```
In [1]:
 1 | a = 1
In [ ]:
1 | a = int(1)
In [10]:
1 id(a)
Out[10]:
140711382655376
In [12]:
1 type(a)
2 | # type이 무엇이냐? > instance를 type했더니, > 결과가 class가 나온네
Out[12]:
int
In [16]:
1 type(a) # 이는 callable하고, 반환값이 int이므로 밑에 식이 작동한다.
Out[16]:
int
In [17]:
 1 b = type(a)(3) # type class 내의 a ; int, 그것 안의 3 -> 3
In [18]:
1 b
Out[18]:
3
In [19]:
1 type(int) # class를 type > type : metaclass
Out[19]:
```

type

```
In [21]:
```

```
type(type)
2 # type이라는 것은 class와 같다.
3 # 우리가 만든 클래스는 이미 object에 있는 것을 조합해서 만든 것이다!
```

Out[21]:

type

In [23]:

```
data type = class # class는 새로운 데이터 타입이구나!
2 # class를 만드는 것은 나만의 새로운 데이터 타입을 만드는 것이구나!
3 # type은 class를 만드는 class이다.
```

In [25]:

```
1 c = a.__class__(4)
```

In [28]:

```
1 a
```

Out [28]:

1

In []:

```
1 class A(object):
2 a = 1
```

- 보통 class 를 사용하면 인스턴스 또는 클래스에 대한 부모 클래스가 나와야 하는데,
- 우리가 조합한 class는 이미 object에 있는 것을 조합해서 만든 것이기 때문에 a.class 일시 int가 나온다.

In [29]:

```
1 a.__class__
2
3
```

Out [29]:

int

In [30]:

```
type(a)
typeE
```

Out[30]:

int

In [31]:

```
1
   class A:
2
       pass
3
4 class B(A):
5
       pass
6
   class C(A):
7
8
       pass
9
  class D(A,B):
10
11
       pass
12
```

TypeError: Cannot create a consistent method resolution order (MRO) for bases A, B

- 파이썬은 내가 순서를 해결 할 수 없으면 아예 못만든다! ->> MRO 문제가 발생하면 바로 오류가 뜨게 만들었다.
- 다중 상속의 첫 번째 문제점은 MRO가 해결해 준다.

In [32]:

```
class A:
1
2
      pass
3
4
  class B(A):
5
      pass
6
7
  class C(A):
8
      pass
9
10 class D(B,A):
11
      pass
12
13 # 순서에 따라서 되는게 안되는게 있다.
14 # 다
```

In [33]:

```
1 D.mro() #
```

Out [33]:

```
[__main__.D, __main__.B, __main__.A, object]
```

In [46]:

```
1
   class A:
 2
       def __init__(self):
 3
          print('A')
 4
 5
   class B(A):
 6
       def __init__(self):
          A.__init__(self) # A에 있는 특정 기능을 사용하기 위해서 이렇게 했다.
 7
8
          print('B')
9
10
   class C(A):
11
       def __init__(self):
12
          A.__init__(self) # 이러면 꼭 상속을 할 필요는 없다. but 일단은.
13
14
          print('C')
15
   class D(B,C):
16
       def __init__(self):
17
18
          B.__init__(self) # 각각 따로 부모를 실행시켜준다.
          C.__init__(self)
19
          print('D')
20
```

In [47]:

```
1 d = D()
2 # 첫번째 A가 출력되고, B가 출력되고 완료되었다.
3 # 이제 C가 똑같은 방식으로 실행됬더니, 이애가 다시 A로 가고, A 찍히고 C 찍혔다.
4 # 마지막 D가 나왔다.
5 # 문제점 : 만약 A가 B의 내용을 뒤엎는 내용이라면, 2번 실행되어진다.
6 # 이를 해결하기 위해서, super()을 제공한다.
```

