

In [1]:

```
1 # image -> image (image processing)
2 # image -> information (computer vision) ML/DL 을 위한 이미지 처리에 집중!
3
```

In []:

```
1 # Image가 뭐냐??
2 # 특정 좌표값에 대한 밝기나 색상을 나타내는 함수로 표현이 가능하다.
3 # 이미지는 직사각형 형태로 일반적으로 구성하기 때문에,
4 # 다음으로 나타낼 수 있다.
5
```

image = f(x,y) = array

In [2]:

```
1 from IPython.display import Image
2 Image('image_numpy.jpg')
3 # 이미지 처리는 numpy를 잘해야 한다... <공식 홈페이지>
```

Out[2]:

OpenCV-Python Tutorials

OpenCV introduces a new set of tutorials which will guide you through various functions available in OpenCV-Python. **This guide is mainly focused on OpenCV 3.x version** (although most of the tutorials will also work with OpenCV 2.x).

Prior knowledge of Python and Numpy is recommended as they won't be covered in this guide. **Proficiency with Numpy is a must in order to write optimized code using OpenCV-Python.**

This tutorial was originally started by *Abid Rahman K.* as part of the Google Summer of Code 2013 program under the guidance of *Alexander Mordvintsev*.

In []:

```
1 다차원 배열 <연산> (= 연산량이 많아서 느낄 수 밖에 없음)
2 실질적으로 Numpy 를 모르면 이미지 처리 못함.
```

Numpy 왜 쓴다?

- 빠르기 때문에
- 다차원 배열 연산을 제공해주는 라이브러리인데, 다차원 배열을 **elementwise** 계산, 수학적인 다차원 배열 연산을 아주 빠르게 해준다.
 - 왜 Numpy가 빠르냐고 효율적이냐? ;
 - 여러개를 한꺼번에 계산시켜줌 (CPU 최대한 활용; vectorization)
 - 속도가 필요한 부분은 C로 만들고 C로 만든 것을 불러온다 -> 내부적으로 C로 만듦
 - 알고리즘과 데이터 구조를 효율적으로 한다 (Homogeneous한 효율적인 자료구조)
- 풍부한 기본 기능 -> 다 만들어놓아서 쉽게쉽게 가져다 쓸 수 있다.

현대적인 관점에서 문제!!

- DL / ML 기능은 지원하지 않는다 -> 직접 구현하면 되지 않나? -> numpy는 CPU를 쓰는데 요즘은 속도가 빠른 GPU를 사용한다.

- ++ Deep Learning, GPU 기능
 - Pytorch -> numpy 기반으로 Tensor
 - Tensorflow -> numpy 기반
- 일반적인 ML 플랫폼(scikit-learn)에서는 GPU 쓰지 않아도 지원이 가능하다.
- 어쩔 때 GPU 연산을 하냐?
- Numpy는 다음과 같은 기능을 제공해서 빠르다.
 - vectorization : 4개의 CPU -> 짝을 이루어서 연산(elementerize)을 한다. (밑 그림 참조) -> 좌측은 5번, 우측은 2번만에 끝낸다.
 - 기본적인 CPU 기반의 vectorization(CPU 갯수만큼; 하드웨어와 결합한 vectorization)의 기능을 제공해서 속도가 빠르다.
 - 일반적인 ML에서는 CPU만 사용해도 충분!
 - Tensor, Pytorch는 DL에 주로 사용하고, 연산량이 많이 필요하므로 GPU 기반의(GPU 갯수만큼) vectorization 제공하며(처음에 리소스가 더 많이 쓰인다) 더 속도가 빠르다

In [4]:

```
1 Image('vector iztion.JPG')
```

Out[4]:

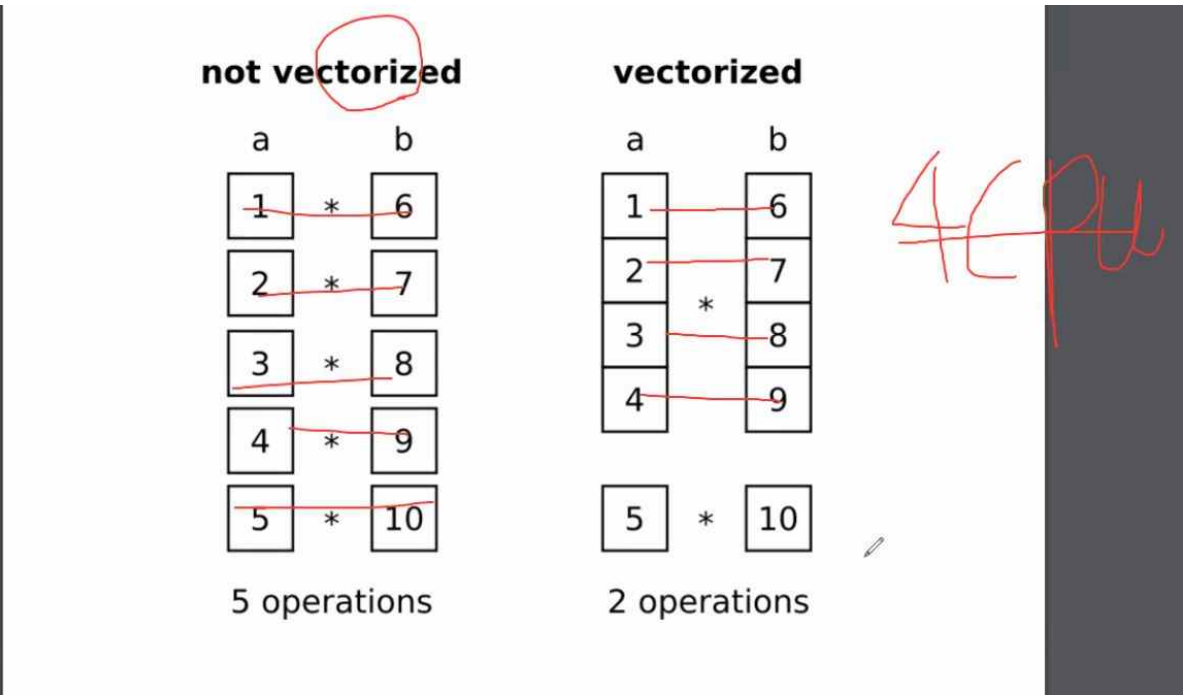


image = file > array(numpy)기반으로 만들어주는 것이 중요하다.

- 예시사진은 위와 동일

In [6]:

```
1 import PIL # (Python Image Library)
```

In [7]:

```
1 from PIL import Image
```

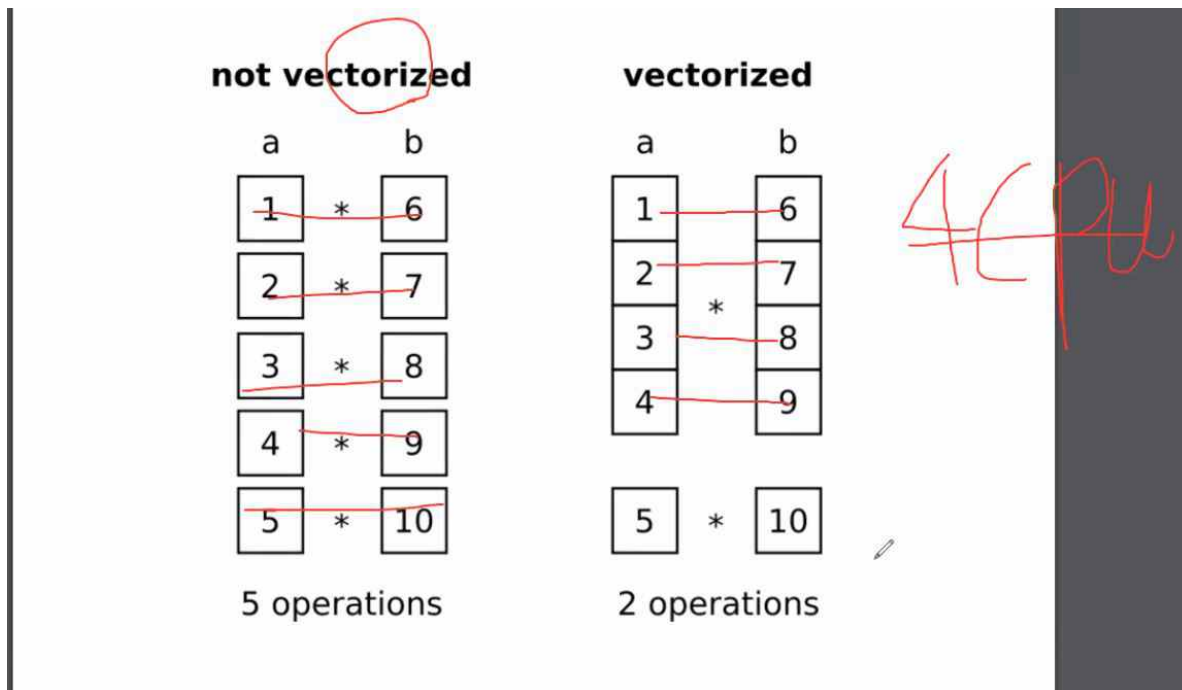
In [13]:

```
1 im = Image.open('vectorization.JPG')
```

