# 人工智慧概論與實務

- 主要用於資料處理上
- ▶ 底層以C和Fortran實作,所以能快速地操作多重維度的資料陣列
- ▶ 具備平行處理的能力,可以將操作動作一次套用在大型陣列上
- ▶ 其它重要的資料科學套件(例如:Pandas),都是基於Numpy基礎上應用的

#### Numpy 和 Python List 的差別

#### Numpy array 如何使用?

所以這樣看起來numpy好像沒什麼特別? 為什麼大家都喜歡numpy

#### Numpy array 與List的共通點

```
In [5]: #list
    my_list = [1,2,3]
    print(my_list[0])

In [6]: #numpy array
    my_array = np.array([1,2,3])
    print(my_array[0])

I

In [7]: my_list[0] = -1
    my_array[0] = -1
    print(my_list)
    print(my_array)

[-1, 2, 3]
    [-1, 2, 3]
```

#### Numpy 的優勢

#### Numpy的核心優勢:就是快

用專業的語言描述的話,Numpy 喜歡用電腦記憶體中連續的一塊物理位址存儲資料,因為都是連號的嘛,找到前後的號,不用跑很遠,非常迅速。而 Python 的

List 並不是連續存儲的,它的資料是分散在不同的物理空間連號的肯定比不連號的算起來更快。因為找他們的時間更少





```
In [8]: import time

t0 = time.time()
# python List
l = list(range(100))
for _ in range(10000):
    for i in range(len(l)):
        l[i] += 1

t1 = time.time()
# numpy array
a = np.array(l)
for _ in range(10000):
    a += 1

print("Python list spend {:.3f}s".format(t1-t0))
print("Numpy array spend {:.3f}s".format(time.time()-t1))
Python list spend 0.101s
```

Numpy array spend 0.012s

# Numpy 的優勢

Numpy的核心優勢:就是快

Numpy Array 和 Python List 在很多使用場景上是可以互換的,不過在大資料處理的場景下,而且你的資料類型又高度統一, 那麼 Numpy 絕對是你不二的人選,能提升的運算速度也是非常快。

### Numpy 對於維度的問題

Numpy的核心優勢:除了快之外,對於多維度的資料處理

特別是在做機器學習,人工智慧的時候,十有八九,人工智慧的演算法裡面,就會出現多維資料的計算問題。可見多維資料在科學計算中的普遍性, 也可見 Numpy 真的是非常有價值的一個 Python 庫。

#### Numpy 創建多維度的數據資料

創建一個多維度的車輛數據資料 每筆資料包含百公里加速

```
In [10]: import numpy as np
#四款車型的數據
cars = np.array([5, 10, 12, 6])
print("數據:", cars, "\n維度:", cars.ndim)
```

數據: [510126]

維度: 1



#### Numpy 創建多維度的數據資料

```
In [15]: cars = np.array([
           [5, 10, 12, 6],
           [5.1, 8.2, 11, 6.3],
           [4.4, 9.1, 10, 6.6]
           [6, 11, 13, 7],
           [6.1, 9.2, 12, 7.3],
           [5.4, 10.1, 11, 7.6]
        print("總維度:", cars.ndim)
        print("場地 1 數據:\n", cars[0], "\n場地 1 維度:", cars[0].ndim)
        print("場地 2 數據:\n", cars[1], "\n場地 2 維度:", cars[1].ndim)
        總維度: 3
        場地 1 數據:
         [[ 5. 10. 12. 6. ]
         [5.1 8.2 11. 6.3]
         [4.4 9.1 10. 6.6]]
        場地 1 維度: 2
        場地 2 數據:
         [[ 6. 11. 13. 7. ]
         [ 6.1 9.2 12. 7.3]
         [5.4 10.1 11. 7.6]]
        場地 2 維度: 2
```

```
In [10]: import numpy as np
#四款車型的數據
cars = np.array([5, 10, 12, 6])
print("數據:", cars, "\n維度:", cars.ndim)
```

數據: [5 10 12 6]

維度: 1



```
In [13]: cars = np.array([
[5, 10, 12, 6],
[5.1, 8.1, 11, 6.1],
[5.2, 9.3, 11.5, 6.2]
])

print("數據:\n", cars, "\n維度:", cars.ndim)

數據:
    [[5. 10. 12. 6.]
[5.1 8.1 11. 6.1]
```

[5.2 9.3 11.5 6.2]]