D

A B A C

In [48]:

```
1 D.mro()
```

Out [48]:

```
[__main__.D, __main__.B, __main__.C, __main__.A, object]
```

In [49]:

```
1
   class A:
 2
       def __init__(self):
 3
          print('A')
 4
 5
   class B(A):
 6
       def __init__(self):
 7
          super().__init__()
 8
          # super() 부모의 instance이기 때문에 self를 생략한다. python3부터
9
          print('B')
10
   class C(A):
11
       def __init__(self):
12
          super(C, self).__init__() # python2부터 (위와 의미는 같다)
13
14
          print('C')
15
   class D(B.C):
16
       def __init__(self):
17
          super().__init__()
18
19
           # 2개의 부모를 가지고 있어도 하나만 쓰면 된다. 동시에 부모를 실행시켜준다.
          print('D')
20
```

In [50]:

```
1 d = D() # super() 가 다중 상속 관점에서 중복실행 막아버렸네!
A C B D
```

In [51]:

```
1 D.mro()
2
```

Out [51]:

```
[__main__.D, __main__.B, __main__.C, __main__.A, object]
```

- stack구조로 들어가서(D가 들어가고, B가 들어가고) 하나씩 진행되므로,, A -> C -> B -> D 순서대로
- super()은 MRO 기반으로 복잡한 상속 체계에서 중복을 걸러낸다. (처음에 MRO함수가 만들어져 있고, class 만들어 질때 MRO가 생성된다.)
- 중복 걸려주고, 부모의 인스턴스로 반환하는 것이 super()이다.
- super()는 상속체계를 모두 흝는다. 복잡한 상속체계 관련된것들 흝어본다.
- 그럼 super은 중복 없이 부모의 instance를 수행해주는 명령어인가요?
- 중복이 있으면, 중복을 걸러내야지고, 부모의 instace(이때는 init)를 반환한다.
- 인스턴스 : 인스턴스(instance)란 객체 지향 프로그래밍(OOP)에서 클래스(class)에 소속된 개별적인 객체를 말한다
- a = A() 에서 a도 인스턴스, init도 인스턴스... (모두 속하므로)

In [62]:

```
# __tensorflow_는 __init__, call 로 쓰여서 closure이다.
from lPython.display import Image
lmage('init_call_closure.jpg')

# 말이 call이지만, 클로저 형태로 call이 나와있다. clore에서 앞에 것을 받아서, 밑에서 해결한다.
# MyModel()(x) 이므로 함수 안에 함수 처럼 클로저로 생각
```

Out[62]:

```
class MyModel(Model):
    def __init__(self):
        super(MyModel, self).__init__()
        self.conv1 = Conv2D(32, 3, activation='relu')
        self.flatten = Flatten()
        self.d1 = Dense(128, activation='relu')
        self.d2 = Dense(10)

    def call(self, x):
        x = self.conv1(x)
        x = self.flatten(x)
        x = self.d1(x)
        return self.d2(x)

# Create an instance of the model
model = MyModel()
```

- 객체 지향의 composition 형식 (밑 참조)
- 남의 클래스의 메서드 가져온다 ->> composition (Conv2D) 왜 composition 할까??? (책 참조)
- 함수형 패러다임에서는 클로저(Conv2D 클래스에서 (call)를 접근), 객체지향에서는 composition pattern(self.conv1)
- 이것이 다른 클래스 (Dense) 불러옴 >> **getattr**을 활용해서도 만들 수 있다. >> 어떻게 로직을 만드냐에 따라 서 매우 유연!

```
In [65]:
```

```
1 | Image('composite.jpg')
2
```

Out [65]:

```
class MyModel(Model):
    def __init__(self):
        super(MyModel, self).__init__()
        self.conv1 = Conv2D(32, 3, activation='relu')
        self.flatten = Flatten()
        self.d1 = Dense(128, activation='relu')
        self.d2 = Dense(10)

def call(self, x):
        x = self.conv1(x)
        x = self.flatten(x)
        x = self.d1(x)
        return self.d2(x)

# Create an instance of the model
model = MyModel()
```

```
In [ ]:
```

```
1 class C:
2 def __init__(self,m):
3 self.m = m
4 def __call__ # 클로저...! 클래스에서 함수를 또 반환
```

In []:

```
1 composition pattern <- oop
```

In [66]:

```
1 # 상속에도 활용 가능
```

In []:

In [69]:

```
1 class A:
2   def __init__(self):
3        self.x = 1
4   def y(self):
5        print('y')
```

In [70]:

```
1 class B(A):
2 pass
3 4 # (다중) 상속에 문제점이 있다.
5 # 다중 상속은 휼륭하지만(super()사용해서 알 수는 있지만),
6 # 복잡하면 복잡할 수록 이해하기가 어려워진다 >> 체계자체가 복잡해진다.
7
```

In [71]:

```
# 그러므로 이런 테크닉이 사용되어질 수 있다 :
2 # 상속을 안한다 >> compositon 한다 (남의 클래스 인스턴스를 가져온다)
  class C:
      # 문제점 : 하나하나 다 어떻게 구현하나???
4
5
      def __init__(self):
         self.t = A()
6
7
8
9
     def y(self):
10
        self.t.y()
11
```

In [87]:

```
1 class D:
2 a = 1
3 b = 1
4 5 def __getattr__(self,x):
6 # AttributeError가 발생할 때 실행. 결과 값이 없을 때 해당 없는 이름 x가 나오도록 실행 print(x)
```

In [89]:

```
1 d = D()
```

In [90]:

```
1 d.c
2 #결과값이 없으면 AttributeError가 나옴.
```

In [110]:

```
1
  class CC:
2
     def __init__(self):
3
        self.t = A()
4
5
     def __getattr__(self,x): # AttributeError가 발생할 때 실행.
        return getattr(self.t, x)
6
7 │ # 위와 혼동됨 __가 안붙은 getattr은 특정 클래스 인스턴스에서 가져오라는 뜻
8 # 실제 에러가 발생하면 (내가 상속한 것처럼 생각했기 때문에)
9 # cc.t가 없으니깐... 상속된 것처럼 한 것이기때문에 A()의 t를 가지고 와라!!!!!!
     # (오류가 뜰때 __getattr__fmf tlfgod!)
10
11 # 이 두 줄로 없는 애들은 모두 A()에서 들고 온다 >> 상속과 같다!!!
12 # 이때 x는 CC에서 호출시 없는 인스턴스를 의미! (여기서는 y())
```

In [102]:

```
1 c = CC()
```

- composition 사용해서 완전 상속처럼 사용할 수 있는 테크닉
- 완전 유연하게 사용할 수 있어서, 내가 closure 형태 또는 위의 방식(용어적 관점; composition pattern)을 사용해서 많은 곳에 쓰인다.

In [103]:

```
1 c.y()
2
```

У

In [88]:

```
1 getattr # 위와 역할은 다르다!
```

Out[88]:

<function getattr>

In [95]:

```
1 a = -1
```

In [96]:

```
1 getattr(a,'__abs__')() # attribute를 문자열로 실행할 때
```

Out [96]:

1

In [97]:

```
1 d.c
```

С

In [117]:

```
1 class E:
2    def __init__(self):
3        self.a = 1
4    def __getattribute__(self,x):
6        print('x')
7        print(x)
```

In [118]:

```
1 e = E()
2 e.a
```

x a

In [119]:

```
1 e.b
```

x b

In [144]:

```
1
   class A:
 2
       def __init__(self):
          print('A')
 3
4
 5
   class B(A):
 6
       def __init__(self):
          # overriding : 부모의 값을 뒤엎는다.
 7
8
              #; tensorflow를 잘쓰기 위해서는 무조건 overriding 해야한다.
9
          super().__init__()
10
11
          print('B')
12
   class C(A):
13
       def __init__(self):
14
15
          super(C, self).__init__()
          # python2부터 (위와 의미는 같다)
16
17
          print('C')
18
   class D(B,C):
19
       def __init__(self):
20
21
          super().__init__()
          # 2개의 부모를 가지고 있어도 하나만 쓰면 된다. 동시에 부모를 실행시켜준다.
22
          print('D')
23
```

```
In [145]:
1 | d = D()
С
В
D
In [146]:
 1
 2 d.__class__._bases__
Out[146]:
(__main__.B, __main__.C)
In [147]:
1 type(d).__bases__ # 제일 높은 부모를 가져온다.
Out[147]:
(<u>__main__</u>.B, <u>__main__</u>.C)
In [157]:
 1 | type(d).__base__ # d바로 앞 부모를 가져온다. (mro)
Out[157]:
<u>__main_</u>.B
In [158]:
1 D.mro()
Out[158]:
[__main__.D, __main__.B, __main__.C, __main__.A, object]
In [151]:
 1 | issubclass(D,A) # filter . predicate (is ,able 붙어있는 애들은 T/F)
 2 # D의 부모 중에 A가 있는가???
Out[151]:
True
In [159]:
 1 import tensorflow as tf
```