In [19]:

```
1 im
```

Out[19]:



In [20]:

```
1 dir(im) # __array_interface__ 가 있으므로, numpy 와 호환된다
```

Out[20]:

```
['_Image__transformer',  
 '__array_interface__',  
 '__class__',  
 '__copy__',  
 '__del__',  
 '__delattr__',  
 '__dict__',  
 '__dir__',  
 '__doc__',  
 '__enter__',  
 '__eq__',  
 '__exit__',  
 '__format__',  
 '__ge__',  
 '__getattr__',  
 '__getstate__',  
 '__gt__',  
 'hash']
```

In [23]:

```
1 import numpy as np
2 import tensorflow as tf
3 import torch
```

In [26]:

```
1 b = tf.constant([1,2,3])
2 b
```

Out[26]:

<tf.Tensor: shape=(3,), dtype=int32, numpy=array([1, 2, 3])>

In [27]:

```
1 c = torch.Tensor([1,2,3])
2 dir(c)
```

Out[27]:

```
['H',
 'T',
 '__abs__',
 '__add__',
 '__and__',
 '__array__',
 '__array_priority__',
 '__array_wrap__',
 '__bool__',
 '__class__',
 '__complex__',
 '__contains__',
 '__deepcopy__',
 '__delattr__',
 '__delitem__',
 '__dict__',
 '__dir__',
 '__div__']
```

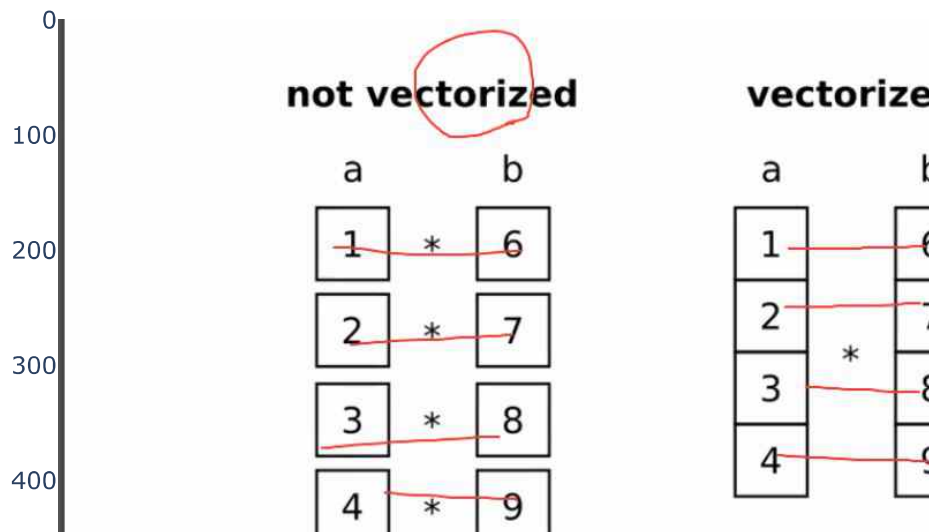
dir()로 확인해서 array, array_interface 가 있고, 호출 시 객체에 array 가 있으면 numpy와 호환되어진다! >> image의 데이터를 numpy로 np.array() 로 만들 수 있다

In [31]:

```
1 import cufflinks as cf
2 import chart_studio.plotly as py
3 import plotly.graph_objects as go
4 import matplotlib.pyplot as plt
5 import plotly.express as px
6
7 cf.go_offline(connected=True)
```