維度: 2

car4

6

6.1

6.2

#### Numpy -數據新增

如何在原本基礎上的資料新增一筆新的資料 np.concatenate

```
In [16]: cars1 = np.array([5, 10, 12, 6])
    cars2 = np.array([5.2, 4.2])
    cars = np.concatenate([cars1, cars2])
    print(cars)

[ 5. 10. 12. 6. 5.2 4.2]
```

```
# 首先我們要把它們都變成三維,下面這兩種方法都可以加維度
test1 = np.expand_dims(test1, 0)
test2 = test2[np.newaxis, :]

print("test1加維度後 ", test1)
print("test2加維度後 ", test2)

# 然後在第一個維度上疊加
all_tests = np.concatenate([test1, test2])
print("疊加後\n", all_tests)

test1加維度後 [[ 5 10 12 6]]
test2加維度後 [[ 5.1 8.2 11. 6.3]]
疊加後
[[ 5. 10. 12. 6. ]
```

In [17]: test1 = np.array([5, 10, 12, 6])

[5.1 8.2 11. 6.3]]

test2 = np.array([5.1, 8.2, 11, 6.3])

# Numpy -觀察型態

除了使用np.ndim來觀察型態之外,有時候想了解資料的大小、規格 cars.size

```
In [19]: cars = np.array([
    [5, 10, 12, 6],
    [5.1, 8.2, 11, 6.3],
    [4.4, 9.1, 10, 6.6]
])

count = 0
for i in range(len(cars)):
    for j in range(len(cars[i])):
        count += 1
print("總共多少測試數據:", count)
```

總共多少測試數據: 12



```
In [21]: cars = np.array([
        [5, 10, 12, 6],
        [5.1, 8.2, 11, 6.3],
        [4.4, 9.1, 10, 6.6]
        ])

#count = 0
#for i in range(len(cars)):
# for j in range(len(cars[i])):
# count += 1
#print("總共多少測試數據:", count)
print("總共多少測試數據:", cars.size)
```

總共多少測試數據: 12

# Numpy -觀察型態

我想知道所有維度的數量

```
In [23]: print("第一個維度:", cars.shape[0]) print("第二個維度:", cars.shape[1]) print("所有維度:", cars.shape)
```

第一個維度: 3 第二個維度: 4 所有維度: (3, 4)

```
np1 = np.array([1, 2, 3])
np2 = np.array([3, 4, 5])

[2] print(np1)
    print(np2)
    print(np1 + np2)

    [1 2 3]
```

[1] import numpy as np

[3 4 5]

[4 6 8]

載入需要的函式庫 建立矩陣並給予初始值

印出矩陣 印出相加矩陣

```
[3] print(np1.ndim, np1.shape, np1.dtype)
```

☐ 1 (3,) int64

印出矩陣特性

```
[6] import numpy as np
np3 = np.array([1, 2, 3, 4, 5, 6])
print(np3)
print(np3.ndim, np3.shape, np3.dtype)
```

```
[ 1 2 3 4 5 6]
1 (6,) int64
```

```
[8] np3 = np3.reshape([2, 3])
print(np3)
print(np3.ndim, np3.shape, np3.dtype)
```

[1 2 3] [4 5 6]] 2 (2, 3) int64 矩陣維度轉換

```
[9] import numpy as np

np1 = np.zeros([2, 3])
np2 = np.ones([2, 3])

print(np1)
print(np2)
```

```
[0. 0. 0.]

[0. 0. 0.]]

[1. 1. 1.]

[1. 1. 1.]]
```

快速建立矩陣並給予初始值

載入額外函式庫,用來畫圖及上傳圖檔

```
[1] 1 import numpy as np
2 import matplotlib.pylab as plt
3 from google.colab import files

[2] 1 uploaded = files.upload()

□ 選擇檔案 minion.jpg
• minion.jpg(image/jpeg) - 29833 bytes, last modified: 2020/3/17 - 100% done Saving minion.jpg to minion.jpg
```

