les boucles
  - résoudre des problèmes d'algèbre linéaire simples avec numpy
  - faire la différence entre différents types de multiplication
  - consulter la documentation de numpy pour résoudre des tâches plus complexes