In [160]:

```
tf.keras.callbacks.Callback
tf.keras.losses.Loss
tf.keras.optimizers.Optimizer
# tensorflow는 기능이 없는 기본적인 구조체를 지원해준디
# 아예 overriding 잘되게 만들어놓았다
```

Out[160]:

tensorflow.python.keras.optimizer_v2.optimizer_v2.OptimizerV2

In [162]:

```
1 dir(tf.keras.callbacks.Callback) # 특정 기능을 바꾸고싶다
2 # ex) on_epoch_end
3 # 이래랑 똑같이 signature 바꾸어야 한다.

Out[162]:

['__class__',
'__delattr__',
```

In [163]:

```
1 class MyCallBack(tf.keras.callbacks.Callback):
2 def on_epoch_end(self, epoch, logs = None):
3 pass
4 # 이게 기본적으로 overriding하는 꼴이다.
5 # 어떤 특정한 기능을 확장시키고 싶다 > tensorflow는 아예 기능이 없는 애 기반으로 확장시킴
```

In [165]:

```
1 tf.keras.callbacks.BaseLogger.__bases__
```

Out[165]:

(tensorflow.python.keras.callbacks.Callback,)

In [167]:

```
1tf.keras.callbacks.EarlyStopping.__bases__2# 위와 부모가 똑같다. 아예 overriding 잘할 수 있게 비슷한 이름으로 잘 짜여 있다.3# 지금은 callback이 어떤애인지 모르지만, 여기서 overriding을 통해서 기능을 확장시킬 수 있다.
```

Out[167]:

(tensorflow.python.keras.callbacks.Callback,)

In [168]:

```
1 class T:
2 def test(self, a,b,c):
3 return a + b + c
4
5 # test라는 기능을 바꾸고 싶다? -> 상속하고, 모양 똑같이 하고, 로직만 바꾼다
```

In [169]:

```
1 class S(T):
2 def test(self, a,b,c):
3 # 부모의 기능을 바꿀 때 함수구조를 똑같이 해야 overriding이 가능하다. (LSP)
4 # Signature(인자)을 항상 일치시켜준다! logic만 다르다!
5 return a + b + 2*c
6
7 # 모양은 똑같음! 로직만 바꿈 but 이름을 실수할 수도 있음
```

In [170]:

```
1 # 문법은 쉬움 but logic이 어려움
```

In [173]:

1 from torch.utils import data

In [176]:

1 from torch.utils.data import Dataset

In [177]:

1 data.DataLoader

Out[177]:

torch.utils.data.dataloader.DataLoader

In [178]:

```
import inspect
print(inspect.getsource(Dataset))

class Dataset(Generic[T_co]):
    r"""An abstract class representing a :class:`Dataset`.

All datasets that represent a map from keys to data samples should subclass it. All subclasses should overwrite :meth:`__getitem__`, supporting fetching a data sample for a given key. Subclasses could also optionally overwrite :meth:`__len__`, which is expected to return the size of the dataset by many :class:`~torch.utils.data.Sampler` implementations and the default options of :class:`~torch.utils.data.DataLoader`.

.. note::
    :class:`~torch.utils.data.DataLoader` by default constructs a index sampler that yields integral indices. To make it work with a map-style
```

dataset with non-integral indices/keys, a custom sampler must be provided.

def __getitem__(self, index) -> T_co:
 raise NotImplementedError

def __add__(self, other: 'Dataset[T_co]') -> 'ConcatDataset[T_co]':

return ConcatDataset([self, other])