In [32]:

```
1 fig = px.imshow(im)
2 fig.show()
```

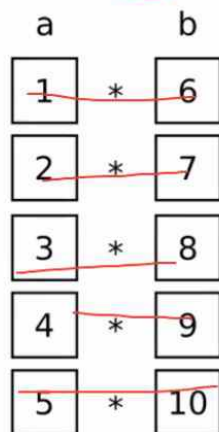


In [93]:

```
1 im
```

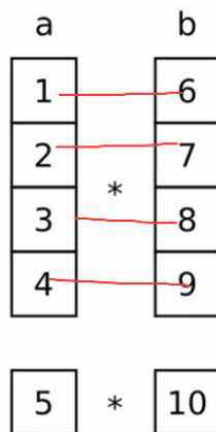
Out[93]:

not vectorized



5 operations

vectorized



2 operations

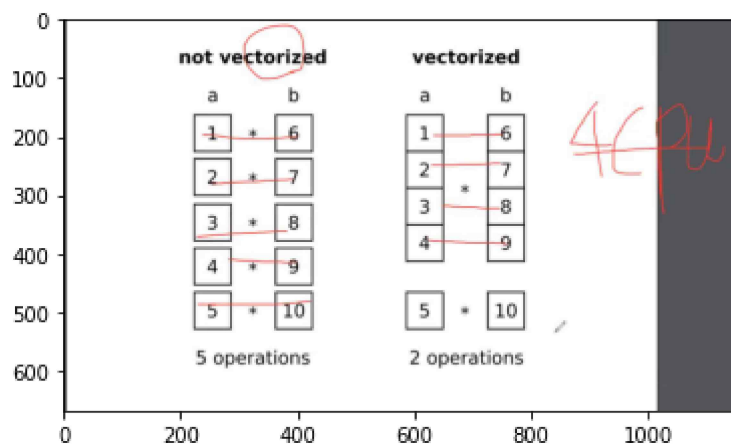
~~4 CPU~~

In [33]:

```
1 plt.imshow(im)
```

Out[33]:

<matplotlib.image.AxesImage at 0x18bd6160e08>



In [36]:

```
1 a = np.array(im)
```

In [38]:

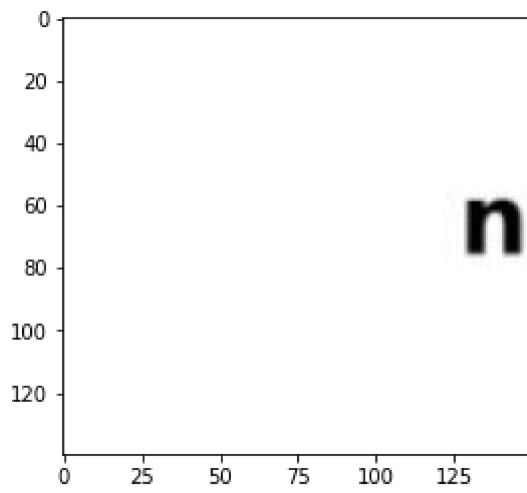
```
1 b = a[:,140,70:220,:,:]# slicing
```

In [39]:

```
1 plt.imshow(b)
```

Out[39]:

<matplotlib.image.AxesImage at 0x18bd5aea948>



In [65]:

```
1 fig = px.imshow(b)
2 fig.show()
```



0

20

40

60

80

In [70]:

```
1 a.shape # 가로 * 세로 * 내부
```

Out[70]:

(669, 1151, 3)

In [71]:

```
1 a.dtype # dtype('uint8') ; unsigned , 0 ~ 2^8-1 데이터 타입이다.
2 >> 상황에 맞는 데이터 타입을 결정하는 것이 중요하다 ; 속도와 메모리!!!!
```

Out[71]:

dtype('uint8')

Numpy의 데이터 타입은 np.sctypeDict.keys() 로 확인하자

- 데이터 타입이 속도를 결정!
- 데이터 공간이 작으면 작을 수록 빠르고 데이터가 작게 든다
- 상황에 맞는 데이터 타입을 정하는 것이 중요하다

In [75]:

```
1 np.sctypes.keys()
2 # 기본적인 데이터 타입은 파이썬에서 가져온 것도 있고, C기반으로 가지고 온 것도 있다.
```

Out[75]:

```
dict_keys(['int', 'uint', 'float', 'complex', 'others'])
```

In [77]:

```
1 np.sctypeDict.keys() # C + python 데이터 타입 다 쓸 수 있음.
2 # 단축 표현! 너무 데이터 타입이 많으니깐 사용 ('b', 'B' 등등....)
```

Out[77]:

```
dict_keys(['?', 0, 'byte', 'b', 1, 'ubyte', 'B', 2, 'short', 'h', 3, 'ushort', 'H',
4, 'i', 5, 'uint', 'I', 6, 'intp', 'p', 9, 'uintp', 'P', 10, 'long', 'l', 7, 'L', 8,
'longlong', 'q', 'ulonglong', 'Q', 'half', 'e', 23, 'f', 11, 'double', 'd', 12, 'longdouble', 'g', 13, 'cfloat', 'F', 14, 'cdouble', 'D', 15, 'clongdouble', 'G', 16,
'0', 17, 'S', 18, 'unicode', 'U', 19, 'void', 'V', 20, 'M', 21, 'm', 22, 'bool8', 'b
1', 'int64', 'i8', 'uint64', 'u8', 'float16', 'f2', 'float32', 'f4', 'float64', 'f
8', 'complex64', 'c8', 'complex128', 'c16', 'object0', 'bytes0', 'str0', 'void0', 'd
atetime64', 'M8', 'timedelta64', 'm8', 'Bytes0', 'Datetime64', 'Str0', 'Uint64', 'in
t32', 'i4', 'uint32', 'u4', 'int16', 'i2', 'uint16', 'u2', 'int8', 'i1', 'uint8', 'u
1', 'complex_', 'int0', 'uint0', 'single', 'csingle', 'singlecomplex', 'float_', 'in
tc', 'uintc', 'int_', 'longfloat', 'clongfloat', 'longcomplex', 'bool_', 'bytes_',
'string_', 'str_', 'unicode_', 'object_', 'int', 'float', 'complex', 'bool', 'objec
t', 'str', 'bytes', 'a'])
```

In [83]:

```
1 b.itemsize # 8 bit = 1 byte
```

Out[83]:

```
1
```

In [84]:

```
1 # image 에서 주로 사용하는 데이터는 uint8 , float32를 많이 쓴다.
```

In [87]:

```
1 aa = a/255
```

In [89]:

```
1 aa.dtype
```

Out[89]:

```
dtype('float64')
```

data type의 중요성

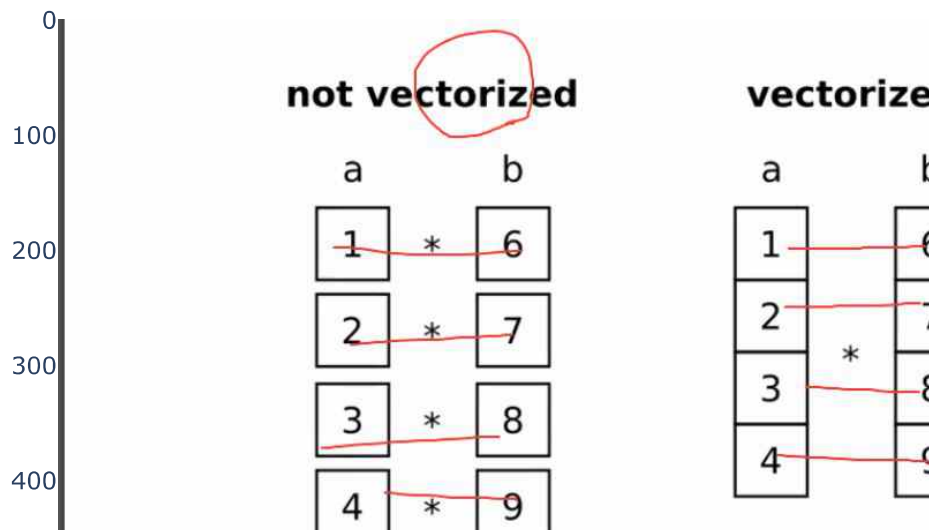
- uint8 , float32 ; 상대적인 intensity로 보기 때문에 위와 똑같이 볼 수 있다.
- 이때 값들은 상대적인 값으로 이미지만 봐서는 사람은 똑같이 볼 수 있다. (255;rgb 갯수 로 나눈 값과 그냥 값)

- 그러나 컴퓨터에게 uint8와 float32의 데이터는 다르다. 딥러닝에서는 연속적인 데이터를 다루기 때문에 float32를 사용한다.
- float 32가 더 효율적이다. 똑같이 보인다

- 1 - uint8 , float32 ; 상대적인 intensity로 봄
- 2 - 이때 값들은 상대적인 값으로 이미지만 보서는 사람은 똑같이 볼 수 있다.
- 3 - 그러나 컴퓨터에게 uint8와 float32의 데이터는 다르다. 딥러닝에서는 연속적인 데이터를 다루기 때문에 float32를 사용한다.
- 4 - float 32가 더 효율적이다. 똑같이 보인다

In [94]:

```
1
2
3 fig = px.imshow(aa)
4 fig.show()
5 # 255로 나눈 것도 똑같이 나온다.
```



In []:

1

In []:

1