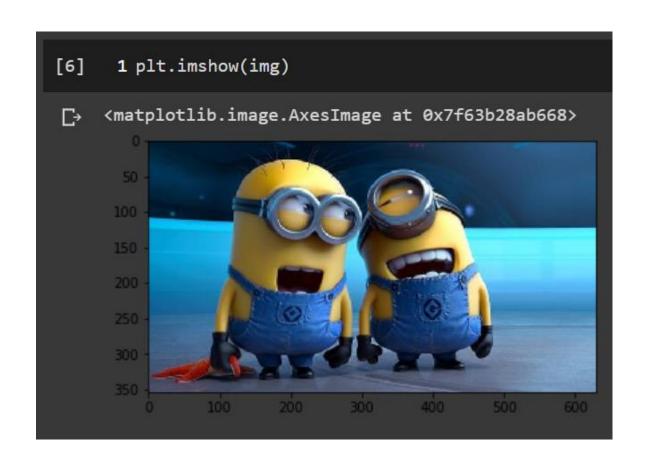
將圖檔資料載入至img

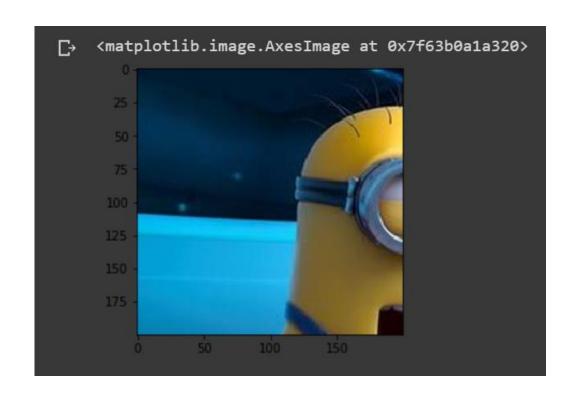
查看特性

```
[9] 1 print(img.ndim, img.shape, img.dtype)

[3] 3 (354, 630, 3) uint8
```

```
[10]
     1 print(img)
[] [[[ 3 25 46]
      [ 3 25 46]
        3 25 46]
      [ 44 95 142]
      [ 44 95 142]
      [ 44 95 142]]
     [[ 3 25 46]
      [ 3 25 46]
      [ 3 25 46]
      [ 44 95 142]
      [ 44 95 142]
      [ 44 95 142]]
```





利用簡單的運算概念,印出不同的效果

#### 利用簡單的運算概念,印出不同的效果



```
[33] 1 import numpy as np
2 import matplotlib.pylab as plt
3 from google.colab import files
4 import cv2
```

```
[34] 1 img = plt.imread("minion.jpg")
2 img_cv = cv2.imread("minion.jpg")
```

```
[35] 1 img.shape

☐→ (354, 630, 3)

[37] 1 img_cv.shape

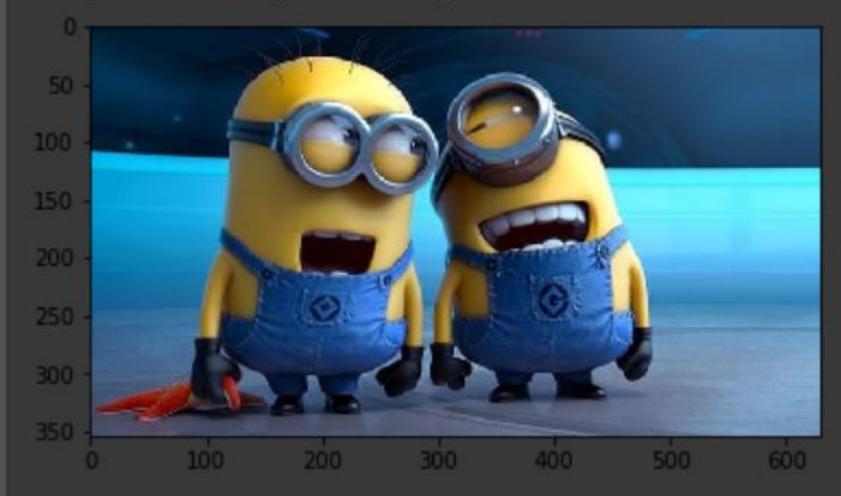
☐→ (354, 630, 3)
```

不同的套件載入同一張圖片,資料欄位的定義也有可能不同



[42] 1 plt.imshow(cv2.cvtColor(img\_cv, cv2.COLOR\_BGR2RGB))

<matplotlib.image.AxesImage at 0x7f63a7377cc0>



### 習題

利用載入的檔案,將色彩空間的資料互換,看看會產生什麼結果



# 習題

▶ 利用載入的檔案,加上一些簡單的矩陣運算,把圖片變成1/4大小