In []:

```
1# overloading2overloading : 기능을 바꾸는 것 > 같은 이름으로 다양한 기능을 사용할 수 있다!3이름 같은데 다르게 행동한다 > 다형성4- function overloading > 함수의 이름이 같은데 인자가 같아서 다르게 행동한다 > 파이썬 지원 x5- operator overloading > 연산자 기호는 같은데 다르게 행동한다.6-
```

In [179]:

```
1 def a(x):
2 return x
3
4 def a(x,y):
5 return x+y
6
7 # 이름은 같지만, 인자에 따라서 다른 기능을 한다 >> function overloading
8 # 파이썬은 이름 같으면 뒤엎어 버림 >> function overloading 지원 안함!
```

In [180]:

```
1 1 + 1
```

Out [180]:

```
In [181]:
```

```
1 # 같은 것이지만 다른 연산 결과 !
2 # 위는 붙여줌, 밑은 합해줌 >> operator overloading
3 [1,2,3] + [4,5,6]
```

Out[181]:

```
[1, 2, 3, 4, 5, 6]
```

In [182]:

```
import numpy as np
a = np.array([1,2,3])
b = np.array([1,2,3])
```

In [183]:

```
1 a + b
```

Out[183]:

array([2, 4, 6])

Type *Markdown* and LaTeX: α^2

1 operator

파이썬 operator는 내부적으로

special 인 애가 좌우한다

ex) add : +

In [192]:

```
1 a = {1,2,3}
2
3 # __add__ 기능이 없기 때문에 더할 수 없다. > dir() 확인!
```

```
In [193]:
  1 dir(a)
Out[193]:
['<u>__and__</u>',
'__class__',
 __contains__',
'__delattr__',
 '<u>__</u>dir__',
   __doc___',
   <u>_</u>eq__',
 '__format__',
 '<u>__</u>ge___',
 <u>getattribute</u>',
 <u>"</u>gt__',
 ___hash___',
 __iand__',
 '__init__',
   __init_subclass__',
 '__ior__',
'__isub__',
 'iter'.
In [194]:
  1 import tensorflow as tf
In [195]:
  1 dir(tf.Tensor)
  2 # 데이터 타입에 따라 add를 다르게 쓸수 있다. ->> Tensor만의 연산 정의를 했다!
Out [195]:
['OVERLOADABLE_OPERATORS',
 '_USE_EQUALITY',
'__abs__',
 __aus___,
'__add__',
'__and__',
'__array__',
   __array_priority__',
__a, ...,
'__bool__',
'__class__',
'__copy__',
 ___dict___',
 ___dir___',
__div___',
 __doc__',
 __eq___',
 __floordiv__',
format '.
In [196]:
     import torch
```

```
In [197]:
```

```
1 dir(torch.Tensor)
  2 # pytorch도 경우에 따라서 add를 다르게 적용이 가능하다
Out[197]:
['H',
 'T',
   _abs__',
_add__',
  __and__',
   __array__',
 <u>__array_priority__</u>',
 '__array_wrap__',
 __d, ._s,
'__bool__',
'__class__',
 __complex__',
'__contains__'
 ___cuda_array_interface__',
   __deepcopy___',
 delattr__',
   __delitem__',
 '__dict__',
'_dir_'.
In [207]:
  1 class A:
  2
          def __add__(self,x):
  3
              return x + 5
```

- 나만의 연산을 만들 수 있음->
- operator overloading; 이미 만들어저있는 연산자를 오버로딩(기능을 바꿈) 가능!

In [208]:

```
\begin{array}{|c|c|}\hline 1\\2\\a=A()\\ \hline \end{array}
```

In [209]:

```
1 a + 3
2
```

Out [209]:

8

In [210]:

```
1 a.<u>add</u>(3)
2 # 위와 똑같은 표현!
3 #
```

Out [210]:

```
In [213]:
 1
   from operator import add
 2
 3 # 함수형 패러다임으로 니가 원하는 함수(operator) 이미 만들어놓았으므로, 사용할 수 있다.
 4 # 다 만들기 귀찮고 힘드니깐..
In [215]:
 1 1 + 3
Out [215]:
4
In [216]:
 1 add(1,3)
```

Out[216]:

4

Type *Markdown* and LaTeX: α^2

In [217]:

```
1
2 add([1,2,3],[3,4,5])
 # add()는 인자의 갯수가 아니라, 데이터 타입에 따라서 다르게 행동한다.>> 제네릭(Generic) 함수
```

Out [217]:

[1, 2, 3, 3, 4, 5]

In []:

```
1 # 그냥 overrding : 상속을 통해서 바꿈
2 # opeartor overloading:
3 # __add__ 같은 것을 변화시킴으로서 (모든 연산자를 변화시킴으로서) 다르게 만들 수 있다.
```

In [219]:

```
1 len([1,2,3,])
2 | len({ 'a':1})
3 # 데이터 타입에 따라서 다르게 연산 ; 위는 3, 아래는 1 > 딕셔너리일 때 키의 갯수만 연산한다.
```

Out[219]:

1

In [220]:

1 from functools import singledispatch

In [221]:

```
1 @singledispatch
2 def len2(x):
3 print('default')
4
```

- 데이터 타입에 따라서 다르게 함수로 전달시킨다 >> dispatch!!
- 실제 데이터 타입에 따라서 다르게 적용 > 같은 함수 이름이지만 다르게 행동한다;; 다형성!!!! (객체지향의 고유특징!)
- Overloading / Generic 함수는 겹치는 개념인데, (똑같은 이름의 함수를 다르게 변화시킨다는 점에서)
- 정적 언어에서는 overloading이라 하고, 동적 언어에는 Dispatch라 한다; 파이썬은 동적타입언어
- function overloading에서는 dispatch를 주로 쓴다

In [223]:

```
1
2
3
   @len2.register(int) # int 들어올 때 밑에 실행
4
   def_{-}(x):
5
       print('int')
6
7
   @len2.register(str) # str 들어올 때 밑에 실행 (_I이 덮어쓰여지지 않음)
8
   def_{I}(x):
       print('str')
9
10
11
12
13
```

2 Dynamic VS Static

- dynamically-typed languages perform type checking at runtime,
- while statically typed languages perform type checking at compile time.

`-Compile time is the period when the programming code (such as C#, Java, C, Python) is converted to the machine code (i.e. binary code). Runtime is the period of time when a program is running and generally occurs after compile time.

In [230]:

```
1 len2([1,2])
```

default

In [231]:

```
1 # 일반적인 클래스의 행동을 결정하는 애가 Metaclass이다.
2 # 만약 instance가 있으면, 원하는 대로 적용될 수 있게 한다. 없으면 다르게 적용될 수 있게 한다.
3 # (metaclass = ~)
4
```

```
In [232]:
```

```
1 from abc import ABCMeta # metaclass를 사용한 것
```

In [249]:

```
1 class MyType(type):
2 # 나만의 새로운 형태의 Metaclass를 만든다 > 원래 type인데 이를 대체하는 Meta class 생성
3 pass
4
5 class MySpecialCase(metaclass = MyType):
6 pass
```

In [251]:

```
1
   class Singleton(type):
2
      # type을 썼다는 것은 이 클래스가 기존 Metaclass (type)을 바꾸겠다는 뜻!
      # 새로운 metaclass를 만들어서 기존 meta classs를 바꾼다.
3
4
      # 메타클래스로 사용하려면 기본 class인 type이 있어야 한다.
5
6
      instance = None
7
      def __call__(cls, *args , **kwargs):
8
          if not cls.instance:
9
             cls.instance = super().__call__(*args, **kwargs)
             # 원래 call 하는 행동 ->> 부모에 있는 __call__ 그대로 써라
10
11
             # 부모에 있는 call 이 Singletone이 call !
12
          return cls.instance
13
14
15
   class MySingleton(metaclass = Singleton):
16
      pass
17
```

In [252]:

```
1  a = MySingleton()
2  b = MySingleton()
3  c = MySingleton()
```

In [253]:

```
1 a is b b is c 3
```

Out [253]:

True

In []:

```
1
2 A.x # __get__ ;
3 # 너한테 값 공개 못해 (encapsulation)을 이 descriptor를 통해서 제공이 가능하다 (기본적으로는
4 A.x = 1 # __set__
5 del A.x # __delete__
```

```
In [ ]:
```

```
1 class T:
2   def test(self,a,b,c):
3     return a+b+c
4   
5   class S(T):
6   def test(self,a,b):
7   return a+b+2*c
```

In [254]:

```
1 # Tensorflow가 아닌 학습 가능한 weight들로 gradient를 하는데,
```

In [257]:

```
vgg = tf.keras.applications.VGG16()
2
3
```

In [256]:

```
1 vgg.trainable_variables == vgg.trainable_weights
2 # 왼쪽 것은 그냥 만들고 오른쪽 것은 descriptor로 만들었다!
```

Out [256]:

True

In [258]:

```
1 vgg.trainable_variables is vgg.trainable_weights
```

Out [258]:

False

In [270]:

In [271]:

```
1 a = A(3)
```

In [272]:

```
1 a.x # 이거 하는 것이 descriptor
```

Out [272]:

```
In [273]:
```

```
1 a.xx # property 붙였더니 괄호를 안붙인다...
```

Out [273]:

3

In [274]:

```
1
   class A:
       def __init__(self,x):
2
3
           self.x = x
4
5
       @property
6
       def xx(self):
7
           return self.x
8
       def x(self):
9
10
           return self.x + 1
```

In [275]:

```
1 a = A(3)
```

In []:

1

In [277]:

```
1
   class A:
2
      def __init__(self,x):
3
          self.x = x
4
5
      @property
6
      def xx(self):
7
          return self.x
8
9
      @property # 이름을 그대로 쓸 수는 없지만, xx처럼 괄호를 안하면 쓸수 있다.
10
      def x(self):
          return self.x + 1
11
```

```
In [278]:
```

AttributeError: can't set attribute

@property

In [288]:

5

```
1 class A:
    def __init__(self,x):
        self.__x = x # 실제로는 함수 내부에서 '__x'이름을 쓰지만,
4 @property # 내부적으로는 'x'이름처럼 쓴다 ->> 정보를 숨길 수 있다!!!!!!
6 def x(self):
7 return self.__x + 1 # information hiding (encapsulation)
8
```

In [289]:

```
1 a = A(3)
```

In [290]:

1 a.x # ()가 없으므로, 실제로는 함수가 아닌 변수쓰는 느낌을 줄 수 있다.

Out [290]:

4

In [298]:

```
class A:
1
2
      def __init__(self,x):
3
          self._x = x # 실제로는 함수 내부에서 '<math>_x'이름을 쓰지만.
4
5
      @property # 내부적으로는 'x'이름처럼 쓴다
6
             #->> 정보를 숨길 수 있다!!!!!!; 메서드를 변수처럼 쓸 수 있다.
      # 메서드로 만들었는데 실제 사용시 왜 괄호를 안쓰냐
7
8
             #->> @property로 만들어졌기 때문!
9
      def x(self):
          print('getter')
10
          return self._x # information hiding (encapsulation)
11
12
      @x.setter # Property로 만든 애에서 변수명 .x로 사용할 애를 setter하고 데코레이터를 만든다.
13
14
      # set이면 인자가 하나 더 붙는다. (self,x)
      # 이러면 x에 값을 지정시 print('setter')이 만들어진다.
15
      #@x , x의 이름은 통일시켜야 한다.
16
      def x(self,x):
17
         print('setter')
18
19
         self.\underline{\hspace{0.1cm}} x = x
```

In [299]:

```
1 a = A(3)
```

In [300]:

```
a.x # 값처럼 보이지만, 파이썬에서는 항상 변수라고 할 수 없다.
# 왜냐하면 @property(descriptor)라는 애가 메소드를 변수처럼 사용할 수 있게 한다.
```

getter

Out[300]:

3

In [301]:

```
1 \quad a.x = 5
```

setter

In []: