PYTHON 화률과 통계 기초이해

집합 기초

집합 정의

집합(集合, set)은 어떤 조건이 주어졌을 때, 그 조건이 가리키는 대상이 분명한 것들의 모임

집합은 서로 구별되는 대상들을 순서와 무관하게 모은 것이다. 이때 집합에 속하는 각각의 대상들은 집합의 원소라고 한다.

원소나열법/조건제시법

집합에 들어있는 원소들을 직접 나열하거나 조 건을 제시하는 방식



원소나열법

- 집합 S는 {2, 4, 6, ...}

원소들이 생성되는 방법을 재귀적으로 설명

- $-2 \in S$
- 만약 n∈S 이라면 (n+2)∈S

집합 원소들의 특징을 표현하는 속성 P를 설명

- S = {x|x는 양의 짝수인 정수}

- $\{x|P(x)\}$
 - 속성 P를 갖는 특징적인 원소들로 구성된 임의의 집합
- 속성 P
 - 일항술어(unary predicate)
 - 술어
 - 변수가 가질 수 있는 성질
- $S = \{x | P(x)\}$
 - $(\forall x)[(x \in S \rightarrow P(x)) \land (P(x) \rightarrow x \in S)]$
 - 집합 S의 모든 원소는 속성 P를 가지며,
 - 속성 P를 갖는 모든 원소는 집합 S의 원소이다.

Venn diagram 그리기

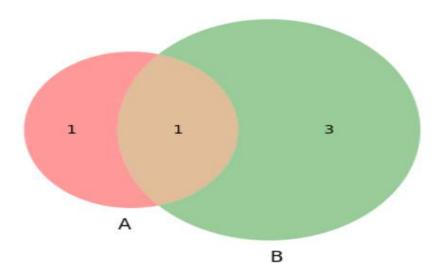
2개의 집합에 대한 숫자는 사이즈를 표시하는 벤 다이어그램 그리기

```
from matplotlib import pyplot as plt
from matplotlib_venn import venn2 |

v = venn2(subsets=[set([1,2]), set([2,3,4,5])], set_labels = ('A', 'B'))

plt.title(" Venn diagram")
plt.show()
```

Venn diagram



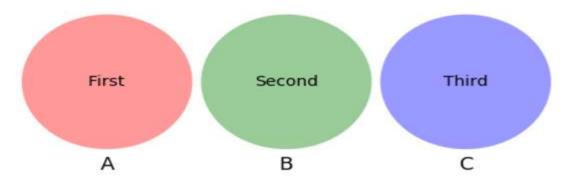
Venn diagram : set_text

각 집합에 대한 내부 텍스트를 표시

```
from matplotlib import pyplot as plt
from matplotlib_venn import venn2, venn2_circles

v = venn3(subsets=(1,1,0,1,0,0,0),set_labels=('A', 'B','C'))
v.get_label_by_id('100').set_text('First')
v.get_label_by_id('010').set_text('Second')
v.get_label_by_id('001').set_text('Third')
plt.title("Not a Venn diagram")
plt.show()
```

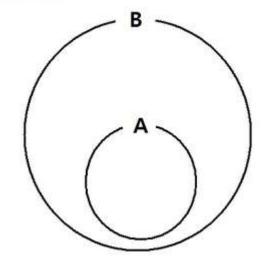
Not a Venn diagram

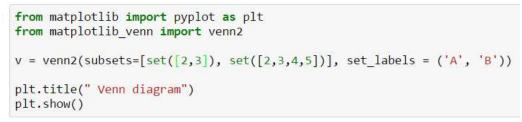


부분집합

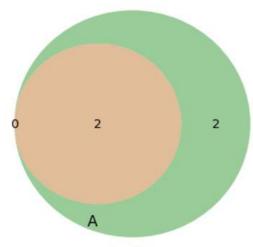
집합 B의 부분집합(部分集合, subset) A는, 모든 원소가 B에도 속하는 집합, 관계를 주로 A ⊆ B라 표기

 $A \subset B$





Venn diagram



부분집합의 개수

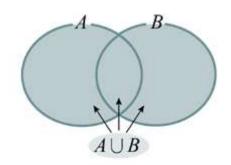
집합에 대한 부분집합의 개수

[부분집합의 개수 구하는 공식] $A = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_n\}$ one A의 모든 부분집합의 개수 집합 A의 원소 개수 특정한 원소 m개를 포함하는 A 의 부분집합의 개수 집합 A의 원소 개수 - 포함된 원소 m개 2^{n-m} 특정한 원소 ㅣ개를 포함하는 않는 A 의 부분집합의 개수 집합 A의 원소 개수 2^{n-1} - 포함하지 않는 원소 | 개 특정한 원소 m개를 포함, 다른 | 개를 포함하지 않는 A 의 부분집합의 개수 집합 A의 원소 개수 2^{n-m-1} - 포함하는 원소 m 개

합집합

두 집합 A, B의 합집합 $A \cup B$ 는, A에 속하거나 B에 속하는 원소들로 이루어진 집합이다.

 $A \cup B = \{x: x \in A \, \vee \, x \in B\}$



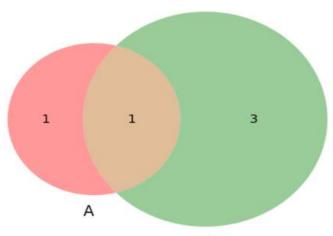
A와 B의 합집합 $A \cup B = \{x/x \in A \text{ 또는 } x \in B\}$

```
from matplotlib import pyplot as plt
from matplotlib_venn import venn2

v = venn2(subsets=[set([2,6]), set([2,3,4,5])], set_labels = ('A', 'B'))

plt.title(" Venn diagram")
plt.show()
```

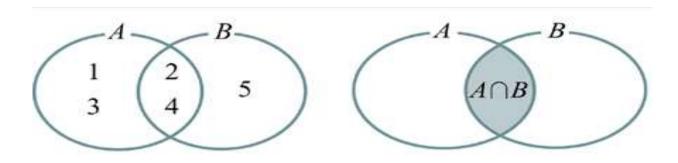
Venn diagram



교집합

두 집합 A, B의 교집합은 $A \cap B$ 로 표기하며, A에도 속하고 B에도 속하는 원소들을 골라놓은 집합을 뜻한다.

$$A \cap B = \{x : x \in A \text{ and } x \in B\}$$

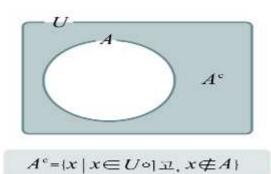


A와 B의 교집합 $A \cap B = \{x | x \in A \text{ 그리고 } x \in B\}$

여집합

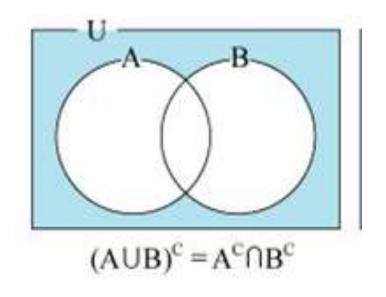
여집합(餘集合, 또는 보집합(補集合), complement set)은전체집합 U가 정의되었을 때, 그의 부분집합 집합 A의 여집합은 A^C 표기

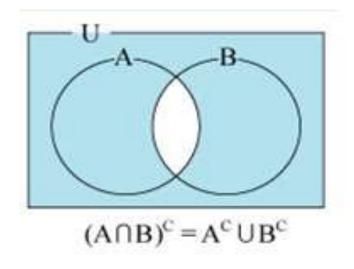
$$A^C = \{x \in U : x \not\in A\}$$



합집합과 교집합의 여집합

두 집합의 합집합의 여집합은 두 집합의 여집합의 교 집합과 동일하며, 두 집합의 교집합의 여집합은 두 집합의 여집합의 합집합과 동일

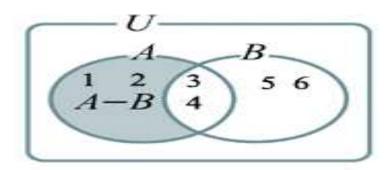




차집합

차집합(差集合, relative complement, set difference)은 집합 B에 대한 A의 차집합은 B\A 또는 B – A로 표기

$$B \setminus A = \{x \in B : x \not\in A\}$$



추이적 관계

집합 A, B, C 대하여 정의된 이항관계 추이적 관계(推移的關係, transitive relation)

$$A \subseteq B$$
이고 $B \subseteq C$ 이면 $A \subseteq C$
 $A = B$ 이고 $B = C$ 이면 $A = C$

Set 타입

중복을 허용하지 않고, 순서가 없음 (unordered) 교집합(&), 합집합(|), 차집합(-) 연산 처리

Set: mutable set

Frozenset: immutable set

```
for i in dir(set) :
    if i[0:2] == "_" :
        pass
    elif i[0:1] == "_" :
        pass
    else :
        print i,
```

add clear copy difference difference_update discard intersection intersection_update isdisjoint issubset issuperset pop remove symmetric difference symmetric difference update union update

Set 타입 - 생성시 주의

내부 원소가 리스트 등 mutable 값이 들어갈 수 없음

Set 생성은 파라미터가 1개만 가능

Set은 구조상 내부 요소 가 변경이 가능한 값으 로 구성할 수 없다

Set 타입 - 생성

Set()으로 생성시 파라미터는 1개만 받는다. 리스 트 등 mutable 객체를 요소로 처리할 수 없음

```
s = set(((1),(2)))
print s

sm = set({'a':1})
print sm

si = set((1,2,3))
print si.pop()
print si

set([1, 2])
set(['a'])
1
set([2, 3])
```

Set 타입 - 검색

Set 타입은 index/slice 검색을 제공하지 않으므로 내부 원소는 for문을 통해 원소를 조회

Index 검색 오류 발생

수열과 극한

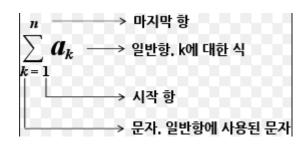
급수(級數, series, Σa_n)

수학에서의 급수는 수열 a_1 , a_2 , a_3 , ..., a_n a_1 , a_2 , a_3 , ..., a_n 까지 주어졌을 때 이것들을 다 더해 $a_1+a_2+a_3+...+a_n$, $a_1+a_2+a_3+...+a_n$ 로나타낸 것, 즉 수열의 합을 의미한다.

급수의 예는 등차수열, 등비수열의 합, 자연수의 거 듭제곱의 합 등이 있다

급수의 표현 1

Σ 는 일반항 식을 가지고 시작항과 마지막 항까 지의 합을 표시하는 수학식



$$a_1^3 + a_2^3 + a_3^3 + \cdots + a_n^3 = \sum_{k=1}^n a_k^3$$

$$(a_1 + a_2 + a_3 + \cdots + a_n)^2 = \left(\sum_{k=1}^n a_k\right)^2$$

급수의 표현 2

급수는 연속된 숫자들이 합을 구하는 것에 대한 일반식과의 비교

(1)
$$\sum_{k=1}^{n} k = 1 + 2 + 3 + \dots + n = \frac{n(n+1)}{2}$$

(2)
$$\sum_{k=1}^{n} k^2 = 1^2 + 2^2 + 3^2 + \dots + n^2 = \frac{n(n+1)(2n+1)}{6}$$

(3)
$$\sum_{k=1}^{n} k^3 = 1^3 + 2^3 + 3^3 + \cdots + n^3 = \left\{ \frac{n(n+1)}{2} \right\}^2$$

급수의 일반적인 성질

급수간의 계산을 위해 필요한 산식

$$(1)\sum_{k=1}^{n}(a_k+b_k) = \sum_{k=1}^{n}a_k + \sum_{k=1}^{n}b_k$$

(2)
$$\sum_{k=1}^{n} (a_k - b_k) = \sum_{k=1}^{n} a_k - \sum_{k=1}^{n} b_k$$

배분의 가능

(3)
$$\sum_{k=1}^{n} ca_k = c \sum_{k=1}^{n} a_k$$
(단, c는 상수)

=caj+cag+
$$\cdots$$
 +can = c(aj+ag+ \cdots +an) = c $\sum\limits_{k=1}^{n} a_k$

상수는 Σ 밖으로 배출

(4)
$$\sum_{k=1}^{n} c = cn(안, c 는 삼수)$$

상수는 n번 덧셈

$$\sum_{k=1}^{n} c = c + c + c + \dots + c = cn$$

급수의 일반적인 성질

급수 내에 곱과 나눗셈에 대해서는 Σ를 배분할 수 없음

$$\sum_{k=1}^{n} a_{k} b_{k} \neq \sum_{k=1}^{n} a_{k} \sum_{k=1}^{n} b_{k}$$

$$\sum_{k=1}^{n} \frac{a_{k}}{b_{k}} \neq \frac{\sum_{k=1}^{n} a_{k}}{\sum_{k=1}^{n} b_{k}}$$

급수의 곱

급수의 나눗셈

유한급수, 무한급수

수열의 모든 항을 더한 것이다. 항의 개수가 유한 한 유한 급수(有限級數, finite series)와 항의 개수가 무한한 무한 급수(無限級數, infinite series)로 분류 됨

유한 급수(有限級數, finite series)

급수
$$\sum_{n=0}^\infty a_n$$
의 부분합(部分合, 영어: partial sum) $\sum_{n=0}^N a_n$ 은 처음 오는 유한 개의 항에 대한 합이다. 즉, $\sum_{n=0}^N a_n = a_0 + a_1 + a_2 + \cdots + a_N$,

무한 급수(無限級 數, infinite series)

수열
$$(a_n)_{n=0}^\infty$$
에 대한 (무한) 급수 $\sum_{n=0}^\infty a_n$ 는, 수열의 항들의 형식적인 합이다. 즉,

$$\sum_{n=0}^{\infty}a_n=a_0+a_1+a_2+\cdots$$

등차급수

등차급수[arithmetic series,等差級數] 산술급수(算術級數)라고도 한다. 등차수열을 이 루고 있는 것을 말 함

급수
$$a_1 + a_2 + a_3 + ... + a_n + ...$$
에서 $a_n = a_{n-1} + d(n = 2,3,...)$ 인 관계식

$$\frac{n(a_1 + a_n)}{2} = \frac{n}{2} \{ 2a_1 + (n-1)d \}$$



$$\sum_{n=1}^{\infty} \{a + (n-1)d\}$$

급수로 표시

등비급수

기하급수(幾何級數)라고도 한다.

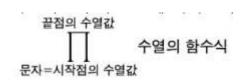
$$a_{1} = a$$
 $a_{2} = a_{1} \times r = a \times r$
 $a_{3} = a_{2} \times r = a \times r^{2}$
.
.
.
.
.
.
.
.
.
.

수열

수에 대해 일렬로 구성하는 수열이 내부 구성 구조는 합과 곱으로 처리

수열의 합

수열의 곱



등차수열

초기값을 가지고 동일한 값으로 숫자가 증가되 는 수열

일반항

i번째 항을 a_i , 공차를 d라 하면 등차수열의 일반항은 다음과 같다.

$$a_n = a_i + (n-i)d$$

물론 여기에 i=1을 대입하면 잘 알려진 일반항으로 다음을 얻는다.

$$a_n = a_1 + (n-1)d$$

공차

등차수열에서 연속하는 두 수의 차이를 공차(公 差. Common difference)라고 한다. 보통 d로 표 시한다

```
등차수열: 첫째항에 일정한 수를 더해서 얻어진 항으로 이루어진 수열
공차(d): 각 항에 더해지는 일정한 수 a_n = a_{n-1} + d d = a_n - a_{n-1}
```

```
x = np.linspace(1,100,10)
cd = x[1] - x[0]
print(x)
print(cd)
print(np.sum(x))
s1 = len(x) * (x[0]+(x[9]))/2
print(s1)
         12.
               23.
                     34.
                            45.
                                  56.
                                        67.
                                               78.
                                                     89. 100.1
11.0
505.0
505.0
```

등차 수열의 합 : 등차급수

등차급수(arithmetic series)는 등차수열의 합이다. 초항부터 n번째 항까지의 합 S_n 는 다음과 같은 공식으로 나타난다

$$S_n = \frac{n(a_1 + a_n)}{2} = \frac{n[2a_1 + (n-1)d]}{2}$$

등차 수열의 합의 산식

하나의 등차수열과 이 등차수열을 역으로 변환해서 더하며 동일한 패턴이 값이 나오고 이를 다시하나(2로 나눔)로 만들면 합산 값이 됨

등차수열을 역순으로 만들고 합산 하면 동일한 결과를 가진 패턴이 나옴

$$S_{n} = a + (a + d) + (a + 2d) + ... + (l - 2d) + (l - d) + l$$
+
$$S_{n} = l + (l - d) + (l - 2d) + ... + (a + 2d) + (a + d) + a$$

$$2S_{n} = (a + l) + (a + l) + (a + l) + ... + (a + l) + (a + l) + (a + l)$$

패턴 찾을 것을 2로 나누면 수열 의 합이 계산됨

$$2S_n = n(a + l)$$

$$S_n = \frac{n(a + l)}{2}$$

등차수열의 합 1

첫번째항과 마지막 항을 알고 둘 사이의 개수를 알 경우

$$2S = (1 + 10) + (2 + 9) + (3 + 8) + ... + (8 + 3) + (9 + 2) + (10 + 1)$$

 $2S = 11 + 11 + 11 + ... + 11 + 11 + 11$
 $2S = 11 \times 10$
 $S = 55$

$$S_n = \frac{n(a_1 + a_n)}{2}$$

```
x = np.linspace(1,10,10)
y = np.linspace(1,10,10)
z = sorted(y,reverse=True)
print(x + z)
print(np.sum(x+z)/2)
```

55.0

등차수열의 합 2

첫째항과 공차만 있을 경우 처리하는 방식 첫번째항(a), 마지막항(a*(n-1)*d)을 더해서 총 개수만큼 곱하고 이를 2로 나눈면 됨

```
첫째항이 a, 공차가 d일 때: S_n = \frac{n\{2a + (n-1)d\}}{2}
```

```
a = 1
d= 1
n= 10

s1 = n*(a+(a*d*n))/2
print(s1)
s = (n*(2*a + (n-1)*d)) / 2
print(s)
```

55

초기값이 중간부터 오는 경우

초기값이 중간부터 올 경우 계산하는 급수

$$\frac{n[2a_1+(n-1)d]}{2}$$

등비수열

초기값을 가지고 동일한 값으로 곱해서 얻어지 는 수열

일반항

첫항이 a이며, 공비가 r인 등비수열의 n번째 항은 다음과 같다.

$$a_n=ar^{n-1}$$

등비수열은 다음과 같은 점화식으로 표현될 수 있다.

$$a_n r = a_{n+1}$$

$$a_n = a_{n-1} \times r$$
 $r = \frac{a_n}{a_{n-1}}$
(단, $a_1 \neq 0$, $r \neq 0$)

공비

등비수열에서 연속하는 두 수의 차이를 공비 (Common ratio)라고 한다. 보통 r로 표시한다

$$r = \frac{a_n}{a_{n-1}}$$
(단, $a_1 \neq 0$, $r \neq 0$)

등비 수열의 합 : 등비급수

a₁부터 a_n까지 더한 합인 **등비급수**(geometric series) 또는 **기하급수** S_n은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$S_n = a + ar^1 + ar^2 + ar^3 + \dots + ar^{n-1}$$

= $a(1 + r^1 + r^2 + \dots + r^{n-1})$

여기에서 r의 값이 1이 아니라면, 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$S_n = arac{(1+r^1+r^2+\cdots+r^{n-1})(r-1)}{r-1} = arac{r^n-1}{r-1} = arac{1-r^n}{1-r}$$

등비수열의 합

첫번째과 등비를 알 경우 계산이 가능 단 등비가 1일 경우는 첫번째 항에 개수만큼 곱하면 됨

$$S_n = a + ar + ar^2 + ar^3 + ... + ar^{n-1}$$

-) $rS_n = ar + ar^2 + ar^3 + ... + ar^{n-1} + ar^n$
 $(1 - r)S_n = a$ - ar^n

$$(1 - r)S_n = a - ar^n$$

$$S_n = \frac{a - ar^n}{1 - r} = \frac{ar^n - a}{r - 1} = \frac{a(r^n - 1)}{r - 1}$$

동일한 값으로 처리를 위해 등 비로 양변을 곱하고 빼면

초항부터 n항까지의 합은 이 공식으로 나타낼 수 있다.

$$\dfrac{a(1-r^n)}{1-r}$$
 인데, 편의상 $\dfrac{a(r^n-1)}{r-1}$ 를 사용해도 된다.

단, r=1인 경우, na로 표현한다.

등비수열의 합 예시

등비수열의 S_n 합은 a_n (다음항) – a(초항)/(등비–1)로 처리

$$S_{n} = \frac{a(r^{n} - 1)}{r - 1}$$

$$= \frac{ar^{n} - a}{r - 1}$$

$$= \frac{ar^{n-1} \cdot r - a}{r - 1}$$

$$= \frac{rl - a}{r - 1} \quad (\because ar^{n-1} = l)$$

등비수열의 합 예시

첫번째과 등비를 알 경우 계산이 가능 단 등비가 1일 경우는 첫번째 항에 개수만큼 곱하면 됨

x = np.ones(10)

print(x)

```
n= np.linspace(1,10,10)
                                           r = 2**n
                                           y = x *r
                                           print(y)
                                           print(np.sum(y))
                                           print("common ration ",y[1]/y[0])
초항부터 n항까지의 합은 이 공식으로 나타낼 수 있다.
                                           cr = y[1]/y[0]
                                           print(cr)
\frac{a(1-r^n)}{1-r} 인데, 편의상 \frac{a(r^n-1)}{r-1}를 사용해도 된다.
                                           a = y[0]
                                           print(a)
                                           nn = len(n)
단, r=1인 경우, na로 표현한다.
                                           print(nn)
                                           zz = (a*(1-cr**nn))/(1-cr)
                                           print(zz)
                                           [1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1.]
                                                              8.
                                                                   16.
                                                                           32.
                                                                                64.
                                                                                        128.
                                                                                               256.
                                                                                                      512. 1024.1
                                           2046.0
                                           ('common ration', 2.0)
                                           2.0
                                           2.0
                                           10
                                           2046.0
```

수열의 극한

수열의 극한(數列-極限, limit of a sequence)은 수열이 한없이 가까워지는 값이다.

직관적으로, 수열 (a_n) 이 수렴(收斂, convergent) 한다는 것은 n이 커짐에 따라 a_n 이 어떤 고정된 값 a에 한없이 가까워지는 것을 뜻한다. 이때 a를 수열 $\{a_n\}$ 의 극한이라고 한다.

수열이 수렴하지 않으면 발산(發散, divergent)한다고 한다.

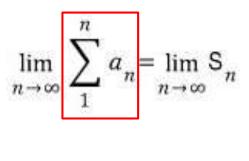
부분합 급수

무한급수 중에 특정 위치까지의 유한개의 항에 대한 합을 나타내는 급수

급수
$$\sum_{n=0}^\infty a_n$$
의 부분합(部分合, 영어: partial sum) $\sum_{n=0}^N a_n$ 은 처음 오는 유한 개의 항에 대한 합이다. 즉, $\sum_{n=0}^N a_n = a_0 + a_1 + a_2 + \cdots + a_N$,

무한수열과 극한

무한수열 $\{a_n\}$ 에서 n이 무한히 커짐에 따라 a_n 이 일정한 값 α 에 한없이 가까워지면, α 를 그 수열의 극한 또는 극한값(limit value)



부분합

$$\lim_{n\to\infty} a_n = a$$
 또는 $n\to\infty$ 일때 $a_n\to a$

n이 한없이 커진다: n-> 무한대 ∞

 a_n 한없이 $\dot{\alpha}$ 에 가까워진다 : $a_{n->}$ $\dot{\alpha}$

무한수열의 극한값 ἀ이다 -> lim an = α

수렴

한 점으로 모인다는 뜻. 보통 의견 수렴이라든지 여론 수렴 등등으로 해서 한 점에 모인다는 의미 로 사용하는 경우가 많은데, 이 뜻을 수학으로 빌 려와서 여러 값이 기어코야 한 값으로 모이게 되 었다는 의미로 사용한다.

즉 x가 a에 한없이 가까워지거나 한없이 커지거나 작아지면 f(x)도 어디로 한없이 가까워진다는 뜻.

$$\sum_{n=1}^{\infty} a_n \lim_{0| \phi \in \mathbb{R}^n, \ column{2}{c}} \lim_{n \to \infty} S_n = \lim_{n \to \infty} \sum_{k=1}^n a_k$$
 이 존재하고 수렴한다.

수렴 $\lim a_n = a$ (단, a는 실수)

발산

수렴하지 않으면 발산한다. 수열이 계속 커지는 양의 무한대로 발산, 수열이 계속 작아지는 음의 무한대로 발산이 있다.

$$\sum_{n=1}^{\infty} a_n \lim_{n \to \infty} S_n = \lim_{n \to \infty} \sum_{k=1}^n a_k$$
 of $b \in \mathbb{R}$ of $b \in \mathbb{R}$

양의 무한대로 발산: $\lim_{n\to\infty} a_n = \infty$ 음의 무한대로 발산: $\lim_{n\to\infty} a_n = -\infty$

극한의 기본 성질

수열이 수렴할 때 이 기본 성질이 사용됨

수열의 극한에 대한 기본 성질

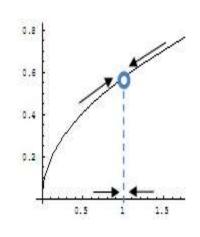
두 수열 (a_n) , (b_n) 이 수렴하고 $\lim_{n\to\infty} a_n = a$, $\lim_{n\to\infty} b_n = \beta$ 일 때,

- lim ca_n=c lim a_n=cα (단, c는 상수)
- $\lim_{n\to\infty} (a_n + b_n) = \lim_{n\to\infty} a_n + \lim_{n\to\infty} b_n = \alpha + \beta$
- $\lim_{n\to\infty} (a_n b_n) = \lim_{n\to\infty} a_n \lim_{n\to\infty} b_n = a \beta$
- $0 \lim_{n\to\infty} a_n b_n = \lim_{n\to\infty} a_n \cdot \lim_{n\to\infty} b_n = \alpha\beta$

미적분

함수의 극한

함수의 극한(limit of a function)은 어떤 점에 가까이 다다름에 따른, 함수의 행태에 대한 개념

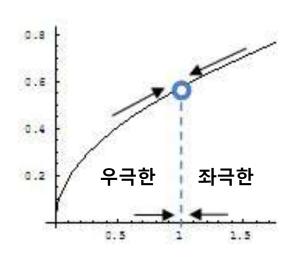


함수 f = (x)가 x = a에서 연속일 조건

- 1) f(a) 가 존재함
- 2) lim _{x→a} f(x) 가 존재함
- 3) $\lim_{x \to a} f(x) = f(a)$

좌극한값/우극한값

그래프에서 좌축과 우축에서 접근하는 것에 따라 값을 구분



좌측에서 접근하는 것을 수식으로 나타내면 $\lim_{x\to a^-} f(x)$: 좌극한값

우측에서 접근하는 것을 수식으로 나타내면 $\lim_{x\to a+} f(x)$: 우극한값

함수의 연속

함수f(x)가 정의역의 한점 a에 대해 다음 세 조건을 만족하면 함수 f(x)는 x=a에서 연속되므로 연속함수

- 함수 f(x) 가 x = a에서 정의되어 있다.
 - → → a lim f(x)가 존재한다.
 - $\lim_{x \to a} f(x) = f(a)$

함수의 극한의 수렴

함수의 극한은 독립 변수가 일정한 값에 한없이 가까워질 때, 함숫값이 한없이 가까워지는 값이 존재하면 수렴한다고 함

함수
$$y=f(x)$$
 에 대하여 $x\neq a$ 이면서 일정한 값 α 에 한없이 가까워 질 때 함수 $f(x)$ 는 α 에 수렴한다고 한다. $\lim_{x\to a} f(x)=\alpha$

함수 극한의 성질

수렴하는 함수들이 존재할 때 함수들의 사칙연산 을 처리할 수 있음

•
$$\lim_{x \to a} (f(x) + g(x)) = \lim_{x \to a} f(x) + \lim_{x \to a} g(x)$$

$$ullet \lim_{x o a}(f(x)-g(x))=\lim_{x o a}f(x)-\lim_{x o a}g(x)$$

$$ullet \lim_{x o a}f(x)g(x)=\lim_{x o a}f(x)\lim_{x o a}g(x)$$

만약 추가로 어떤 구간 $J \ni a$ 에서 항상 $g(x) \neq 0$ 이라면,

$$ullet \lim_{x o a} rac{f(x)}{g(x)} = rac{\lim\limits_{x o a} f(x)}{\lim\limits_{x o a} g(x)}$$

함수 극한의 성질

$$\lim_{x\to a} f(x) = a$$
 , $\lim_{x\to a} g(x) = \beta$ 에 수렴할 때,

(1)
$$\lim_{x\to a} \{f(x)+g(x)\} = \alpha + \beta$$
 (2) $\lim_{x\to a} \{f(x)-g(x)\} = \alpha - \beta$

(3)
$$\lim_{x \to a} kf(x) = k\alpha$$
 (k 는 상수) (4) $\lim_{x \to a} \{f(x)g(x)\} = \alpha\beta$

(5)
$$\lim_{x\to\infty} \frac{f(x)}{g(x)} = \frac{\alpha}{\beta}$$
 ($(\exists, g(x) \neq 0, \beta \neq 0)$)

지수함수

지수가 무한대로 갈 때 밑이 1보다 크면 무한대이고 밑이 1보다 작으면 -무한대로 갈때 무한대가 됨

- a > 1의 경우
 - $\circ \lim_{x \to \infty} a^x = \infty$
 - $\circ \lim_{x \to -\infty} a^x = 0$
- 0 < a < 1의 경우
 - $\circ \lim_{x \to \infty} a^x = 0$
 - $\circ \lim_{x \to -\infty} a^x = \infty$

limit 함수 : 극한

극한을 처리하는 함수limit

1 00 -00

```
from sympy import limit, sin, Symbol, oo from sympy.abc import x

# Limit 함수 파라미터 : 함수, 변수, Limit 값 , dir은 국한값으로 접근방향 print(limit(sin(x)/x, x, 0))

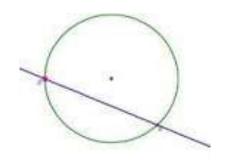
# 우 국한값으로 접근, x>0 크면서 접근 print(limit(1/x, x, 0, dir="+"))

#좌 국한값으로 접근, x <0 작으면서 접근 print(limit(1/x, x, 0, dir="-"))

print(limit(1/x, x, 0, dir="-"))
```

할선

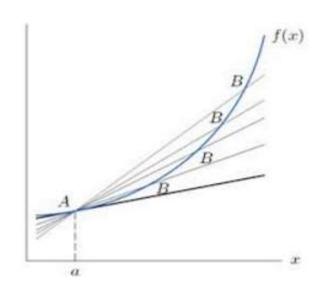
할선(割線, 가름선)은 원 또는 곡선과 두 개 이상 의 점에서 만나 그 원이나 곡선을 자르는 직선



접선

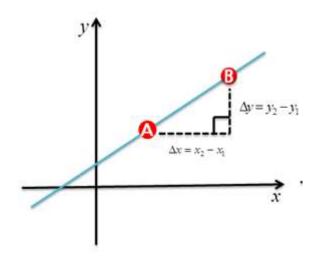
접선(接線)은 곡선 L의 두 점 A와 B로 정의되는 할선AB에서 점 B가 곡선을 따라 점 A에 한없이 가까워 질때, 이 새로운 선을 곡선L의 A에서 만나는 접선이라 한다

A 점과 만나 는 점을 접선 이고 이 점을 접점이라고 함



기울기

기울기(slope)는 직선이 기울어진 정도를 나타내 는 수

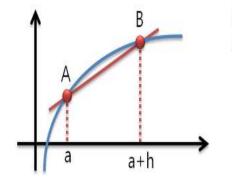


기울기
$$a = \frac{\Delta y(y)$$
 변화량) $= \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} = \tan \theta$

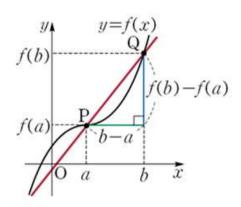
평균변화율: 할선

y=f(x) 에서 A(a,f(a)), B(b,f(b))두 정점이 있을 때 두점간의 변화를 계산하면 곡선 위의 두점의 기울기를 의미

$$\frac{f(b)-f(a)}{b-a}$$
 일때 $b=a+h$ 라고 두면
$$\frac{f(a+h)-f(a)}{(a+h)-a}=\frac{f(a+h)-f(a)}{h}$$



두 점 A와B의 기울기를 의미함 =평균변화율



미분기호

미분 기호 이해하기

Δ는 인접한 두 변수의 차이

d는 두 변수의 극미한 차이

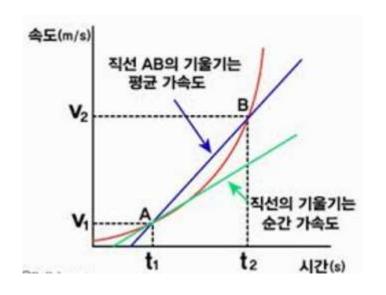
∂는 다변수함수에 대해 하나의 변수에 대한 변화량

d(bar)는 통계적인 변수의 변화량

δ는 공변의 의미

순간변화율/미분계수

평균변화율의 극한을 취하여 함수 f(x)의 **특정 지점 x** 에서 변화량 Δx가 0으로 수렴할 때의 변화 율을 순간변화율 즉 미분계수



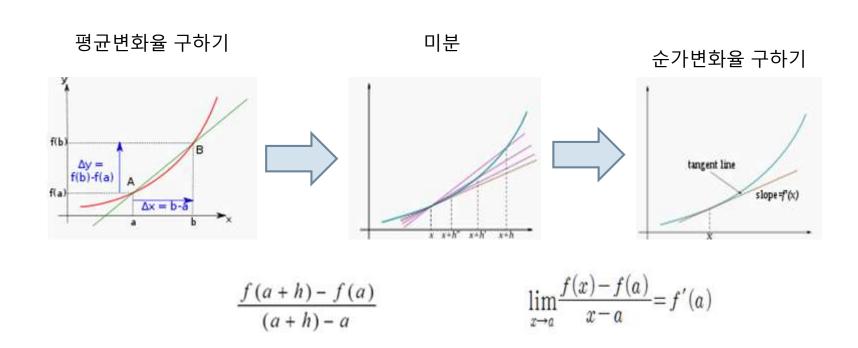
(순간 변화율) =
$$\lim_{\Delta x \to 0} \frac{\Delta y}{\Delta x} = \lim_{x \to x_1} \frac{f(x) - f(x_1)}{x - x_1}$$

$$= \lim_{\Delta x \to 0} \frac{f(a + \Delta x) - f(a)}{\Delta x} = \lim_{h \to 0} \frac{f(x + h) - f(x)}{h}$$

$$\lim_{h\to 0}\frac{f(a+h)-f(a)}{h}=f^{\,\prime}(a)\quad \text{ or } \ \lim_{x\to a}\frac{f(x)-f(a)}{x-a}=f^{\prime}(a)$$

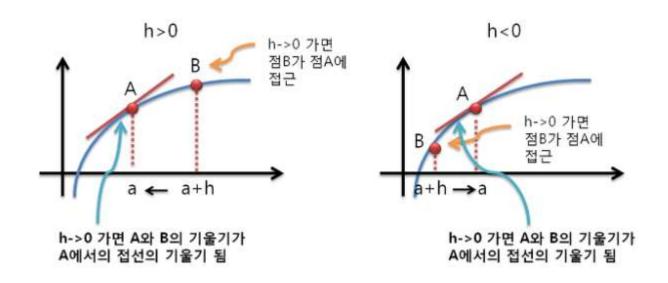
순간변화율(미분계수) 흐름

접점의 기울기를 구하기 위한 흐름



순간변화율(미분계수)의 그래프

B점에서 A점으로 이동하면 한점에서 만나는 접선이 됨



미분가능한 함수 : differentiable function

미분은 함수 f(x)의 순간변화율을 계산하는 과정이다.

f(x)에서 미분계수 f'(a) 가 존재할 때 **미분 가능**이 라고 한다.

정의역의 모든 점에서 미분가능한 함수이다.

즉, 모든 곳에서 수직이 아닌 접선을 그릴 수 있다 는 것이다

미분가능

함수 f가 점 x_0 에서 미분가능하다는 건 그 점에서의 미분, 즉 평균변화율의 극한이 존재하는 것으로 정의된다

1. 함수 f(x)가 x=a에서 연속이고 $\lim_{x\to a} f'(x)$ 값이 존재하면

함수 f(x)가 x=a에서 미분가능하다

$$2. f(x)$$
가 $x=a$ 에서 미분가능하면 $\lim_{x\to a} f(x)$ 의 값이 존재한다.

$$f'(x_0) = \lim_{x o x_0} rac{f(x) - f(x_0)}{x - x_0}$$

3. f(x)가 x=a에서 미분가능하면 $\lim_{x\to a} f'(x)=f'(a)$ 이다.

미분계수와 도함수 차이

미분계수는 특정한 점 (a, f(a))에서 접선의 기울기를 의미하고 도함수는 임의의 점(x, f(x))에서의 접선의 기울기를 의미

$$x=1$$
에서 미분계수는 $f'(1) = 6$ $f(x)$ 의 도함수는 $f'(x) = 3x+3$

도함수에 특정값이 들어가면 미분계수를 구할 수 있음

도함수

미분(微分)은 함수의 순간변화율을 구하는 계산 과정이고 함수를 미분하여 생성되는 함수를 도함수 즉 미분계수의 일반화

기호
$$f'(x)$$

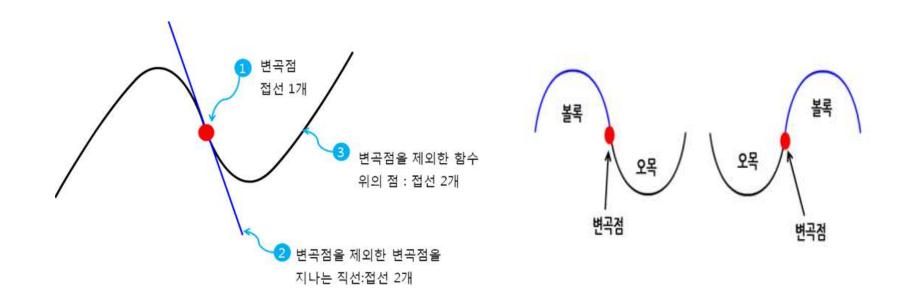
$$\frac{dy}{dx}, \quad \frac{df(x)}{dx}, \quad \frac{d}{dx}f(x)$$

$$rac{\Delta f(x)}{\Delta x} = rac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x}$$
 $f'(x) = \lim_{\Delta x o 0} rac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x}$

변화률에 대해 limit(극한) 을 지정하면

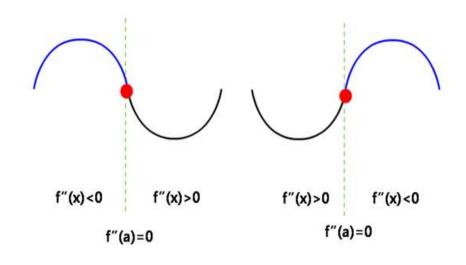
변곡점

변곡점(point of inflection)은 위로 볼록인 곡선 상태에서 오목인 곡선 상태 또는 위로 오목인 곡 선상태에서 볼록인 곡선상태로 변하는 점



변곡점의 판정

f''(a) = 0되고 x = a의 좌우에서 f''(x)의 부호가 바뀌면 점(a,f(a))는 <math>y = f(x)의 변곡점

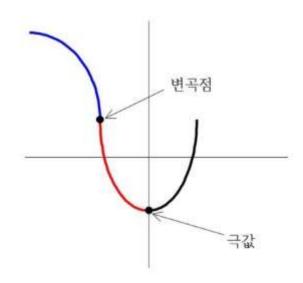


삼차함수가 변곡점에 대칭

- ▶ 극대점과 극소점은 변곡점에 대칭
- ▶ 극대점과 극소점의 중점은 변곡점
- ▶ 극대점과 극소점을 지나는 직선 위에 변곡점이 존재

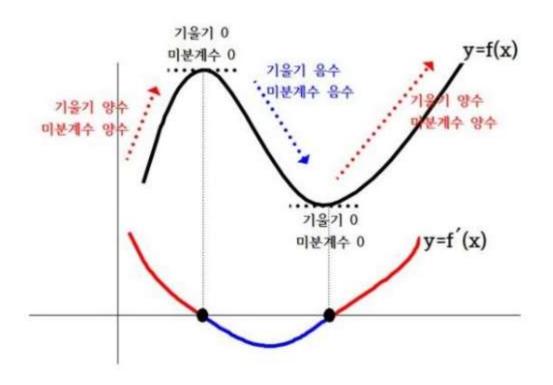
극값

기울기가 양수에서 음수 또는 음수에서 양수로 전환되는 점 즉 미적분에서 접선기울기가 0인 상 태



그래프 이해하기

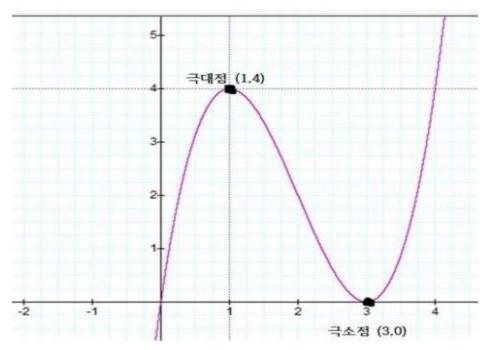
기울기가 양수이면 위로 상승하는 그래프이고 기 울기가 음수이면 아래로 하강하는 그래프이다



극대값, 극소값

증가 상태에서 감소상태로 전환하는 극값을 극대 값, 감소상태에서 증가상태로 전환하는 극값을 극소값

$$y = x^3 - 6x^2 + 9x$$



이계 도함수

이계도함수란 도함수의 도함수라는 의미로서, 본함수를 2번 미분하여 얻은 도함수. 함수 f(x)의 도함수 f'(x)가 미분이 가능하면 f'(x)의 도함수를 이계도함수 f''(x)

▶
$$f'(x)$$
 가 미분가능할때 $f'(x)$ 의 도함수
: 주 사용 용도는 변곡점을 구하거나 오목/볼록을 판단할때 사용됨
$$f''(x) = \lim_{h \to 0} \frac{f'(x+h) - f'(x)}{h} \longleftarrow \text{ 두번 미분한 함수를 말함}$$
$$y'' = f''(x) = \frac{d^2y}{dx^2} = \frac{d}{dx^2} f(x) \longleftarrow \text{ 이계도 함수를 표현하는 방법}$$

미분의 기본 공식:1

상수의 미분, 실수배 미분, 함수의 미분에 대한 일 반 공식

$$f(x) = c$$
 (단, c는 상수) 이면 $f'(x) = 0$
 $f(x) = x^n$ (단, n은 자연수) 이면 $f'(x) = nx^{n-1}$

상수미분

상수의 미분은 실제 0이 됨

$$f(x) = c(c = c)$$
수)
$$f'(x) = \lim_{\Delta x \to 0} \frac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x} = \lim_{\Delta x \to 0} \frac{c - c}{\Delta x} = 0$$

상수미분 : sympy

상수의 미분은 실제 0이 됨

```
from future import division
from sympy import *
print(diff(2, x))
0
help(diff)
Help on function diff in module sympy.core.function:
diff(f, *symbols, **kwargs)
    Differentiate f with respect to symbols.
    This is just a wrapper to unify .diff() and the Derivative class; its
    interface is similar to that of integrate(). You can use the same
    shortcuts for multiple variables as with Derivative. For example,
    diff(f(x), x, x, x) and diff(f(x), x, 3) both return the third derivative
    of f(x).
    You can pass evaluate=False to get an unevaluated Derivative class. Note
    that if there are 0 symbols (such as diff(f(x), x, 0), then the result will
    be the function (the zeroth derivative), even if evaluate=False.
```

실수배 미분

c라는 실수배를 가진 함수의 미분에서 실수배는 미분에 영향을 미치지 않는다

$$y'=\lim_{\Delta x o 0}rac{cf(x)}{\Delta x}=c \lim_{\Delta x o 0}rac{cf(x+\Delta x)-cf(x)}{\Delta x}=c \lim_{\Delta x o 0}rac{f(x+\Delta x)-f(x)}{\Delta x}=c f'(x)$$

실수배 미분 : sympy

c라는 실수배를 가진 함수의 미분에서 실수배는 미분에 영향을 미치지 않는다

$$y' = \lim_{\Delta x o 0} rac{cf(x)}{\Delta x} = c \lim_{\Delta x o 0} rac{f(x + \Delta x) - cf(x)}{\Delta x} = c \lim_{\Delta x o 0} rac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x} = cf'(x)$$

```
from __future__ import division
from sympy import *

x = symbols('x')
print(diff(2*x**2, x))
```

함수의 미분

\mathbf{n} 이 자연수일 경우 \mathbf{x}^{n} 의 미분은 $\mathbf{n}\mathbf{x}^{\mathsf{n}-1}$

인수분해를 이용하여
$$f(x)=x^n$$
 의 도함수를 구하면,
$$f'(x)=\lim_{\Delta x\to 0}\frac{f(x+\Delta x)-f(x)}{\Delta x}$$

$$=\lim_{\Delta x\to 0}\frac{(x+\Delta x)^n-x^n}{\Delta x}$$

$$=\lim_{\Delta x\to 0}\frac{(x+\Delta x-x)(x^{n-1}+x^{n-2}(x+\Delta x)+x^{n-3}(x+\Delta x)^2+\ldots+(x+\Delta x)^{n-1})}{\Delta x}$$

$$=\lim_{\Delta x\to 0}\frac{(x^{n-1}+x^{n-2}(x+\Delta x)+x^{n-3}(x+\Delta x)^2+\ldots+(x+\Delta x)^{n-1})}{\Delta x}$$

$$=\lim_{\Delta x\to 0}(x^{n-1}+x^{n-2}(x+\Delta x)+x^{n-3}(x+\Delta x)^2+\ldots+(x+\Delta x)^{n-1})$$
이때 Δx 는 0 에 수렴하므로
$$=x^{n-1}+x^{n-1}+\ldots+x^{n-1}=nx^{n-1}$$
 따라서,
$$f'(x)=nx^{n-1}$$

함수의 미분 : sympy

\mathbf{n} 이 자연수일 경우 \mathbf{x}^{n} 의 미분은 $\mathbf{n}\mathbf{x}^{n-1}$

```
from __future__ import division
from sympy import *

x = symbols('x')
n = symbols('n', integer=True)
n=10
print(diff(x**n,x))

10*x**9
```

미분의 기본 공식: 2

합과 차의 미분, 곱의 미분

$$\{f(x) \pm g(x)\}' = f'(x) \pm g'(x)$$

$${f(x)g(x)}' = f'(x)g(x) + f(x)g'(x)$$

합과차의 미분 : sympy

두 함수 합에 대한 미분은 각 함수의 미분에 합 과 같다

4*x

$$(f(x) + g(x))' = \lim_{\Delta x \to 0} \frac{f(x + \Delta x) + g(x + \Delta x) - (f(x) + g(x))}{\Delta x}$$

$$= \lim_{\Delta x \to 0} \frac{f(x + \Delta x) - f(x) + g(x + \Delta x) - g(x)}{\Delta x}$$

$$= \lim_{\Delta x \to 0} \frac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x} + \lim_{\Delta x \to 0} \frac{g(x + \Delta x) - g(x)}{\Delta x}$$

$$= f'(x) + g'(x)$$

```
from __future__ import division
from sympy import *
x, y, z, t = symbols('x y z t')
k, m, n = symbols('k m n', integer=True)
f, g, h = symbols('f g h', cls=Function)

n = 2
f = x**n
g = x**n
h = f + g

print(diff(f,x))
print(diff(h,x))
```

곱의 미분

두 함수 곱에 대한 미분은 f(x) 함수 미분과 g(x) 함수의 곱 + f(x)함수와 g(x)함수 미분의 곱과의 합과 같다

$$(f(x)g(x))' = \lim_{\Delta x \to 0} \frac{f(x + \Delta x)g(x + \Delta x) - (f(x)g(x))}{\Delta x}$$

$$= \lim_{\Delta x \to 0} \frac{f(x + \Delta x)g(x + \Delta x) - f(x)g(x + \Delta x) + f(x)g(x + \Delta x) - (f(x)g(x))}{\Delta x}$$

$$= \lim_{\Delta x \to 0} \frac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x} \lim_{\Delta x \to 0} g(x + \Delta x) + \lim_{\Delta x \to 0} \frac{g(x + \Delta x) - g(x)}{\Delta x} \lim_{\Delta x \to 0} f(x)$$

$$= f'(x)g(x) + f(x)g'(x)$$

곱의 미분 : sympy

두 함수 곱에 대한 미분은 f(x) 함수 미분과 g(x) 함수의 곱 + f(x)함수와 g(x)함수 미분의 곱과의 합과 같다

```
\begin{split} &(f(x)g(x))' = \lim_{\Delta x \to 0} \frac{f(x + \Delta x)g(x + \Delta x) - (f(x)g(x))}{\Delta x} \\ &= \lim_{\Delta x \to 0} \frac{f(x + \Delta x)g(x + \Delta x) - f(x)g(x + \Delta x) + f(x)g(x + \Delta x) - (f(x)g(x))}{\Delta x} \\ &= \lim_{\Delta x \to 0} \frac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x} \lim_{\Delta x \to 0} g(x + \Delta x) + \lim_{\Delta x \to 0} \frac{g(x + \Delta x) - g(x)}{\Delta x} \lim_{\Delta x \to 0} f(x) \\ &= f'(x)g(x) + f(x)g'(x) \end{split}
```

```
from future import division
from sympy import *
x, y, z, t = symbols('x y z t')
k, m, n = symbols('k m n', integer=True)
f, g, h = symbols('f g h', cls=Function)
f = x**n
g = x^{**}n
h = f * g
print(diff(f,x))
print(diff(g,x))
print(diff(h,x))
print(diff(f,x)*g+ f*diff(g,x))
2*x
2*x
4*x**3
4*x**3
```

단순 함수의 미분 1 : sympy

단순 함수의 미분

```
\begin{split} &\frac{d}{dx}c=0\\ &\frac{d}{dx}x=1\\ &\frac{d}{dx}|x|=\frac{x}{|x|}=\operatorname{sgn}x, \qquad x\neq 0 \end{split}
```

```
from __future__ import division
from sympy import *
    x, y, z, t = symbols('x y z t')
    k, m, n = symbols('k m n', integer=True)
    f, g, h = symbols('f g h', cls=Function)

n = 2
    f = 10
    g = x

h = abs(x)
    print(diff(f,x))
    print(diff(g,x))
    print(diff(f,x))

Abs(x)
0
1
```

(re(x)*Derivative(re(x), x) + im(x)*Derivative(im(x), x))/Abs(x)

단순 함수의 미분 2 :sympy

단순 함수의 미분

```
rac{d}{dx}x^c = cx^{c-1} rac{d}{dx}\sqrt{x} = rac{1}{2\sqrt{x}} rac{d}{dx}\left(rac{1}{x}
ight) = -rac{1}{x^2}
```

```
from __future__ import division
from sympy import *
x, y, z, t = symbols('x y z t')
k, m, n = symbols('k m n', integer=True)
f, g, h = symbols('f g h', cls=Function)

n = 2
f = 1/x
g = sqrt(x)
h = x**n

print(diff(f,x))
print(diff(g,x))
print(diff(h,x))

-1/x**2
1/(2*sqrt(x))
2*x
```

지수/로그 함수의 미분

지수/로그함수의 미분

$$egin{aligned} rac{d}{dx}a^{f(x)} &= a^{f(x)}f'(x)\ln a, \qquad a>0 \ &rac{d}{dx}c^x &= c^x\ln c, \qquad c>0 \ &rac{d}{dx}e^x &= e^x \ &rac{d}{dx}\log_c x &= rac{1}{x\ln c}, \qquad c>0, c
eq 1 \ &rac{d}{dx}\ln x &= rac{1}{x} \end{aligned}$$

삼각함수의 미분

삼각함수의 미분

$$\frac{d}{dx}\sin x = \cos x$$

$$\frac{d}{dx}\cos x = -\sin x$$

$$\frac{d}{dx}\tan x = \frac{1}{\cos^2 x} = \sec^2 x$$

$$\frac{d}{dx}\csc x = -\frac{1}{\tan x \sin x} = -\cot x \csc x$$

$$\frac{d}{dx}\sec x = \tan x \sec x$$

$$\frac{d}{dx}\cot x = -\frac{1}{\sin^2 x} = -\csc^2 x$$

$$\frac{d}{dx} \sin^{-1} x = \frac{1}{\sqrt{1 - x^2}}$$

$$\frac{d}{dx} \cos^{-1} x = \frac{-1}{\sqrt{1 - x^2}}$$

$$\frac{d}{dx} \tan^{-1} x = \frac{1}{1 + x^2}$$

$$\frac{d}{dx} \csc^{-1} x = \frac{-1}{|x|\sqrt{x^2 - 1}}$$

$$\frac{d}{dx} \sec^{-1} x = \frac{1}{|x|\sqrt{x^2 - 1}}$$

$$\frac{d}{dx} \cot^{-1} x = \frac{-1}{1 + x^2}$$

diff 함수: 미분

diff 함수로 미분을 풀이

20*(x + 1)**19

```
from sympy import *
    x, y, z = symbols("x y z")
    f, g, h = symbols('f g h', cls=Function)
    f = expand((x + 1)**20)

g = diff(f, x)
    print(g)
    print(factor(g))

20*x**19 + 380*x**18 + 3420*x**17 + 19380*x**16 + 77520*x**15 + 232560*x**14 + 542640*x**13 + 1007760*x**12 + 1511640*x**11 + 1
847560*x**10 + 1847560*x**9 + 1511640*x**8 + 1007760*x**7 + 542640*x**6 + 232560*x**5 + 77520*x**4 + 19380*x**3 + 3420*x**2 + 3
80*x + 20
```

기울기(gradient)

기울기(gradient 그래디언트)란 벡터 미적분학에서 스칼라장의 최대의 증가율을 나타내는 벡터장을 뜻한다.

기울기를 나타내는 벡터장을 화살표로 표시할 때 화살표의 방향은 증가율이 최대가 되는 방향이며, 화살표의 크기는 증가율이 최대일 때의 증가율의 크기를 나타낸다.

기울기(gradient)의 의미

어느 방안의 공간 온도 분포가 스칼라장 ϕ 로 주어졌다고 가정한다. 이 때, 방안의 어느 한 점(x,y,z)에서의 온도는 ϕ (x,y,z)로 표시할 수 있다. (온도는 시간에 의해 변화하지 않는다고 가정) 이경우에 어느 한 지점에서의 기울기는 온도가 가장 빨리 증가하는 방향과 그 증가율을 나타낸다.

이번에는 산이나 언덕을 가정해보자. 어떤 지점(x,y)에서의 높이를 H(x,y)로 표현하는 경우, 기울기는 가장 (위를 바라보는)경사가 가파른 방향과 그 경사의 크기를 나타낸다.

기울기를 이용해 다른 방향의 증가율을 구하려면 기울기와 그 방향의 단위 벡터의 내적을 취하면 된다.

기울기는 무회전성 벡터계이다. 즉, 기울기 벡터계에 대해 선적 분을 구하면 결과값은 경로와 상관없이 시작점과 끝점에 따라서 만 변화함을 뜻한다.

수학적 정의

수학적 정의

스칼라 함수 f(x)의 기울기는 ∇f 로 표현한다. ∇ 기호는 벡터 미분 연산자로 나블라(nabla) 혹은 델(del)연산자라고 부른다.

기울기는 f의 각 성분의 편미분으로 구성된 열벡터로 정의하며 다음과 같이 표시한다.

$$abla f = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n}\right)$$

$$\nabla f = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}\right)$$

예를 들어 함수

$$f(x,y,z) = 2x + 3y^2 - \sin(z)$$
 의 기울기는

$$abla f = \left(rac{\partial f}{\partial x},rac{\partial f}{\partial y},rac{\partial f}{\partial z}
ight) = \left(\left.2,6y,-\cos(z)
ight)$$
olch.

적분 : integral

적분이란 부정적분이나 정적분의 값을 구하는 것이고 주어진 함수를 적분한다라고 표현하면 부 정적분을 구하는 것이고 구간을 주어 주어진 함 수를 적분한다고 하면 정적분이라고 함

적분 기호의 의미

적분은 미분된 함수에 대한 값들을 합하라는 뜻

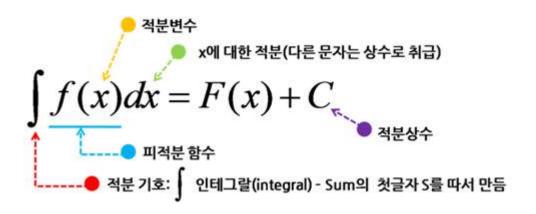
$$f(x) = \lim_{h \to 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{h}$$

$$\int f(x) dx$$
 에서 $\int e^{-\frac{h}{h}} dx + \frac{h}{h} = \frac{h}{h}$

예시
$$\int \left(\frac{d}{dx}x^2\right)dx = \int 2xdx = x^2 + C$$

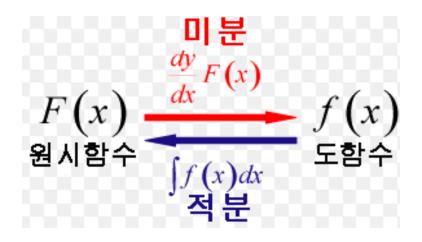
부정적분

부정적분(不定積分,indefinite integral)은 (모든) 역도함수를 구하는 연산이다. 함수 f(x)가 F(x)의 미분이면, F(x)는 f(x)의 역도함수이다.



부정적분과 미분의 관계

미분의 역연산으로서 정의되는 것을 부정적분 이라 함



정적분: definite integral

리만 적분에서 다루는 고전적인 정의에 따르면 실수의 척도를 사용하는 축도 공간에 나타낼 수 있는 연속인 함수 f(x)에 대하여 그 함수의 정의역의 부분 집합을 이루는 구간 [a, b] 에 대응하는 치역으로 이루어진 곡선의 리만 합의 극한을 구하는 것이다. 이를정적분(定積分, definite integral)이라 한다.

정적분: 식의 이해

x를 a부터 b까지 변화시키면서 f(x)에 dx를 곱한 것을 전부 합쳐라

$$\int_{a}^{b} f(x)dx = f(a)dx + f(a+dx)dx + f(a+2dx)dx + ... + f(b)dx$$

$$= \lim_{\Delta x \to 0} \{ f(a)\Delta x + f(a+\Delta x)\Delta x + ... + f(b)\Delta x \}$$

$$= \lim_{\Delta x \to 0} \sum_{x=a}^{b} f(x)\Delta x$$

일반 적분 공식 : sympy

X에 대한 적분은 1/n+1*x**n+1로 처리

```
from sympy import integrate, log, exp, oo
x = symbols('x')
print(integrate(x, x))
x**2/2
```

상수와 함수: sympy

$$\int af(x) dx = a \int f(x) dx$$
 (a constant) $\int k dx = kx + C$

```
from sympy import integrate, log, exp, oo
a = symbols('k m n', integer=True)
f, g, h = symbols('f g h', cls=Function)
x = symbols('x')
f=x**2
print(integrate(f,x))
print(integrate(2*f, x))

x**3/3
2*x**3/3
```

n차 함수: sympy

$$\int x^n dx = \frac{x^{n+1}}{n+1} + C \qquad \text{(for } n \neq -1\text{)}$$

```
from sympy import integrate, log, exp, oo

a = symbols('a', integer=True)
f, g, h = symbols('f g h', cls=Function)
x,n = symbols('x n')
f=x**n

print(integrate(f, x))

Piecewise((log(x), Eq(n, -1)), (x**(n + 1)/(n + 1), True))
```

함수의 곱: sympy

$$\int f(x)g(x) dx = f(x) \int g(x) dx - \int \left[f'(x) \left(\int g(x) dx \right) \right] dx$$

```
from sympy import integrate, log, exp, oo

a = symbols('k m n', integer=True)
f, g, h = symbols('f g h', cls=Function)
x = symbols('x')
f=x**2
g=x
h = f*g

print(integrate(h, x))
print(f*integrate(g,x)-integrate(diff(f,x)*integrate(g,x)))

x**4/4
x**4/4
```

도함수와 함수 곱: sympy

$$\int f'(x)f(x)\,dx = \frac{1}{2}[f(x)]^2 + C$$

```
from sympy import integrate, log, exp, oo

a = symbols('k m n', integer=True)
f, g, h = symbols('f g h', cls=Function)
x = symbols('x')
f=x**2

print(diff(f,x))
print(diff(f,x)*f)
print(integrate(diff(f,x)*f, x))

2*x
2*x**3
x**4/2
```

일반 적분 공식

$$\int [f(x)+g(x)]\,dx=\int f(x)\,dx+\int g(x)\,dx$$

```
from sympy import integrate, log, exp, oo

a = symbols('a', integer=True)
f, g, h = symbols('f g h', cls=Function)
x,n = symbols('x n')
f=x**2
g= x

print(integrate(f+g, x))

print(integrate(f, x) + integrate(g,x))

x**3/3 + x**2/2
x**3/3 + x**2/2
```

일반 적분 공식

일반 적분 공식

$$\int [f(x)]^n f'(x) \, dx = rac{[f(x)]^{n+1}}{n+1} + C \qquad ext{(for } n
eq -1)$$

```
from sympy import integrate, log, exp, oo

a = symbols('a', integer=True)
f, g, h = symbols('f g h', cls=Function)
x,n = symbols('x n')
f=x**2
g= diff(f)
print(g)
print(integrate(f**n,x))
print(integrate(f**n * g, x))

2*x
Piecewise((None, Eq(n, -1/2)), (x*(x**2)**n/(2*n + 1), True))
```

2*Piecewise((log(x), Eq(n, -1)), (x**2*(x**2)**n/(2*n + 2), True))

치환적분 공식

$$\int f(ax+b)dx = \frac{1}{a}F(ax+b) + C$$

$$\int \frac{1}{(2x+1)^2} dx = -\frac{1}{2} \cdot \frac{1}{(2x+1)} + c$$

$$\int \frac{f'(x)}{f(x)} dx = \ln|f(x)| + C$$

$$\int \frac{1}{x^2 - 1} dx = \int \frac{1}{(x - 1)(x + 1)} dx = \int \frac{1}{2} \left(\frac{1}{x - 1} - \frac{1}{x + 1} \right) dx = \frac{1}{2} \ln|x - 1| - \frac{1}{2} \ln|x + 1| + c$$

분수 적분 공식

가분수를 대분수로 바꾸고 적분

$$\int \frac{x^2 + 1}{x} dx = \int (x + \frac{1}{x}) dx = \frac{1}{2}x^2 + \ln x + c$$
앞의 가분수를 대분수로 바꿈

$$\int x^n dx = rac{x^{n+1}}{n+1} + C \qquad ext{if } n
eq -1$$
 $\int x^{-1} dx = \ln|x| + C$
 $\int rac{1}{1+x^2} dx = \arctan x + C$

$$\int \frac{1}{x} dx = \ln|x| + c$$

$$\int \frac{1}{x^n} dx = \int x^{-n} dx = \frac{1}{-n+1} x^{-n+1} + c = \frac{1}{-n+1} \bullet \frac{1}{x^{n-1}} + c (n \neq 1)$$

무리함수 적분공식

무리함수 적분 공식

$$\int \frac{1}{\sqrt{1-x^2}} dx = \arcsin x + C$$

$$\int \frac{-1}{\sqrt{1-x^2}} dx = \arccos x + C$$

$$\int \frac{1}{|x|\sqrt{x^2-1}} dx = \operatorname{arcsec} x + C$$

로그/지수함수 적분공식

로그/지수함수 적분공식

$$\int \ln x \, dx = x \ln x - x + C$$
 $\int \log_a x \, dx = x \log_a x - rac{x}{\ln a} + C$

$$\int e^x dx = e^x + C$$

$$\int a^x dx = \frac{a^x}{\ln a} + C$$

삼각함수 적분공식

삼각함수 적분공식

$$\int \cos x \, dx = \sin x + C$$

$$\int \sin x \, dx = -\cos x + C$$

$$\int \tan x \, dx = -\ln|\cos x| + C$$

$$\int \csc x \, dx = \ln|\csc x - \cot x| + C$$

$$\int \sec x \, dx = \ln|\sec x + \tan x| + C$$

$$\int \cot x \, dx = \ln|\sin x| + C$$

$$\int \sec^2 x \, dx = \tan x + C$$

$$\int \csc^2 x \, dx = -\cot x + C$$

$$\int \sin^2 mx \, dx = \frac{1}{2m} (mx - \sin mx \cos mx) + C$$

$$\int \cos^2 mx \, dx = \frac{1}{2m} (mx + \sin mx \cos mx) + C$$

$$\int \sin^n x \, dx = -\frac{\sin^{n-1} x \cos x}{n} + \frac{n-1}{n} \int \sin^{n-2} x \, dx + C$$

$$\int \cos^n x \, dx = \frac{\cos^{n-1} x \sin x}{n} + \frac{n-1}{n} \int \cos^{n-2} x \, dx + C$$

$$\int \sec^n x \, dx = \frac{\sec^{n-2} x \tan x}{n-1} + \frac{n-2}{n-1} \int \sec^{n-2} x \, dx + C$$

$$\int \csc^n x \, dx = \frac{\csc^{n-2} x \cot x}{-(n-1)} + \frac{n-2}{n-1} \int \csc^{n-2} x \, dx + C$$

경우의 수

경우의 수 (number of cases)

경우는 수는 사건에서 일어날 수 있는 경우의 가 짓수(원소의 개수)를 말하며, n * (n-1)!로 계산 됨

```
# 팩토리얼

def fact(x):
    if x == 1:
        return 1
    if x == 0:
        return 1

    return x * fact(x-1)

print(fact(5))
print(5*4*3*2*1)

120
```

120

$$5! = 1 \times 2 \times 3 \times 4 \times 5 = 120$$

$$0! = 1$$
 $0! = 0^0 = 0^{n-n} = \frac{0^n}{0^n} = 1$

합의 법칙

합의 법칙은 두 사건 A,B가 동시에 일어나지 않을 때 각각의 사건이 일어날 경우의 수를 서로 더해서 구하 는 경우

> 사건 A가 일어나는 경우의 수 : m 사건 B가 일어나는 경우의 수 : n 사건 A 또는 B가 일어날 경우의 수 = m+n

두 사건 A, B에 대하여 합집합 $A \cup B$ 의 원소의 개수는

 $n(A \cup B) = n(A) + n(B) - n(A \cap B)$

곱의 법칙

곱의 법칙은 두 사건 A,B가 동시에(연달아서) 일어날때 각각의 사건이 일어날 경우의 수를 서로 곱해서구하는 경우

사건 A 가 일어나는 경우의 수 : m 사건 B가 일어나는 경우의 수 : n 사건 A와 사건 b가 동시에 일어날 경우의 수 : m*n

합/곱의 법칙 구별

동시에 일어나는 사건을 경우 별개의 두 사건이 모두 발생하는 것(곱의 법칙)이고, 별개의 두 사건이 있는 경우둘다 일어나지 않아도 상관없는 것(합의 법칙)임

독립사건 A 또는 B가 일어나는 경우의 수를 구할 때에는 합의 법칙이 이용된다.

독립사건 A와 B가 동시에 일어나는 경우의 수를 구할 때에는 곱의 법칙이 이용된다

곱의 법칙:데카르트 곱

집합 A의 원소와 집합 B의 원소인 순서쌍을 만드 는 집합

집합 A, B가 공집합이 아닐때 A, B의 데카르는 곱은 다음과 같이 정의됩니다.

$$A \times B = \{ (x,y) \mid x \in A \ \text{old} \ y \in B \}$$

즉, A×B는 A의 원소가 첫번째 원소, B의 원소가 두번째 원소인 순서쌍들의 집합입니다.

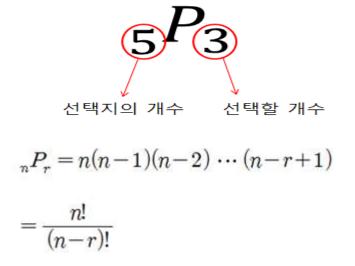
```
import itertools as it
for i in it.product([1,2,3],[1,2,3]):
    print(i)
```

- (1, 1)
- (1, 2)
- (1, 3)
- (2, 1)
- (2, 2)
- (2, 3)
- (3, 1)
- (3, 2)
- (3, 3)

순열

서로 다른 n개에서 r개를 택해 순서를 정해 일렬 로 나열하는 것을 순열이라고 함

2



- 서로 다른 n개
- 중복을 허락하지 않는 r 개를 선택
- 일렬로 나열하는 수

```
def fact(x) :
    if \times == 1 :
    if x == 0:
         return 1
    return x * fact(x-1)
def permute(x,r):
    if \times < r:
         return None
    a = fact(x)
    b = fact(x-r)
    return a/b
print(permute(5,3))
print(fact(5))
print(fact(5-3))
60.0
120
```

순열 예시

서로 다른 5개에서 3개를 택해 순서를 정해 일렬 로 나열하면 총 60가지의 경우의 수가 생김



Itertools:permutations

iterable에 대한 r에 대한 순서쌍을 구성하는 순 열

```
from itertools import permutations
per = permutations(['빨','주','노','초'],2)
for i in per :
   print(i)
```

동일한 값이 있는 순열

n개에서 서로 같은 것이 각각 p,q, ...r개씩 있을 때, 이들을 모두 택하여 일렬로 나열하는 순열의수

같은 것이 있는 순열의 수

n개에서 서로 같은 것이 각각 p, q, ···, r개씩 있을 때, 이들을 모두 택하여 일렬로 나열하는 순열의 수는

$$\frac{n!}{p! \times q! \times \cdots \times r!}$$
 (E, $p+q+\cdots+r=n$)

중복순열: itertools.product

서로 다른 n개에서 중복을 허용해서 r개를 택해 일렬로 나열하는 것을 중복순열이라고 함



$$_{n}\Pi_{r}=n^{r}$$

```
from itertools import product
per = product(['빨','주'], repeat=2)

for i in per :
    print(i)

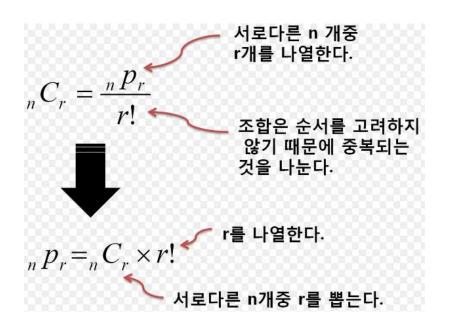
('빨', '빨')
('빨', '주')
('주', '빨')
('주', '주')
```

조합

서로 다른 n개에서 순서를 생각하지 않고 r개를 택하는 것을 조합(순열에서 중복을 제거하면 조 합이 됨)

Itertools.combinations

$_{4}C_{2}$ 는 4!/2!2! = 6을 가지는 조합을 만듦



```
from itertools import combinations
per = combinations(['빨','주','노','초'], 2)

for i in per :
    print(i)

('빨', '주')
('빨', '노')
('빨', '초')
('주', '초')
('주', '초')
```

중복조합

조합과 마찬가지로 n개의 원소에서 r개를 순서에 상관없이 뽑는데, **중복을 허락할 때**의 가짓 수.

기호로는 ((n_r))또는 *nHr* 로 사용

$$_{n}H_{r}=_{n+r-1}C_{r}$$

$$_{3}H_{4} = \frac{6!}{4! \, 2!} = 15$$

```
_{n}H_{r} = \frac{(r+n-1)!}{r!(n-1)!} = {}_{r+(n-1)}c_{r}
```

```
from itertools import combinations_with_replacement
for i in combinations_with_replacement('1234',2) :
    print(i)
```

```
('1', '1')
('1', '2')
('1', '3')
('1', '4')
('2', '2')
('2', '3')
('2', '4')
('3', '4')
('3', '4')
('4', '4')
```

확률용어

확률

확률현상은 불확실성에 대해 좌우되는 현상이다. 확률현상에 대해 현실에서 실험하는 것을 확률실 험(ϵ)이라고 한다.

확률현상에서 얻어질 수 있는 모든 결과를 표본 공간(Ω) 이라고 한다.

또한 표본공간의 부분집합을 확률사건(Event)라고 한다. 한 확률실험에서 '어떤 사건이 일어나리라고 예측되는 정도를 나태내는 수치'를 그 사건이 일어날 확률이라고 한다.

확률의 3가지 공리

- 공리 1. 임의의 사건 A에 대하여 1 > P(A) ≥ 0
- 공리 2. P(S) = 1

(여기서, S 는 표본 전체의 집합,표본공간)

- 공리 3. 상호배타적인 사건 A1,A2,A3,...에 대하여 P(A1∪ A2∪ A3∪ ...)

$$= P(A_1) + P(A_2) + P(A_3) + ...$$

확률의 종류

- 수학적 확률 누구에 의해서나 동일한 값으로 계산되는 확률
- ㅇ 통계적 확률 동일조건/독립적으로 무한반복 하였을 때 발생 확률 : 도수이론(frequency theory)
- ㅇ 주관적 확률 관찰자 주관에 따라 다르게 표 현되는 확률 : 주관적 견해(subjective view) 반 영

수학적 확률

어떤 시행의 표본공간 S가 n개의 근원사건으로 이뤄져 있고 각 근원사건이 일어날 가능성이 모두 똑같이 기대될 때, 사건 A가 r개의 근원사건으로 이루어져 있으면 사건 r이 일어날 확률 P(A)를 P(A) = r/n으로 정의

$$P(A) = \frac{A$$
사건의 경우의 수 전체경우의 수

경우의 수를 이용

모든 경우의 수에 사건 A가 일어나는 경우의 수 로 확률을 표시

```
P(A) = rac{number\ of\ event\ A\ occurs}{number\ of\ total\ event\ occurs} \ = rac{n(A)}{n(U)}
```

```
sp = [1,2,3,4,5,6]
event1 = [1,3,5]
event2 = [2,4,6]
# 화률
print(" odd events ", len(event1)/len(sp))
print(" even events ", len(event2)/len(sp))
def prob(x):
   if x % 2 == 0 :
        return len(event2)/len(sp)
    else :
        return len(event1)/len(sp)
print(list(map(prob, [1,2,3,4,5,6])))
odd events 0.5
even events 0.5
[0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5]
```

상대도수

특정 실험을 많이 해서 이에 실제 발생한 빈도에 따라 확률을 계산하는 경우

계 급	계급 구간	중앙값	도수	상대 도수
1	147.5 - 152.5	150	6.	0.13
2	152.5 - 157.5	155	- 11	0.24
3	157.5 - 162.5	160	14	0.31
4	162.5 - 167.5	165	9	0.20
5	167.5 - 172.5	170	3	0.07
6	172.5 - 177.5	175	2	0.04
参用	1-1-1-0-1		45	1.00

∋ (cm)	도수(명)	누적도수	상대누적도수
135~140	4	4	0.08
140~145	9	13	0.26
145~150	12	25	0.50
150~155	14	39	0.78
155~160	6	45	0.90
160~165	4	49	0.98
165~170	1	50	1.00
계	50		7

상대도수 기반의 확률

실험

실험(實驗)은 가설이나 이론이 실제로 들어맞는 지를 확인하기 위해 다양한 조건 아래에서 여러 가지 측정을 실시하는 일이다. 지식을 얻기 위한 방법의 하나이다. 실험은 관찰(측정도 포함)과 함 께 과학의 기본적인 방법의 하나이다. 다만 관찰 이 대상 그 자체를 있는 그대로 알려보는 일이라 면, 실험은 어떤 조작을 가해 그에 따라 일어나는 변화를 조사하고 결론을 내는 일이다.

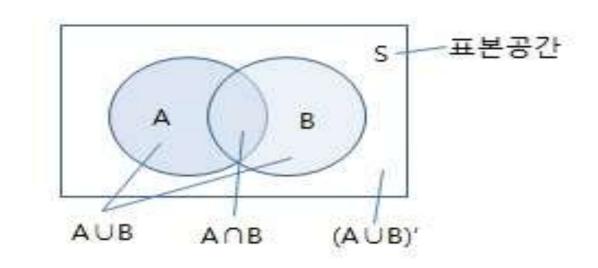
시행(trial)

모든 결과가 우연에 의해서 지배가 되고 반복가 능하며 모든 결과가 예축이 가능한 실험이나 관 찰

확률실험(random experiment)즉 시행은 결과 가 우연에 좌우되는 현상을 실현시키는 행위는 실험, 관 찰, 조사 등으로써 몇 가지 특징을 가지 는 것을 시행 또는 확률실험이라고 한다.

표본공간(sample space)

표본공간 또는 전체 표본공간은 종종 S, Ω 또는 U로 표기되며, 실험 또는 임의 시도의 모든 가능한 산출들의 집합이다.



사건

확률에서는 실험에서 발생할 수 있는 결과들이 기본 사건 (elementary event) 이라고 불리는데 이것의 모음은 그냥 사건이라고 일컫는다.

어떤 실험의 표본공간 S에 관한 사건(event)이란 S의 부분 집 합을 뜻함. 즉, 실험의 가능한 결과로 이루어진 집합을 사건 (event)이라 함

근원사건

사건 중에 표본공간의 전체집합에서 원소가 1개인 부분집합

주어진 사건이 모두 배타적인 사건인 경우의 모든 확률이 합

$$P(E_1) + P(E_2) + \dots + P(E_n) = 1$$

주사위 시행에 대한 사건 예시

주사위를 여러 번 시행할 경우 이를 기반으로 특 정 사건에 대한 예시

```
import numpy as np
from itertools import product
# sample からフ/
# x 주사위 시행횟수
def dice(x) :
    a = np.arange(1,7)
    b = product(a,repeat=x)
    c = [x \text{ for } x \text{ in } b]
    return c
# event 夲춬
def event(iterable, ev) :
    d = []
    for x in iterable :
        if np.sum(x) == ev:
            d.append(x)
    return d
print(event(dice(2),7))
print(event(dice(3),7))
[(1, 6), (2, 5), (3, 4), (4, 3), (5, 2), (6, 1)]
[(1, 1, 5), (1, 2, 4), (1, 3, 3), (1, 4, 2), (1, 5, 1)]
1), (4, 1, 2), (4, 2, 1), (5, 1, 1)
```

주요 사건들

주요 사건들.

$$P(A) = rac{number\ of\ event\ A\ occurs}{number\ of\ total\ event\ occurs} \ = rac{n(A)}{n(U)}$$

사건 event

시행의 결과로서 나타나는 것

 $0 \leq P(A) \leq 1$

여사건 complementary event 어떤 사건 A가 일어나지 않는 사건

$$P(A^c) = 1 - P(A)$$

전사건 total event 일어날 수 있는 모든 경우의 사건

$$P(U) = 1$$

공사건 empty event 일어날 수 있는 모든 경우의 사건

$$P(\phi) = 0$$

독립

두 사건이 독립(獨立, independent)이라는 것은, 둘 중 하나의 사건이 일어날 확률이 다른 사건이 일어날 확률이 다른 사건이 일어날 확률에 영향을 미치지 않는다는 것을 의미한다.

예를 들어서, 주사위를 두 번 던지는 경우 첫 번째에 1이 나오는 사건은 두 번째에 1이 나올 확률에 독립적이다.

독립사건

독립사건(Independent Event)은 서로 다른 사건이 일어날 확률에 영향을 주지 않은 사건들

독립사건의 조건

$$P(A|B) = P(A|B^c) = P(A)$$

$$P(B|A) = P(B|A^c) = P(B)$$

$$P(A \cap B) = P(A)P(B)$$

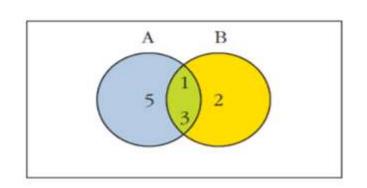
조건부 확률은 사건 B가 주어졌을 때 A가 일어 날 확률이지만 두 사건이 독립이라면

$$P(A|B) = P(A) \Leftrightarrow \frac{P(A \cap B)}{P(B)} = P(A)$$
 분자영역 변환
$$P(A \cap B) = P(A) \times P(B)$$

종속사건

종속사건(Dependent Events)은 사건 A가 일어 났을 경우에 사건 B가 일어날 확률을 말함

$$P(A \cap B) = P(A|B) \times P(B)$$
$$= \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \times P(B)$$



$$P(A|B) \neq P(A^c|B)$$



$$\frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$
: 같지않다 $\frac{P(A \cap B)}{P(B)}$:

A와 B이 교집합은 1, 3 A여집합과 B이 교집합은 2

배반사건

배반사건(Exclusive Events)는 동시에 일어날 수 없는 두 사건, 두 사건의 교집합이 공집합이 되는 사건

배반사건은

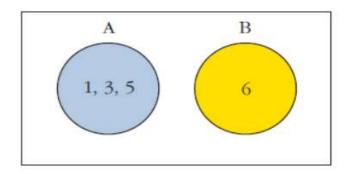
$$A \cap B = \phi \Rightarrow P(A \cap B) = 0$$

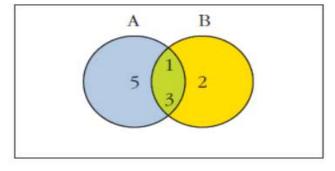
$$P(A \cup B) = P(A) + P(B)$$

성립할 때 사건 A와 B는 배반사건이라고 합니다.

배반인 경우

배반이 아닌 경우





확률의기본 법칙 정리

독립시행의 확률

동일한 시행이 여러 번 반복되면 사건이 서로 독립이므로 각 시행이 다른 시행에 영향을 미치지 않음

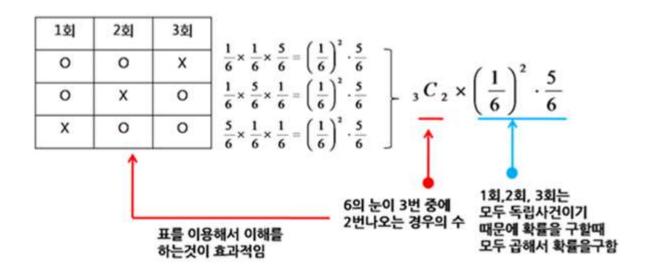
- ① 매회 시행에서 사건 A가 일어날 확률 p로 일정
- ② n회 독립시행 사건A가 r번 일어날 확률?

$$P(X=r) = {}_{n}C_{r}p^{r}q^{n-r} (q=1-p)$$

$$p(x) = \sum_{n=0}^{N} C_x p^x (1-p)^{n-x}$$

독립시행 예시

주사위를 3번 던질 때 6의 눈이 2번 나올 확률



독립시행 예시

주사위를 6번 던질 때 1 또는 2의 눈이 2번 나올 확률을 구하여라.

	1	2	3	4	5	6
1 or 2	0	o	x	x	x	x
1 or 2	0	0	x	x	x	x
1 or 2	0	0	x	×	x	x
1 or 2	0	0	x	x	x	x
1 or 2	0	0	x	x	x	x
1 or 2	0	0	x	x	x	x

$$p(x) = \sum_{n=0}^{d ext{NONN}} C_x p^x (1-p)^{n-x}$$

$$= {}_{6}C_{2}(1/3)^{2}(1-1/3)^{6-2}$$

$$= 6!/2!4!(1/9)(4/81)$$

$$= 15*(16/729)$$

$$= 80/243$$

확률의 덧셈정리 조건

• 두 사건 중 적어도 하나의 사건이 일어날 확률과 관련

두 사건
$$A,B$$
에 대하여
$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$$

• 좁은 의미의 덧셈법칙은 상호배반일 경우만 가능

두 사건
$$A,B$$
가 서로 배반사건이면, 즉 $A\cap B=\varnothing$ 이면 $P(A\cup B)=P(A)+P(B)$

• 배반이 아닌 경우 중복 계산되는 부분을 제거해야 한다.

곱셈법칙 조건 : 결합확률

- 두 사건이 함께 일어날 확률과 관련
 - 두 사건 A, B에 대해 $P(A\cap B)=P(A|B) imes P(B)$
- 좁은 의미의 곱셈법칙은 상호독립일 경우만 가능
 - A와 B가 독립사건일 때 P(B|A) = P(B) (단, P(A) > 0) $P(A \cap B) = P(A) \times P(B)$
- 독립이 아닌 (종속의) 경우 하나의 주변확률과 다른 하나의 조건부확률을 곱해야 한다

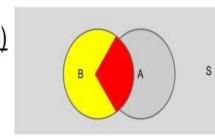
조건부 확률

조건부 확률 (conditional probability)이란 사건 B가 일어났다고 가정했을 때에 사건 A가 일어날 확률을 가리켜,

P(A │ B) 로 표시하고,

이를 사건 B를 조건으로 하는 A의 조건부 확률이라 한다.

$$P(A \mid B) = \underline{P(A \cap B)}$$
$$P(B)$$



조건부 확률공식: 벤다이어그램

149

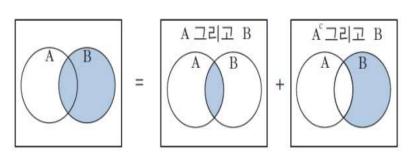
P(A|B) : 조건부확률

- 사건 B 가 주어진 조건 하에서 사건 A 가 일어날 확률
- · 사건 B 에만 포커스를 맞춤
- 사건 B의 확률에 대한 사건 A와 B 결합사건확률의 상대적 크기

$$P(A \mid B) = \frac{P(A \perp \exists \exists \exists B)}{P(B)} = \frac{P(A \perp \exists \exists B)}{P(A \perp \exists \exists B) + P(A^c \perp \exists \exists B)}$$

 $P(A|B) \neq P(B|A)$

P(B) 구하기: 벤다이어그램



조건부 확률공식 유도

조건부 확률에 대한 식 유도 P(A|B) ≠ P(B|A)

이벤트 A가 일어난 상황하에서 이벤트 B가 일어날 확률. ConditionalProbability of B given A. P(B|A)

$$P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)}$$

위식을 통해 다음식을 유도할 수 있다.

$$P(A \cap B) = P(A)P(B|A) = P(B)P(A|B)$$

만일 A,B두 사건이 독립이라면 다음이 성립한다.

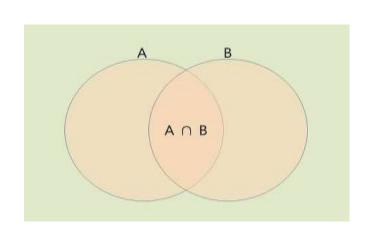
$$P(A \cap B) = P(A)P(B)$$

$$P(A|B) = P(A)$$

$$P(B|A) = P(B)$$

조건부 확률공식:예시

주사위가 소수이면서 홀수가 나올 확률은 A:홀수= {1,3,5}, B:소수={2,3,5}



A와 B이 교집합 = {3.5}

$$p(A|B) = \frac{p(A \cap B)}{p(B)} = \frac{1/3}{1/2} = \frac{2}{3}$$

$$p(A) = \frac{\cancel{s} + \cancel{y}}{\cancel{s}} = \frac{1}{2} + \frac{1}{2}$$

$$p(B) = \frac{\cancel{s} + \cancel{y}}{\cancel{s}} = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} + \frac{1}{2}$$

$$p(A \cap B) = \frac{\cancel{s} + \cancel{y}}{\cancel{s}} = \frac{1}{2} + \frac{1}{2$$

P(B | A) = '4 이하의 눈이 나왔을 때 그 눈이 짝수 일 확률' = 2/4 P(A | B) = '짝수의 눈이 나왔을때 그 눈이 4이하일 확률' = 2/3

조건부 확률 예시 1

y를 뽑을 사건 A p(A) = 13/20, 불량을 뽑을 사건 B p(B) =8/20, y 를 뽑았는데 불량인 사건 p(A & B)= 2/20 v를 뽑혔을 때 그것이 썩은 것일 확률은

	X	У	sum
양호	1	11	12
불량	6	2	8
	7	13	20

전체 경우의 수
$$n(S)$$
 라고 두면
$$\frac{n(A\cap B)}{n(A)} = \frac{\frac{n(A\cap B)}{n(S)}}{\frac{n(A)}{n(S)}} = \frac{P(A\cap B)}{P(A)}$$

$$P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} = \frac{2/20}{13/20} = \frac{2}{13}, P(A) \neq 0$$

조건부 확률 예시 2

y를 뽑을 사건 A p(A) = 13/20, 불량을 뽑을 사건 B p(B) =8/20, y 를 뽑았는데 불량인 사건 p(A & B)= 2/20 불량을 뽑을 사건이 발생할 때 y를 뽑을 사건

	X	у	sum
양호	1	11	12
불량	6	2	8
	7	13	20

전체 경우의 수
$$n(S)$$
 라고 두면
$$\frac{n(A \cap B)}{n(A)} = \frac{\frac{n(A \cap B)}{n(S)}}{\frac{n(A)}{n(S)}} = \frac{P(A \cap B)}{P(A)}$$

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} = \frac{2/20}{8/20} = \frac{2}{8}, P(B) \neq 0$$

파이썬 예시

주사위 짝수일 때(event1) 특정 값(event2,4)이 나오는 P(A & B)를 조건부확률로 구하기

위식을 통해 다음식을 유도할 수 있다.

0.1666666666666666

```
P(A \cap B) = P(A)P(B|A) = P(B)P(A|B)
sp = [1,2,3,4,5,6]
event1 = set([2,4,6])
event2 = set([4])
# 확률 event1 & event2
print(event1 & event2)
pe12 = len(event1 & event2)/len(sp)
pe1 = len(event1)/len(sp)
print(pe1)
# 学号 event 2
pe2 = len(event2)/len(sp)
print(pe2)
print(pe1 * pe2)
p(pe1 \ pe1 \ pe2) = p(pe1|pe2) \ p(pe2)
print(pe12/pe2 *pe2)
{4}
0.5
0.1666666666666666
0.08333333333333333
```

베이즈 정리

사건 A가 있고 사건 B가 있을 때 사건 B가 일어난 것을 전제로 한 사건 A의 조건부 확률을 구하고 싶다. 그런데 지금 알고 있는 것은 사건 A가 일어 난 것을 전제로 한 사건 B의 조건부 확률, A의 확 률, B의 확률뿐이다.

베이즈 사용 이유

기존 : 모집단을 변하지 않은 대상으로 봄

모집단에 대해 규정시킨 확률분포 또는 모수를
 출발점으로 삼음

베이즈 : 모집단을 미리 확정짓지 않음

- 모수를 확률변수 처럼 취급
- 매 표본 마다 나오는 데이터를 출발점으로 삼음. 정보가 증가됨에 따라, 확률이 수정/정제됨

베이즈 정리 용어

사전확률(prior probability)

→ 이미 알고 있는 사건으로부터 나온 확률로 위의 베이즈 정리에서 $P(A_1)$, ... $P(A_n)$ 을 의미

우도(likelihood probability)

→ 이미 알고 있는 사건이 발생했다는 조건하에 다른 사건이 발생할 확률 P(B|A₁),...P(B|Aₙ)

사후확률(posterior probability)

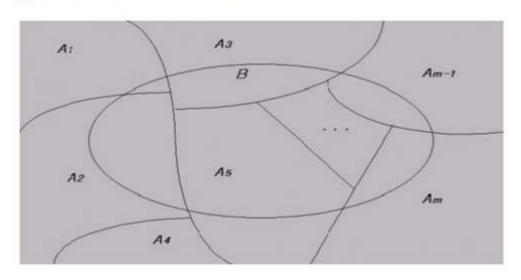
→ 사전확률과 우도를 통해 알게되는 조건부 확률 P(A_k|B)

베이즈 정리 산식 1

① 표본공간 S는 서로소인 $A_1, A_2, A_3, ..., A_n$ 의 합집합

$$\{A_1, A_2, \cdots, A_m\}$$
=전체 S 의 분할

A₁,..., A_n 은 서로소 (배반)



베이즈 정리 산식 2

P(A|B) = P(B|A) P(A) / P(B)

- . P(A|B): A의 조건부확률 또는 B라는 특정 값에 의한 사후 확률 (Posteriori)
 - * 사건 B가 일어났다는 것을 알고, 그것이 원인 A로 부터 일어난 것이라고 생각되는 조건부확률
- . P(B|A) : A가 주어졌을 때의 조건부확률 (Likelihood,우도)
- . P(A) : A의 사전확률 (Priori)
- . P(B) : B의 사전확률 (Evidence)

베이즈 정리 산식 3

사후확률은 사전확률과 우도를 곱하고 사전확률 로 나눈 것도 같음

$$posterior = \frac{likelihood \times prioor}{evidence} \qquad P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$

$$P(A_1 \mid B) = \frac{P(A_1 \supset B)}{P(B)} = \frac{P(A_1)P(B \mid A_1)}{P(A_1)P(B \mid A_1) + \dots + P(A_m)P(B \mid A_m)}$$

베이즈 정리 산식 4:전체

② B는 S위에서 정의된 사건, $P(A) \neq 0$

사후확률
$$P(A_k|B)$$

$$=\frac{P(A_k\cap B)}{P(B)} \qquad \textcircled{D} P(B) = P(A_1\cap B) + P(A_2\cap B) + P(A_3\cap B)} \\ \textcircled{2} 곱셈정리 P(A\cap B) = P(A) \times P(B|A)$$

$$=\frac{P(A_k\cap B)}{P(A_1\cap B) + P(A_2\cap B) + \cdots + P(A_n\cap B)}$$

$$=\frac{P(B|A_k)P(A_k)}{P(B|A_1)P(A_1) + P(B|A_2)P(A_2) + \cdots + P(B|A_n)P(A_n)}$$
(단 k가 $k=1,2,3,\cdots,n$)

확률변수,확률분포, 확률함수기초

확률변수

확률 변수(確率變數, random variable)는 확률실험)시행에서 나타낼 수 있는 모든 결과에 대해 수치를 대응시키는 것이며, 확률적인 과정에 따라 값이 결정되는 변수

이산확률변수

이산확률변수(discrete probability variable) 유한개의 값, 또는 셀 수 있는 개수의 값으로 구성되어 있는 확률변수

동전을 두번 던질 경우

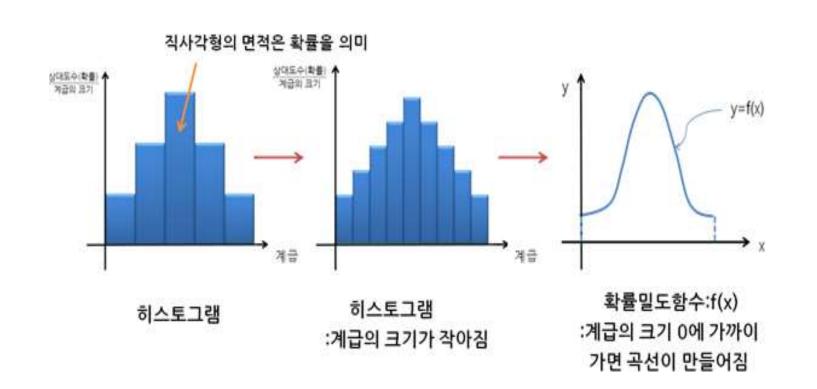
X	0	1	2
Р	1/4	1/2	1/4

확률분포를 확률질량함수로 표현하면

$$P(X=x) = \begin{cases} \frac{1}{4} & (x=0,2) \\ \frac{1}{2} & (x=1) \end{cases}$$

연속확률변수

연속적인 범위의 값을 지니는 확률변수, 연속량으로 표기되어 가능한 변수 값의 셀 수 없는 변수



확률분포

확률분포(確率分布, probability distribution)는 어떤 확률변수가 취할 수 있는 모든 값들과 그 값을 취할 확률의 대응관계(상대도수, 함수)로 표시를 하는 것

주사위 하나를 던질 경우

표본점	1	2	3	4	5	6
X	1	2	3	4	5	6
Р	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6

이산확률분포

이산 확률분포는 이산 확률변수가 가지는 확률분 포를 의미한다. 여기에서 확률변수가 이산 확률 변수라는 말은 확률변수가 가질 수 있는 값의 개 수가 가산 개 있다는 의미

- 이산균등분포
- 푸아송 분포
- 베르누이 분포
- 기하 분포
- 초기하 분포
- 이항 분포
- 음의 이항 분포
- 다항 분포

- 확률변수 X의 각 값에 대한 확률 P(X=x)는 $0 \le P(X=x) \le 1$
- 모든 확률값의 합은 1

$$\sum p(x) = 1$$

이산확률분포의 성질

특정 확률변수의 확률은 $0 <= p(X=x_i) <= 1$ 값이고 모든 확률변수의 합은 1이다.

동전 2개를 던질 경우 앞면의 나올 확률 변수와 분포

X	0	1	2	
Р	1/4	1/2	1/4	

(1)
$$0 \le P(X = x_i) \le 1$$

(2)
$$\sum_{i=1}^{n} P(X = x_i) = 1$$

(3)
$$P(X = x_i \text{ or } X = x_j) = P(X = x_i) + P(X = x_j)$$
 (E, $i \neq j$)

(4)
$$P(a \le X \le b) = \sum_{a}^{b} P(X=x) + P(X=a) + P(X=a+1) + \dots + P(X=b)$$

연속확률분포

연속 확률분포는 확률 밀도 함수를 이용해 분포를 표현할 수 있는 경우를 의미한다. 연속 확률분 포를 가지는 확률변수는 연속 확률변수라고 부른다.

- 정규 분포
- 연속균등분포
- 카이제곱 분포
- 감마 분포

연속균등분포

연속균등분포(continuous uniform distribution)은 연속 확률 분포로, 분포가 특정 범위 내에서 균등하게 나타나 있을 경우를 가리킨다. 이 분포는 두 개의 매개변수 a,b를 받으며, 이때 [a,b] 범위에서 균등한 확률을 가진다.

기호로 $\mathcal{U}(a,b)$.

 $\mathcal{U}(0,1)$ 인 경우를 표준연속균등분포

정규분포

정규분포(正規分布,normal distribution) 또는 가우스 분포(Gauß分布,Gaussian distribution) 는 연속 확률 분포의 하나정규분포

 $N(\mu, \sigma^2)$ 로 표기를

매개 변수 평균 μ 과 표준편차 σ 에 대해 모양이 결정!

평균이 0이고 표준편차가 1인 정규분포 N(0,1)을 표준정규분포

Die: 이산확률변수 생성

유한확률변수를 생성하는 함수

```
from sympy.stats import Die, density
D6 = Die('D6', 6) # Six sided Die
print(D6, type(D6))
print(density(D6).dict)

(D6, <class 'sympy.stats.rv.RandomSymbol'>)
{1: 1/6, 2: 1/6, 3: 1/6, 4: 1/6, 5: 1/6, 6: 1/6}

help(Die)

Help on function Die in module sympy.stats.frv_types:

Die(name, sides=6)
    Create a Finite Random Variable representing a fair die.
    Returns a RandomSymbol.
```

given : 특정 사건을 배정

특정 확률변수의 집합에서 표현식에 맞는 부분 집합을 만드는 함수

```
from sympy.stats import given, density, Die

X = Die('X', 6)
print(density(X).dict)

Y = given(X, X > 3)
print(Y, type(Y))
print(density(Y).dict)

{1: 1/6, 2: 1/6, 3: 1/6, 4: 1/6, 5: 1/6, 6: 1/6}
(X, <class 'sympy.stats.rv.RandomSymbol'>)
{4: 1/3, 5: 1/3, 6: 1/3}
```

이산균등분표

이산 균등 분포 함수인 random.randint : Discrete uniform distribution

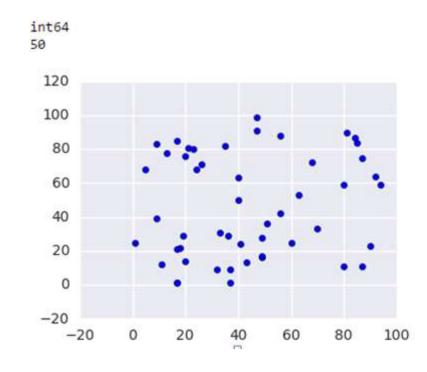
randint(low, high=None, size=None, dtype='l')

```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
x = np.random.randint(0,100,(50,2))
plt.figure(figsize=(4,3))
print(x.dtype)

print(len(x[:,0]))

plt.scatter(x[:,0],x[:,1])

plt.show()
```

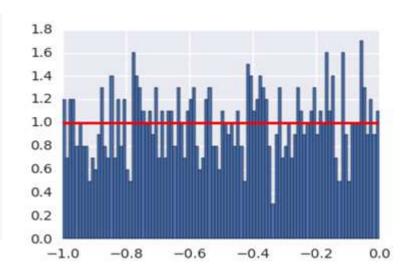


연속균등분포 예시

Uniform 메소드를 이용해서 연속균등분포를 표 시

uniform(low=-1, high=0, size=None)

```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
plt.figure(figsize=(4,3))
s = np.random.uniform(-1,0,1000)
count, bins, ignored = plt.hist(s, 100, normed=True)
plt.plot(bins, np.ones_like(bins), linewidth=2, color='r')
plt.show()
```

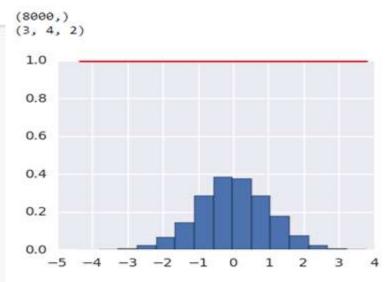


정규분포 예시

정규분포: random.standard_normal 평균은 0 이고 표준편차가1 인 분포를 정규분포 standard_normal(size=None)

```
s1 = np.random.standard_normal(8000)
print(s1.shape)
plt.figure(figsize=(4,3))
s2 = np.random.standard_normal(size=(3, 4, 2))
print(s2.shape)

count, bins, ignored = plt.hist(s1, 15, normed=True)
plt.plot(bins, np.ones_like(bins), linewidth=2, color='r')
plt.show()
```



확률함수

확률변수에 대하여 정의된 실수를 0과 1 사 이의 실수(확률)에 대응시키는 함수



확률질량함수

확률질량함수(probability mass function)은 이 산확률변수에서 특정한 값에 대한 확률을 나타내 는 함수

X	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	•••	X _n
$P(X=x_i)$	p_{I}	p_2	p_3	p_4		ρ_n

확률질량함수가 $P(X=x_i)=p_i \ (i=1,2,\,\cdots,\,n)$ 일 때,

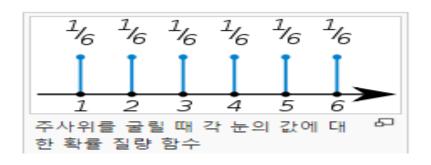
$$\bigcirc 0 \le P(X=x_i) \le 1$$

③
$$P(x_i \le X \le x_j) = p_i + p_{i+1} + \cdots + p_j \ (i \le j)$$

확률질량함수 예시

주사위를 한 번 굴릴 때의 값을 나타내는 확률 변수가 X일 때, 이 확률 변수에 대응되는 확률 질량 함수는 f(x)=1/6이다.

X	1	2	3	4	5	6
P(X=xi)	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6



확률밀도함수

확률밀도함수(probability density function 약자 PDF)f(x)는 일정한 값들의 범위를 포괄하는 연속확률변수의 확률을 찾는데 사용하고 연속데이터에서의 확률을 구하기 위해서 확률밀도함수의 면적을 구함

확률 밀도함수 f(x)와 구간[a,b] 에 대해 확률변수 X가 구간에 포함될 확률 P(a<= X<=b)는

$$\int_a^b f(x)dx$$

확률 밀도 함수 f(x)는 다음의 두 조건을 만족해야 한다.

1. 모든 실수값
$$x$$
에 대해 $f(x) \geq 0$

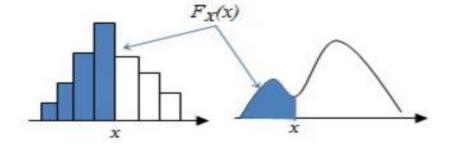
$$2. \int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx = 1$$

누적분포함수

누적분포함수(CDF)는 분포와 관련된 누적 확률입니다. 특히, 누적분포함수는 사용자가 지정한 값까지에 대한 확률밀도함수 아래의 영역입니다. 특정 값 미만, 특정 값 이상 또는 두 값 사이에 반응값이 있을 확률을 구하는 경우에 누적분포함수를 사용합니다.

$$F_X(x) = P\{X \le x\} =$$

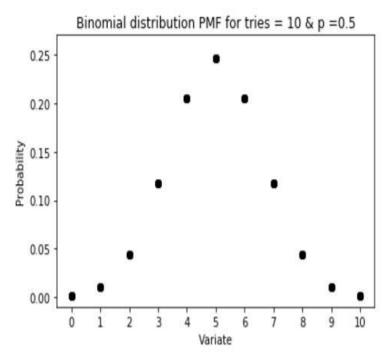
$$\begin{cases} \sum_{\xi = -\infty}^{x} p(\xi) & (\text{이산}) \\ \int_{-\infty}^{x} f(\xi) d\xi & (연속) \end{cases}$$



확률질량함수: binomial 예시

총 10개의 원소에 대한 binomial에 대한 PMF 함수 처리

```
from scipy import stats
x = range(11) # 0 to 10
y = stats.binom.pmf(tries, 10, 0.5)
plt.plot(x,y,"o", color="black")
# Format x-axis and y-axis.
plt.axis([-(\max(x)-\min(x))*0.05, \max(x)*1.05, -0.01, \max(y)*1.10])
plt.xticks(x)
plt.title("Binomial distribution PMF for tries = {0} & p ={1}".format(10,0.5))
plt.xlabel("Variate")
plt.ylabel("Probability")
plt.show()
```



확률밀도함수: normal 예시

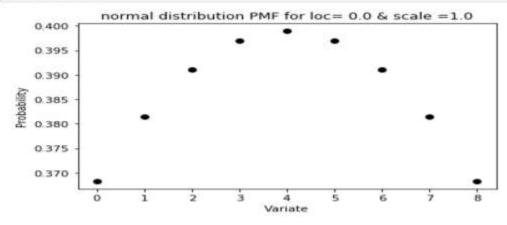
총 9개의 원소에 대한 normal에 대한 PDF 함수 처리

```
from scipy import stats
# PDF of Gaussian of mean = 0.0 and std. deviation = 1.0 at 0.
x = [-0.4,-0.3,-0.2,-0.1, 0.0, 0.1,0.2,0.3,0.4]
s1 = stats.norm.pdf(x, loc=0.0, scale=1.0)
plt.plot(s1,"o", color="black")

# Format x-axis and y-axis.

plt.title("normal distribution PMF for loc= {0} & scale ={1}".format(0.0,1.0))
plt.xlabel("Variate")
plt.ylabel("Probability")

plt.show()
```



density: 이산형 데이터

이산 데이터에 대해 확률분포에 대한 데이터를 산출해서 dict으로 값을 나타냄

```
from sympy.stats import DiscreteUniform, density
from sympy import symbols

X = DiscreteUniform('X', symbols('a b c'))
print(density(X).dict)

Y = DiscreteUniform('Y', list(range(5)))
print(density(Y).dict)

{c: 1/3, b: 1/3, a: 1/3}
```

{0: 1/5, 1: 1/5, 2: 1/5, 3: 1/5, 4: 1/5}

density: 연속형 데이터

연속 데이터는 lambdas 즉 함수로 나타냄

```
from sympy.stats import density, Die, Normal
from sympy import symbols
x = Symbol('x')
X = Normal(x, 0, 1)

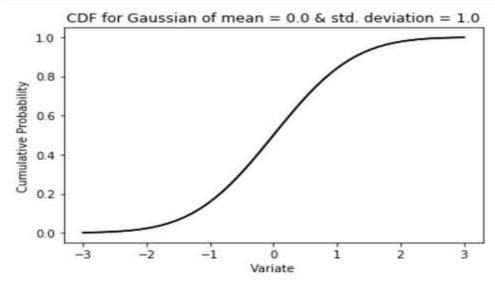
print(density(X))
print(density(X)(x))
NormalDistribution(0, 1)
```

sqrt(2)*exp(-x**2/2)/(2*sqrt(pi))

누적분포함수 예시 : 균등분포

균등분포에서 loc, scale을 지정해서 각 확률값의 누적분포를 구하기

누적분포함수 예시: 정규분포



NUMPY.RANDOM ARRAY 생성하기

rand: uniform distribution

rand(균등분포)에 따라 ndarray 를 생성 모양이 없 을 경우는 scalar 값을 생성

```
import numpy as np
a = np.random.rand(3,2)
print a
b = np.random.rand(3,3,3)
print b
             0.798916691
[[ 0.0752175
             0.28034686]
  0.1987389
[ 0.11460388  0.78417325]]
[ 0.46231114  0.10932102  0.42984677]
 [ 0.10382347  0.8395964
                         0.27662694]]
 [[ 0.26679694  0.18482395  0.34896755]
 [ 0.41792243  0.41757001  0.33796646]
 [ 0.52556837  0.41251447
                         0.60324924]]
[[ 0.93210158  0.26566491  0.39140693]
 [ 0.56683329  0.27211027  0.4313506 ]
 [ 0.48310325  0.48292389  0.43183832]]]
```

randn: "standard normal"distribution

randn(정규분포)에 따라 ndarray 를 생성 모양이 없을 경우는 scalar 값을 생성

```
help(np.random.randn)

Help on built-in function randn:

randn(...)

randn(d0, d1, ..., dn)

Return a sample (or samples) from the "standard normal" distribution.

If positive, int_like or int-convertible arguments are provided,
`randn` generates an array of shape ``(d0, d1, ..., dn)`` filled
```

If positive, int_like or int-convertible arguments are provided, `randn` generates an array of shape ``(d0, d1, ..., dn)``, filled with random floats sampled from a univariate "normal" (Gaussian) distribution of mean 0 and variance 1 (if any of the :math:`d_i` are floats, they are first converted to integers by truncation). A single float randomly sampled from the distribution is returned if no argument is provided.

This is a convenience function. If you want an interface that takes a tuple as the first argument, use `numpy.random.standard_normal` instead.

Parameters

```
d0, d1, ..., dn : int, optional
The dimensions of the returned array, should be all positive.
If no argument is given a single Python float is returned.
```

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
a = np.random.randn(3,2)
print a
b = np.random.randn(3,3,3)
print b
plt.plot(a)
plt.show()
[[ 0.12716211 -0.53405469]
  0.77326819 -0.04651046]
  0.87867714 -0.99659679]]
[[[ 0.30387366  0.73511578  0.36523878]
   0.50895664 -0.02040772 -1.15439572
                0.50971304 -0.5349920411
               0.34827003 0.2303303
   0.91941712 0.17552203 -0.7795284411
[[ 0.15293104  0.03218082  -0.39159998]
   1.16038804 0.00441932 -1.498848591
               0.51848507 0.91256891]]]
 0.5
-0.5
-1.0
```

randint

randint(low, high=None, size=None)는 최저값, 최고값-1, 총 길이 인자를 넣어 ndarray로 리턴 Size에 tuple로 선언시 다차원 생성

```
help(np.random.randint)
Help on built-in function randint:
randint(...)
   randint(low, high=None, size=None, dtype='l')
   Return random integers from `low` (inclusive) to `high` (exclusive).
   Return random integers from the "discrete uniform" distribution of
    the specified dtype in the "half-open" interval [`low`, `high`). If
    `high` is None (the default), then results are from [0, `low`).
   Parameters
    -----
   low : int
       Lowest (signed) integer to be drawn from the distribution (unless
       ``high=None``, in which case this parameter is the *highest* such
       integer).
   high : int, optional
       If provided, one above the largest (signed) integer to be drawn
       from the distribution (see above for behavior if ``high=None``).
   size : int or tuple of ints, optional
       Output shape. If the given shape is, e.g., ``(m, n, k)``, then
       ``m * n * k`` samples are drawn. Default is None, in which case a
       single value is returned.
    dtype : dtype, optional
       Desired dtype of the result. All dtypes are determined by their
       name, i.e., 'int64', 'int', etc, so byteorder is not available
       and a specific precision may have different C types depending
       on the platform. The default value is 'np.int'.
        .. versionadded:: 1.11.0
```

```
import numpy as np

outcome = np.random.randint(1, 7, size=10)
print outcome
print type(outcome)
print len(outcome)

print np.random.randint(2, size=10)

print np.random.randint(1, size=10)
print np.random.randint(5, size=(2, 4))

[1 2 1 3 6 1 3 3 4 4]
<type 'numpy.ndarray'>
10
[0 0 0 0 0 0 1 1 0 1]
[0 0 0 0 0 0 0 0 0 0]
[[2 4 0 0]
[[0 4 4 3]]
```

random_sample

random_sample(size=None)에 size가 없을 경우는 하나의 값만 생성하고 size를 주면 ndarray를 생성

```
help(np.random.random_sample)

Help on built-in function random_sample:

random_sample(...)
    random_sample(size=None)

Return random floats in the half-open interval [0.0, 1.0).

Results are from the "continuous uniform" distribution over the stated interval. To sample :math:`Unif[a, b), b > a` multiply the output of `random_sample` by `(b-a)` and add `a`::

(b - a) * random_sample() + a

Parameters
------
size : int or tuple of ints, optional
Output shape. If the given shape is, e.g., ``(m, n, k)``, then
``m * n * k`` samples are drawn. Default is None, in which case a single value is returned.
```

```
import numpy as np

print np.random.random_sample(5)

x = np.random.random_sample((3, 4))
print(x)
a = -3.4
b = 5.9
A = (b - a) * np.random.random_sample((3, 4)) + a
print(A)

[ 0.83365888    0.91664721    0.84164093    0.98135521    0.67782277]
[[ 0.08354712    0.61649359    0.99886791    0.30827659]
[ 0.9902709    0.70137324    0.51211216    0.37672715]
[ 0.12145167    0.57292599    0.72421099    0.16748678]]
[[ 2.80786455    1.42660285    -2.91233791    0.34301562]
[ 0.94101945    -1.71592464    -0.19670713    2.00826254]
[ -2.06173124    3.71974593    3.67553201    0.67845224]]
```

ranf

ranf(size=None)에 size가 없을 경우는 하나의 값 만 생성하고 size를 주면 ndarray를 생성

```
import numpy as np

print np.random.ranf(5)
print np.random.random_sample(5)
print np.random.ranf((2,2))

[ 0.13547879    0.09421555    0.38304681    0.59292648    0.45954881]
[ 0.31153134    0.23721227    0.25197815    0.96749517    0.64254198]
[[ 0.27879309    0.76770788]
[ 0.58450171    0.77284016]]
```

random

random(size=None)에 size가 없을 경우는 하나의 값만 생성하고 size를 주면 ndarray를 생성

```
import numpy as np

print np.random.random(5)
print np.random.random_sample(5)
print np.random.random((2,2))

[ 0.95588669   0.43502756   0.75036209   0.42992576   0.65638792]
[ 0.52576854   0.44877826   0.34428077   0.50822697   0.85515137]
[[ 0.97766932   0.53618779]
[ 0.97520169   0.95049509]]
```

RandomState: 생성

size를 argument로 취하는데 기본값은 None이다. 만약 size가 None이라면, 하나의 값이 생성되고 반환된다. 만약 size가 정수라면, 1-D행렬이 랜덤변수들로 채워져 반환된다.

```
import numpy as np

rng=np.random.RandomState(10)
z=np.asarray(rng.uniform(size=(2,5)))
print(z)
z1=np.asarray(rng.standard_normal(size=(2,5)))
print(z1)

[[ 0.77132064  0.02075195  0.63364823  0.74880388  0.49850701]
  [ 0.22479665  0.19806286  0.76053071  0.16911084  0.08833981]]
[[ 0.26551159  0.10854853  0.00429143 -0.17460021  0.43302619]
  [ 1.20303737 -0.96506567  1.02827408  0.22863013  0.44513761]]
```

RandomState :seed/get_state

Seed는 반복 가능한 것을 처리할 때 사용하면 get-state()로 처리하면 현재 상태가 출력

```
import numpy as np
np.random.seed(1234)
print np.random.uniform(0, 10, 5)
r = np.random.RandomState(1234)
print r.uniform(0, 10, 5)
print r.get state()
1.9151945
             6.22108771 4.37727739 7.85358584 7.79975808]
[ 1.9151945
             6.22108771 4.37727739 7.85358584 7.79975808]
('MT19937', array([2260313690, 348938374, 3392255680, 2909033704, 140638832,
      1016917445, 4051655600, 976942074, 1628339371, 932989997,
       417988570, 3106230116, 3847402493, 2846838083, 1854065059,
      2365406610, 631390710, 3006558680, 1855109059, 230064328,
       758538135, 1999313224, 2345696623, 4174662269, 280561112,
      1706268812, 4182435209, 1014638053, 610687375, 2331525695,
      3432349290, 1302213857, 2461808965, 1211193860, 3120004290,
       159403718, 785407708, 1103582039, 2181742160, 4003474818,
      3333684546, 2164025542, 3329631014, 3331897623,
      2124190575, 4103716897, 1985760015, 3231349092, 2579223365,
      2045506447, 1684183393, 4105280043, 264622240, 3457386480,
      3640204395, 3308050770, 1877785652, 1671495555, 489816736,
      3645271096, 1053221445, 4106060276, 3422181599, 2615443735,
      1804244509, 3539838858, 3452443235, 2399113344, 1565187405,
      2474733055, 1149428025, 3675651662, 3578586687, 2141819878,
      3912530560, 3882533229, 502129057, 2262588256, 243511723,
      3669928491, 2909147132, 2533094556, 1693913013, 1031455591,
```

seed

seed는 반복적인 random을 동일한 범주에서 처리 하기 위한 방식으로 random변수를 고정시킴

```
help(np.random.seed)
                                                                                           import numpy as np
Help on built-in function seed:
seed(...)
    seed(seed=None)
                                                                                           for i in range(5):
                                                                                               arr = np.arange(5) \# [0, 1, 2, 3, 4]
    Seed the generator.
                                                                                               np.random.seed(1) # Reset random state
                                                                                               np.random.shuffle(arr) # Shuffle!
    This method is called when 'RandomState' is initialized. It can be
                                                                                               print arr
    called again to re-seed the generator. For details, see 'RandomState'.
                                                                                           [2 1 4 0 3]
    Parameters
                                                                                          [2 1 4 0 3]
    seed : int or array like, optional
                                                                                           [2 1 4 0 3]
        Seed for `RandomState`.
                                                                                           [2 1 4 0 3]
       Must be convertible to 32 bit unsigned integers.
                                                                                           [2 1 4 0 3]
```

Binomial : 이항분포

n은 trial, p는 구간 [0,1]에 성공 P는 확률이항 분포에서 작성한 것임

$$P(N) = \binom{n}{N} p^N (1-p)^{n-N},$$

```
# number of trials, probability of each trial
n, p = 10, .5
# result of flipping a coin 10 times, tested 1000 times.
s = np.random.binomial(n, p, 100)
print s
a = sum(np.random.binomial(9, 0.1, 20000) == 0)/20000.
# answer = 0.38885, or 38%.
print a

[ 7 2 3 3 8 5 4 6 5 6 5 6 5 5 4 3 8 4 4 10 6 7 3 2 4
6 4 5 7 6 7 3 5 4 4 1 3 4 6 4 7 7 5 6 4 6 7 4 4 5
6 4 4 5 9 5 5 5 5 4 3 5 4 7 8 4 3 5 6 4 5 2 4 5 5 3
4 6 7 3 7 6 5 6 2 4 6 7 5 1 6 7 7 4 1 5 6 5 7 8 7]
0.38575
```

Uniform

[low, high)는 low를 포함하지만 high를 포함하 지 않는 정규분로를 표시

```
: s = np.random.uniform(-1,0,10)
  print s
  print np.all(s >= -1)
  print np.all(s < 0)</pre>
  import matplotlib.pyplot as plt
  count, bins, ignored = plt.hist(s, 15, normed=True)
  plt.plot(bins, np.ones_like(bins), linewidth=2, color='r')
  plt.show()
  [-0.24566282 -0.57820591 -0.21149247 -0.34151746 -0.52850514 -0.76802671
   -0.06483795 -0.42628098 -0.00543043 -0.19371869]
  True
  True
   4.0
   3.5
   3.0
   2.5
   2.0
   1.5
   0.5
         -0.7 -0.6 -0.5 -0.4 -0.3 -0.2
```

standard_normal

a standard Normal distribution (mean=0, stdev=1) 표시

```
s = np.random.standard normal(10)
print s
print s.shape
import matplotlib.pyplot as plt
plt.plot(s)
plt.show()
s1 = np.random.standard_normal(size=(3, 4, 2))
print s1.shape
[ 0.27796344 1.1438807 -2.14531
                                        0.64878788 -0.08756643 1.75379778
  1.11513234 1.32812215 -1.34186116 0.998613371
(10,)
  2.0
  1.5
  1.0
  0.5
  0.0
-0.5
-1.0
-1.5
-2.0
-2.5
(3, 4, 2)
```

permutation

순열의 값인 원소로 선택된 배열의 원소를 섞기

```
import numpy as np
arr = np.random.permutation(10)
print(arr)
arr1 = np.random.permutation([1, 4, 9, 12, 15])
print(arr1)
arr2 = np.arange(9).reshape((3, 3))
print(arr2)
arr3 = np.random.permutation(arr2)
print(arr3)
[3 1 5 7 4 8 9 2 6 0]
[9 15 4 1 12]
[[0 1 2]
[3 4 5]
[6 7 8]]
[[3 4 5]
 [0 1 2]
[6 7 8]]
```

choice : replace 속성

choice(a, size=None, replace=True, p=None) a값을 array, size는 모형,replace=False는 사이즈 변경 불가, p는 나오는 원소에 대한 확률을 정의

```
import numpy as np
a = np.random.choice(5, 3, replace=False)
print a
# a[4] = 10 IndexError: index 4 is out of bounds for axis 0 with size 3
b = np.random.permutation(np.arange(5))[:3]
print b
#b[4] = 10 IndexError: index 4 is out of bounds for axis 0 with size 3

[0 1 4]
[3 0 2]
```

shuffle

선택된 배열의 원소를 섞기

```
import numpy as np
arr = np.arange(10)
print(arr)
np.random.shuffle(arr)
print(arr)
arr2 = np.arange(9).reshape((3, 3))
print(arr2)
np.random.shuffle(arr2)
print(arr2)
[0 1 2 3 4 5 6 7 8 9]
[0 3 7 5 6 1 9 2 4 8]
[[0 1 2]
[3 4 5]
[6 7 8]]
[[6 7 8]
 [0 1 2]
 [3 4 5]]
```

확률변수의 기대값(평균)

확률변수의 기대값

확률 변수의 기댓값(期待값, expected value)은 각 사건이 벌어졌을 때의 이득과 그 사건이 벌어 질 확률을 곱한 것을 전체 사건에 대해 합한 값이 다.

이것은 **어떤 확률적 사건에 대한 평균의 의미로** 생각할 수 있다.

이산확률변수의 기대값

각 사건이 발생할 때의 결과와 그 사건이 벌어질 확률을 곱한 것들을 전체 사건에 대해 합한 값입니다. 어떤 확률적 사건에 대한 평균의 의미로 생각할 수 있습니다. 확률변수(=랜덤변수)가 나타내는 확률분 포에서 중심 위치를 나타내는 척도이다.

여기서 x_i 는 가능한 모든 사건, $p(x_i)$ 는 x_i 사건이 일어날 확률을 의미한다.

예를 들어, 이산 확률 변수일 경우에는 다음과 같다.

$$\mathrm{E}(X) = \sum_i p_i x_i$$

연속확률변수의 기대값

연속확률변수의 기대값은 확률밀도함수의 적분

$$E(X) = m = \int_{\alpha}^{\beta} x f(x) dx$$

기대값의 연산법칙

기대값의 연산법칙

[상수의 기댓값은 상수 자체이다.]

E(a) = a

[확률변수 X에 일정한 배수 a를 곱한 확률변수의 기댓값은 본래의 확률변수 X의 기댓값에 a를 곱한 값과 같다.] $E(aX) = a \times E(X)$

[확률변수 X와 Y의 합의 기댓값은 각각의 기댓값의 합과 같다.]

E(X + Y) = E(X) + E(Y)

[위의 두 법칙으로부터 다음 식이 성립한다.]

 $E(aX + bY) = a \times E(X) + b \times E(Y)$

이산확률변수의 기대값 예시

기대값의 예시

X	1	1.5	2	2.5	3	3.5	4
$P(\overline{X})$	1 16	2 16	$\frac{3}{16}$	4 16	$\frac{3}{16}$	$\frac{2}{16}$	1 16

$$E(X) = \sum_{X} \overline{X} \cdot P(X)$$

$$= 1 \cdot \frac{1}{16} + 1.5 \cdot \frac{2}{16} + 2 \cdot \frac{3}{16} + 2.5 \cdot \frac{4}{16} + 3 \cdot \frac{3}{16} + 3.5 \cdot \frac{2}{16} + 4 \cdot \frac{1}{16}$$

$$= \frac{5}{2}$$

기대값 E(5X+3) 예시

기대값 E(5X+3) 에 대한 처리

[상수의 기댓값은 상수 자체이다.]

$$E(a) = a$$

[확률변수 X에 일정한 배수 a를 곱한 확률변수의 기댓값은 본래의 확률변수 X의 기댓값에 a를 곱한 값과 같다.] $E(aX) = a \times E(X)$

X	1	2	4	계
$P\left(X=X\right)$	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{6}$	1

$$E(X) = 1 \times \frac{1}{3} + 2 \times \frac{1}{2} + 4 \times \frac{1}{6} = 2$$

$$\therefore E(5X + 3) = 5E(X) + 3 = 13$$

Y = 10X**2 기대값

주사위를 던져 나오는 수의 제곱에 10배를 상금 으로 준다고 할 때 상금의 기대값은 ?

x	1	2	3	4	5	6	기대값
f(x)	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6	
xf(x)	1/6	2*1/6	3*1/6	4*1/6	5*1/6	6*1/6	3.5
y	10	40	90	160	250	360	
f (y)	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6	
yf(x)	10*1/6	40*1/6	90*1/6	160*1/6	250*1/6	360*1/6	156.66666

하나의 주사위: 기대값,분산

하나의 주사위를 던질 경우 기대값, 분산,표준편 차 예시

```
import numpy as np
s = np.array([1,2,3,4,5,6])
p = np.array([1/6,1/6,1/6, 1/6,1/6,1/6])
e = np.sum(s*p)
print(" expectation ", e)
x e = s - e
print(x e)
v = np.sum(x e**2 *p)
print(np.var(s-e))
print(" variance ", v)
print(np.std(s-e))
print(" standard deviation ", np.sqrt(v))
expectation 3.5
[-2.5 - 1.5 - 0.5 0.5 1.5 2.5]
2.91666666667
variance 2.91666666667
1.70782512766
 standard deviation 1.70782512766
```

확률변수의 분산/표준편차

확률변수의 분산

분산(Variance)은 각 확률변수들이 기대값(=확률사건 평균)으로부터 얼마나 떨어져서 분산되어 있는지 가늠할 수 있는 하나의 척도, 즉 하나의 값을 말한다. 사실 분산은 표준편차를 구하기 위한 과정이라고 보면 된다. 분산은 소문자 시그마의 제곱으로 표현 σ 2 한다

분산의 연산법칙 1

연산법칙

[두 확률변수 X와 Y의 합의 분산은 각각의 분산에 둘 사이의 공분산을 두 배 하여 더한 것과 같다.]

$$Var(X + Y) = Var(X) + Var(Y) + 2 \times Cov(X, Y)$$
$$= \sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + 2 \times \sigma_{XY}^2$$

[위의 두 관계를 이용하면 다음의 관계가 성립한다.]

$$Var(aX + bY) = a^2 \times Var(X) + b^2 \times Var(Y) + 2 \times a \times b \times Cov(X, Y)$$

분산의 연산법칙 2

연산법칙

아래에서 X, Y 각각은 확률변수를, 그리고 a, b는 상수(정수 혹은 소수 혹은 분수)를 나타낸다고 가정하겠습니다.

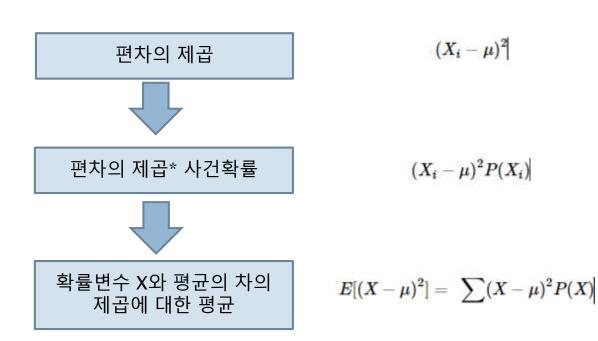
[상수 a의 분산은 0이다.]

Var(a) = 0

[확률변수 X에 일정한 배수 a를 곱한 확률변수의 분산은 본래의 확률변수 X의 분산에 a²을 곱한 것과 같다.] $Var(aX) = a^2 \times Var(X)$

확률변수의 분산식

확률변수 X와 평균의 차의 제곱에 대한 평균을 분산 으로 나타냄



확률변수의 분산식 변형

X**2의 평균에서 X의 평균을 제곱한 것을 빼면 간단한 분산식이 됨

$$\begin{split} m &= \mathsf{E}(\mathsf{X}) = \sum_{i=1}^n x_i \cdot p_i \\ \sigma^2 &= \mathsf{V}(\mathsf{X}) = \sum_{i=1}^n (x_i - m)^2 \cdot p_i \\ &= \sum_{i=1}^n x_i^2 \cdot p_i - m^2 \end{split} \qquad \begin{aligned} &\mathsf{Var}(X) = \mathsf{E}\big[(X - \mathsf{E}[X])^2\big] \\ &= \mathsf{E}\big[X^2 - 2X \, \mathsf{E}[X] + (\mathsf{E}[X])^2\big] \\ &= \mathsf{E}\big[X^2\big] - 2 \, \mathsf{E}[X] \, \mathsf{E}[X] + (\mathsf{E}[X])^2 \\ &= \mathsf{E}\big[X^2\big] - (\mathsf{E}[X])^2 \\ &= \sum_{i=1}^n x_i^2 \cdot p_i - m^2 \end{aligned}$$

확률변수의 분산식

분산은 소문자 시그마의 제곱으로 표현 σ 2 한다

기대값

$$m = E(X) = \sum_{i=1}^{n} X \cdot P(X)$$

$$= 1 \cdot \frac{1}{4} + 2 \cdot \frac{1}{4} + 3 \cdot \frac{1}{4} + 4 \cdot \frac{1}{4}$$

$$= \frac{5}{2}$$

분산

$$\sigma^{2} = V(X) = \sum X^{2}P(X) - m^{2}$$

$$= \left\{1^{2} \cdot \frac{1}{4} + 2^{2} \cdot \frac{1}{4} + 3^{2} \cdot \frac{1}{4} + 4^{2} \cdot \frac{1}{4}\right\} - \left\{\frac{5}{2}\right\}^{2}$$

$$= \frac{5}{4}$$

연속확률변수의 분산식

연속확률변수의 분산식은 X**2의 적분에서 평균의 제곱을 빼면 나옴

$$E(X) = m = \int_{\alpha}^{\beta} x f(x) dx$$

$$V(X) = E((X - m)^2) = \int_{\alpha}^{\beta} (x - m)^2 f(x) dx$$

$$= \int_{\alpha}^{\beta} x^2 f(x) dx - m^2 = E(X^2) - \{E(X)\}^2$$

확률변수의 표준편차

표준편차(Standard deviation)란, 확률 사건의 평균인 기대값으로부터 일반적인 평균 차이로 인 식하면 된다. 표준편차는 적을 수록 기대값에 가 까이 위치하고 있다는 의미다.

표준편차는 소문자 시그마(sigma) σ 문자로 표현

확률변수의 표준편차식

표준편차는 소문자 시그마(sigma) σ 문자로 표현

④ 이제 분산을 제곱근으로 하여 구한 값이 표준편차(standard deviation)이다.

$$\sigma = \sqrt{E[(X-\mu)^2]}$$

연속확률변수의 표준편차식

분산의 제곱근

$$E(X) = m = \int_{\alpha}^{\beta} x f(x) dx$$

$$V(X) = E((X - m)^2) = \int_{\alpha}^{\beta} (x - m)^2 f(x) dx$$

$$= \int_{\alpha}^{\beta} x^2 f(x) dx - m^2 = E(X^2) - \{E(X)\}^2$$

$$\sigma(X) = \sqrt{V(X)} = \sqrt{\int_{\alpha}^{\beta} (x - m)^2 f(x) dx}$$

확률변수의 공분산

공분산은 두 확률변수의 상관관계를 나타내는 것이다. 만약 두 확률 변수중 하나의 변수 값이 상승하는 경향을 보일 때, 다른 확률변수 값도 상승하는 상관관계에 있다면, 공분산의 값은 양수가 된다. 반대로 두 개의 확률 변수중 하나의 변수 값이 상승하는 경향을 보일 때, 다른 확률변수 값이 하강하는 경향을 보인다면 공분산의 값은 음수가된다.

공분산이 0에 가까우면 상관관계가 적다는 것을 의미한다. Xi와 Xj의 공분산 $\sigma ij = 0$ 이면 Xi와 Xj는 독립이다.

확률변수의 공분산 식

공분산은 하나의 사건에 대하여 발생하는 두 확률변수의 각 기대값과의 차이를 곱한 것들의 합이라고 보면 된다.

$$\sigma_{AB}^{2} = \sum (X_A - \mu_A)(X_B - \mu_B)P(X)$$

공분산의 연산법칙

연산법칙

아래에서 X, Y, Z 각각은 확률변수를, 그리고 a, b, c는 상수(정수 혹은 소수 혹은 분수)를 나타낸다고 가정하겠습니다.

[상수 a와 확률변수 X의 공분산은 0이다.]

Cov(a, X) = 0

[확률변수 X에 일정한 배수 a를 곱한 값과 확률변수 Y의 공분산은 두 확률변수 X와 Y의 공분산에 a를 곱한 것과 같다.] $Cov(aX, Y) = a \times Cov(X, Y)$

[위의 관계를 이용하면 다음의 관계가 성립한다.]

 $Cov(aX, bY) = a \times b \times Cov(X, Y)$

[두 확률변수 X와 Y의 합과 또 다른 확률변수 Z의 공분산은 X와 Z의 공분산과 Y와 Z의 공분산의 합과 같다.] Cov(X + Y, Z) = Cov(X, Z) + Cov(Y, Z)

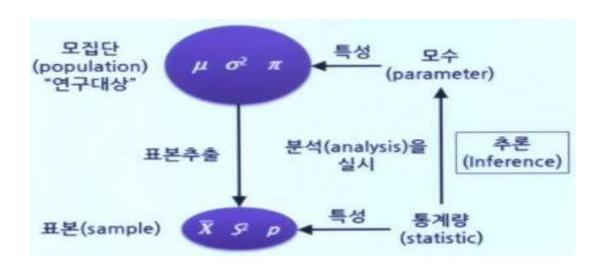
[위의 두 관계를 이용하면 다음의 관계가 성립한다.]

 $Cov(aX + bY, cZ) = a \times c \times Cov(X, Z) + b \times c \times Cov(Y, Z)$

통계

통계

통계학(統計學, statistics)은 수량적 비교를 기초로 하여, 많은 사실을 통계적으로 관찰하고 처리하는 방 법을 연구하는 학문이다.



통계학의 종류

기술통계학(descriptive statistics)는 모집단 전체 혹은 표본으로부터 얻은 데이터에 대한 숫자 요약9 평균, 분산 등)이나 그래표 요약을 통해 데이터가 가 진 정보를 정리하는 이론이나 방법론

추론통계학(inferential statistics)는 표본으로부터 얻은 정보를 이용해서 모집단의 특성(모 수:parameter)을 추론(추정, 검정)하거나 변수들간 의 적절한 함수관계(modeling)의 진위 여부를 판단 하는 일련의 과정에 관한 이론과 방법론

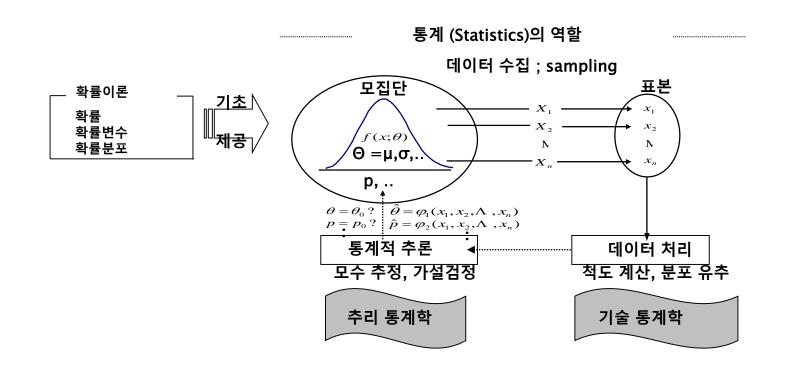
확률과 통계 비교

확률적 관점: 이미 알고 있는 모집단에서 어떤 사건이 일어날 확률에 관심이 있다.

통계적 관점: 표본에서 얻은 정보를 이용하여 미지의 모집단을 미루어 짐작하는 추론에 관심이 있다.

통계 분석

연구 목적이 설정되면 그에 맞는 통계적 가설이나 모형을 설정하고, 관련 데이터 수집하여 정리하고 분석하여, 가 설 혹은 모형의 유의성을 검정하는게 통계 분석

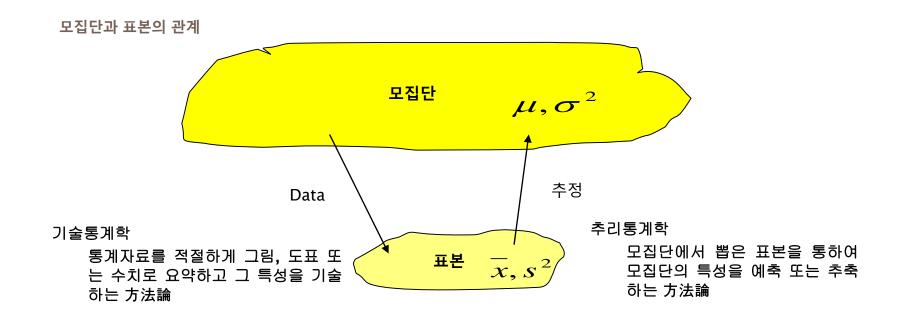


전수조사

전수 조사(全數調査)는 대상이 되는 통계 집단의 단위를 하나하나 전부 조사하는 관찰 방법으로, 전부 조사(全部調査)라고도 부른다.

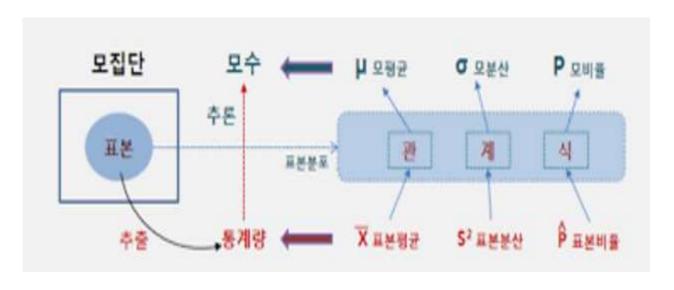
모집단과 표본의 관계

모집단에서 표본을 뽑고 이를 통해 모집단의 특성을 예축



평균/표준편차/ 분산 기호

평균 표준편차 분산 기호



	평균(mean)	표준편차	분산(Variance)
모집단	μ (뮤) 또는 m	σ (시그마)	σ^2
표본	<u>v</u>	9	S^2

통계 데이터의 정리

모집단

모집단(母集團, population or universe)이란 정보를 얻고자 하는 관심 대상의 전체집합을 말한다.

모집단은 우리가 무엇을 알려고 하느냐에 따라 다르게 정의되기 때문에 모집단을 명확하게 정의 하는 것은 매우 중요하다.

모수

모수(parameter) : 모집단의 특성을 나타내는 양 적인 값으로 고유한 상수로 나타낸다.

모수와 통계량의 표기와 명칭						
	모집단		표본			
	표기	명칭	표기	정명		
갯수	N	모집단 원소수	n	표본수		
평균	μ	모평균	Χ̄	표본평균		
분산	σ^2	모분산	S ²	표본분산		
표준편차	σ	모표준편차	S	표본 표준편차		

표본

표본(sample)은 모집단(population)의 부분집합이다. 전형적으로, 모집단은 매우 크며, 모집단의모든 값에 대해 전수조사(census)나 전부 조사(complete enumeration)을 하는 것은 실용적이지 않거나 불가능하다.

표집 :sampling

표본은 다룰 수 있을만한 크기의 부분 집합을 나타낸다. 표본이 얻어지면 모집단으로부터 얻은 표본에 대해 추론(inference) 또는 외삽법 (extrapolation)을 하기 위하여 통계적 계산이 수행된다. 표본으로부터 이러한 정보를 얻기 위한 과정(process)을 표집(sampling)이라고 한다.

통계량

관심정보	모수(parameter)	통계량(statistic)
분포의 중심위치 (central location)	모평균 (μ)	표본평균 (元)
분포의 산포 또는 흩어짐 (dispersion)	모분산 (ơ²) 모표준편차 (ơ)	표본분산 (s²) 표본표준편차 (s)
비율 (proportion)	모비율 (P)	표본비율 (万)

표본분포

표본분포(Sampling Distribution)는 한 모집단에서 같은 크기로 뽑을 수 있는 모든 표본에서 통계량을 계산할 때 이 통계량이 이루는 확률분포

수리적 통계 변수

이산형 변수 (discrete variable) : 남/녀, 자동차 종류 등과 같이 연속성이 없는 변수

연속형 변수 (continuous variable) : 키, 몸무게 등 실수와 같이 쪼게면 쪼겔수록 무한히 쪼게지 는 연속된 변수

데이터 분석적 통계 변수

측정형변수(metric): 셀 수 있거나 측정 가능한 특성을 측정한 변수

분류형/순서형 변수(non-metric): 개체를 분류 하기 위해 측정된 변수

명목형(nominal): 범주의 크기 순서가 없는 경우 순서형(ordinal): 범주의 크기 순서가 있는 경우

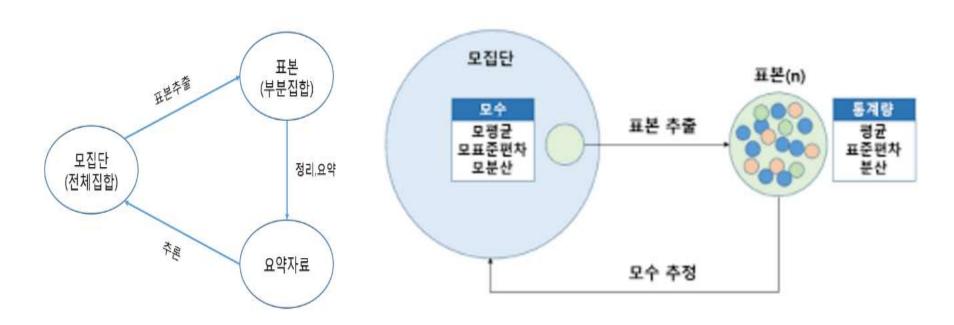
가설검증

가설의 검정(test of hypotheses) : 모수의 값의 범위를 규정하는 두개의 가설을 세우고, 이들 중 어느것이 참인지를 표본의 결과로 부터 판단하는 것

- 1. 자연, 사회 현상을 관찰하여 이론을 세운다.(가설)
- 2. 실험, 조사를 통해 실제 현상을 관찰한다. (표본 추출)
- 3. 실제 관찰 결과가 이론에서 예축되는 것과 부합하는지 판단한다.(가설 검정)
- 4. 부합되면 1번의 이론을 사실로 판단하고, 아니면 탐구를 반복한다.

모수의 추정

추정(estimation): 미지의 모수의 값이 얼마인지, 또는 어떤 범위내에 있는지 표본결과로 부터 추 축하는 것



신뢰수준

보통 95%를 사용함

신뢰수준

어떤 모수가 신뢰구간에 속할 확률 추정 구간에 그 모집단 특성값의 참값이 존재할 확률 구간 추정량이 모집단의 모수를 포함하게 될 확률 범위: 0% ~ 100%가 가능

신뢰구간

신뢰구간

신뢰수준의 확률로 모평균을 포함하는 구간 모수가 어느 범위 안에 있는지를 확률적으로 보여주 는 방법

$$P(U < \theta < V) = 0.95P(U < \theta < V) = 0.95$$

→ 신뢰구간: U ~ V→ 신뢰수준: 95%

데이터의 정리

도수분포표 (frequency table)

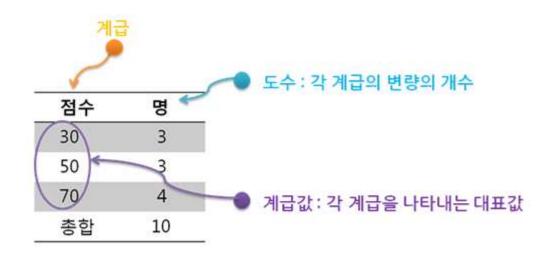
도수분포표 (frequency table): 빈도수 분포표라고도 하는데, 연속형 변수의 경우 히스토그램 처럼 구간을 나눠서 그래프가 아니라 테이블로 표현한 거나, 이산형 변수의 경우 각 변수의 값을 테이블로 표현한 것을 도수 분포표 라고 한다

도수분포표: 그리는 단계

- 1. 관축치 중 최대값과 최소값을 찾는다.
- 2. 최대값과 최소값의 차이, 즉 범위를 구한다.
- 3. 몇 개의 구간으로 나눌 것이지 결정한다 (대략 6개-14개).
- 4. 구간이 중복되지 않도록 범위를 정한다.
- 5. 각 구간에 속하는 관축치의 수를 세어 도수를 구한다.

도수분포표의 평균

각 계급값과 도수를 곱해서 총합을 구하고 도수 의 총합으로 나누면 평균이 나옴

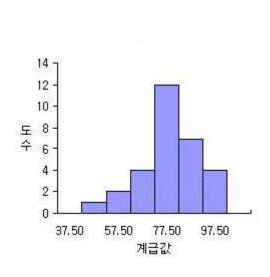


히스토그램

히스토 그램: 연속형 변수는 히스토그램을 이용하여 표현이 가능하다. 히스토그램이란, 연속된변수의 X축을 일정 구간으로 나눠서, (5씩) 그 구간에 들어가는 데이터를 표현하는 방법으로, 키를 예를 들면 160~170,170~180에 각각 몇 명이 있는지 그래프로 나타내면 히스토 그램이라고한다.

히스토그램 형태의 특징

도수분포표에 대한 히스토그램 그래프



		형태의 특징	
일반형	M	도수의 중심부근이 가장 많고 좌우대칭형으로 산과 같은 형태의 분포	
이빠진형		기둥이 하나(또는 몇 개) 간격으로 들쭉날쭉한 분포	
우(좌)측 펼침형	4	좌우 어느 한쪽으로 기슭이 보이고 불균형한 형태의 분포	
절벽형		분포의 한쪽(또는 양쪽)이 끊어진 형태의 분포	
고원형		중심부근의 몇 개 구간의 도수 에 차이가 없고, 산의 정상이 평평한 분포	
쌍봉우리형	441	중심부근의 도수가 적고 산 정상이 2개 나타나는 분포	
낙도형	1111	일부 데이터가 외떨어진 곳에 있는 분포	

중심위치의 척도

산출평균: arithmetic mean

주어진 값들을 더해서 총 개수로 나누는 값

$$\mu = \frac{1}{n} (x_1 + x_2 + \dots + x_n)$$

$$ar{x}=rac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i=rac{1}{n}(x_1+\cdots+x_n)$$

기하평균: geometric mean

복수개의 수치의 곱을 수치의 개수로 제곱근을 취해서 산 출되는 평균값

- 인구성장률, 투자이률 등 성장률 평균 산출시 사용

• Geometric mean =
$$\sqrt[n]{\chi_1 \times \chi_2 \times \cdots \times \chi_n}$$

$$G = \left(\prod_{i=1}^n a_i
ight)^{1/n} = \sqrt[n]{a_1 a_2 \cdots a_n}$$

조화평균

수학에서 조화 평균(調和平均)은 주어진 수들의 역수의 산술 평균의 역수, 평균적인 변화율을 구 할 때에 주로 사용된다.

실수 a1, ..., an이 주어졌을 때, 조화 평균 H는

$$H = \frac{n}{\frac{1}{a_1} + \frac{1}{a_2} + \dots + \frac{1}{a_n}}$$

중앙값: median

중앙에 위치하는 값은 어떤 주어진 값들을 크기의 순서대로 정렬했을 때 가장 중앙에 위치하는 값

n개의 값이 주어질 때

- n이 홀수이면 (n + 1)/2 번째 값
- n이 짝수이면 n/2 번째 값과 n/2+1번째 값의 평균

최빈값: mode

가장 많이 관축되는 수는 주어진 값 중에서 가장 자주 나오는 값

{1,2,3,4,4,4,5} 주어질 때

■ 최빈값은 4이다

평균/중간값/최빈값: scipy

Normal/uniform에 대한 평균/중간값 구하기

```
from scipy import stats

print(stats.norm.mean())
print(stats.norm.std())
print(stats.norm.var())
print(stats.norm.median())

# 평교과 분산
print(stats.norm.stats())
```

```
0.0
1.0
1.0
0.0
(array(0.0), array(1.0))
```

평균/중간값/최빈값: scipy

Normal/uniform에 대한 평균/중간값 구하기

```
: import scipy as sp
  from scipy import stats
  s = sp.randn(100)
  n, min max, mean, var, skew, kurt = stats.describe(s)
  print("Number of elements: {0:d}".format(n))
  print("Minimum: {0:8.6f} Maximum: {1:8.6f}".format(min max[0], min max[1]))
  print("Mean: {0:8.6f}".format(mean))
  print("Variance: {0:8.6f}".format(var))
  print("Skew : {0:8.6f}".format(skew))
  print("Kurtosis: {0:8.6f}".format(kurt))
  Number of elements: 100
  Minimum: -3.423643 Maximum: 2.099471
  Mean: -0.077272
  Variance: 1.137397
  Skew: -0.352209
  Kurtosis: -0.184145
```

평균/중간값/최빈값: statistics

평균/중간값/최빈값 구하기

```
import statistics as sta
|
l = [1,2,3,3,4]
print(sta.mean(1))
print(sta.median(1))
print(sta.median_grouped(1))
print(sta.median_high(1))
print(sta.median_low(1))
print(sta.mode(1))
2.6
3
2.75
3
3
```

평균/중간값/최빈값: numpy

평균/중간값/최빈값 구하기, scipy.stats 내의 mode 연산으로 최빈값을 찾아야 함

```
import numpy as np
from scipy.stats import mode
x = np.array([-2.1, -1, 1,1, 4.3])
print(np.mean(x))
print(np.median(x))
print(mode(x))

0.64
1.0
ModeResult(mode=array([ 1.]), count=array([2]))
```

산포/산포의척도

산포

```
산포는 데이터가 흩어진 정도를 나타내는 것
분산,
표준편차,
범위,
사분위수범위
```

산포의 척도

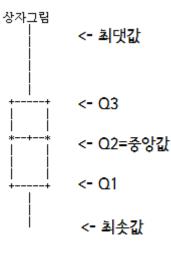
산포의 척도(Measure of dispersion): 데이터가 흩어진 정도를 수치로서 측정하는 것으로 분산, 표준편차, 범위, 사분위범위 등이 많이 사용됨

사분위수

데이터 표본을 4개의 동일한 부분으로 나눈 값



사분위수	설명	비고
제1사분위수 (Q1)	누적 백분율이 25%에 해당하는 값	25번째 백분위수
제2사분위수 (Q2)	누적 백분율이 50%에 해당하는 값	50번째 백분위수. 중앙값과 같음
제3사분위수 (Q3)	누적 백분율이 75%에 해당하는 값	75번째 백분위수



<u>그래프</u>

범위(range)

범위	정의	데이터의 최대값에서 최소값을 뺀 차이. 계산은 간편하나 극단점이 있을 경우		
(Range)		올바른 산포의 측도가 되지 못함		
	산식	범위=최대값-최소값		

변동계수

변동계수(Coefficient of Variation)은 분포의 퍼짐의 정도를 비교하게 해준다

자료 단위가 다르고, 표준편차와 평균이 상당히 다른 두 분포가 있을 때 그 두분포의 산포를 타당 하게 비교하기 위해 사용

$$v = \frac{s}{\bar{x}}$$
, $CV = \frac{\Xi \overline{E}}{\overline{g}} \times 100$

왜도

왜도(歪度; skewness)란, 데이터의 분포형태가 기울어진 정도를 의미한다.

분포의 형태는 좌우대칭이면 왜도는 0이 되고, 왜도가 + 의 값을 가지면 오른쪽으로 긴 꼬리를 가지는 형태, -의 값을 가지면 왼쪽으로 긴 꼬리를 가지는 형태를 보인다.

첨도

첨도(尖度;kurtosis)란 분포가 평균치 주변에 몰려 있는 형태인지 멀리 퍼져 있는 형태인지 그 뾰족한 정도를 의미한다.

표준정규분포의 첨도계수는 0이며, 0보다 크면 표준정규분포에 비해 더 뾰족하게 몰려 있는 형 태를 가지고, 0보다 작으면 보다 넓게 퍼져 있는 형태의 데이터라고 할 수 있다. 두개 이상의 연속 변수 정리 - 분산/표준편차

분산

평균을 중심으로 자료의 흩어진 정도가 어느 정 도인지를 측정하는 것이며 평균에서 얼마나 벗어 났는지를 나타내는 것이다.

모분산과 표준분산이 있다.

모분산: population variance

분산은 편차(값 - 평균)을 제곱해서 n(전체 개수)로 나누어서 값을 구함. 전체집단이라 가정할 경우 계산

모분산(Population Variance)

모집단의 크기 : N

모평균 : μ

모분산 : σ^2

$$\begin{aligned} \textit{VARP} &= \frac{(\textbf{GIOID}_1 - \textbf{평균})^2 + (\textbf{GIOID}_2 - \textbf{평균})^2 + \cdots + (\textbf{GIOID}_n - \textbf{평균})^2}{n} \\ &= \frac{\displaystyle\sum_{i=1}^n (\textbf{GIOID}_i - \textbf{평균})^2}{n} \end{aligned}$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (X_i - \mu)^2$$

표본분산 : variance

분산은 편차(값 - 평균)을 제곱해서 n-1(전체 개수)로 나누어서 값을 구함. 전체 중에 일부인 표 본공간이라 가정할 경우 계산

$$VAR = \frac{(\Pi \cap H_1 - \overline{g}_{\overline{d}})^2 + (\Pi \cap H_2 - \overline{g}_{\overline{d}})^2 + \dots + (\Pi \cap H_n - \overline{g}_{\overline{d}})^2}{n-1}$$

표본분산(sample variance)

표본의 크기 : 11

표본평균 :X

표본분산 : S²

$$=\frac{\displaystyle\sum_{i=1}^{n}(\mathbf{GIOIE}_{i}-\mathbf{평균})^{2}}{n-1}$$

$$s^{2} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (X_{i} - \bar{X})^{2}$$

pvariance

평균에서 얼마나 떨어져 있는지 구하기

```
help(sta.pvariance)

Help on function pvariance in module statistics:

pvariance(data, mu=None)
   Return the population variance of ``data``.

data should be an iterable of Real-valued numbers, with at least one value. The optional argument mu, if given, should be the mean of the data. If it is missing or None, the mean is automatically calculated.

Use this function to calculate the variance from the entire population. To estimate the variance from a sample, the ``variance`` function is usually a better choice.

Examples:

>>> data = [0.0, 0.25, 0.25, 1.25, 1.5, 1.75, 2.75, 3.25]
>>> pvariance(data)
1.25
```

variance

평균에서 얼마나 떨어져 있는지 구하기

```
help(sta.variance)

Help on function variance in module statistics:

variance(data, xbar=None)
   Return the sample variance of data.

data should be an iterable of Real-valued numbers, with at least two values. The optional argument xbar, if given, should be the mean of the data. If it is missing or None, the mean is automatically calculated.

Use this function when your data is a sample from a population. To calculate the variance from the entire population, see ``pvariance``.

Examples:

>>> data = [2.75, 1.75, 1.25, 0.25, 0.5, 1.25, 3.5]
>>> variance(data)
1.3720238095238095
```

variance/pvariance

평균에서 얼마나 떨어져 있는지 구하기

```
import statistics as sta
1 = [1,2,3,3,4]
mu = sta.mean(1)
print(mu)
ls = []
for i in 1:
   ls.append(i - mu)
print(ls)
lp = map(lambda x: x**2,ls)
print(lp)
lsum = sum(lp)
print("pvariance ",lsum/len(1))
print("variance ", lsum/(len(l)-1))
print(sta.variance(1))
print(sta.pvariance(1))
2.6
[-1.6, -0.60000000000000001, 0.399999999999, 0.3999999999999, 1.4]
[2.560000000000005, 0.360000000000001, 0.1599999999999, 0.1599999999999, 1.9599999999997]
('pvariance', 1.0400000000000000)
('variance', 1.3000000000000000)
1.3
1.04
```

variance

Numpy.var는 sta.pvariance와 동일한 처리

```
import numpy as np
import statistics as sta
x = np.array([-2.1, -1, 1, 1, 4.3])
print(np.mean(x))
print(np.median(x))
print(mode(x))
x m = np.mean(x)
x a = x - x m
x p = np.power(x a, 2)
print(" variance x ")
print(np.var(x))
print(sta.pvariance(x))
print(sta.variance(x))
0.64
1.0
ModeResult(mode=array([ 1.]), count=array([2]))
variance x
4.7704
4.7704
5.963
```

편차

통계학에서 편차(deviation)는 관측값과 평균의 차이를 말한다. 편차점수라고도 한다.

어떤 변인 y에서 특정 사례의 편차 d를 다음과 같이 나타낼 수 있다.

편차는 양수일수도 있고 음수일 수 있으며, 이는 평균보다 크거나 작음을 나타낸다. 값의 크기는 관축값이 평균으로부터 얼마나 떨어져 있는가를 나타낸다. 편차는 오류 또는 잔차라고 할 수 있다. 모집단 평균에서의 편차는 오류이며, 표집 평균에서의 편차는 잔차이다..

편차의 특징

편차의 특징

- 1. 주어진 표본에서 편차를 모두 더하면 항상 0이 된다. $\Sigma(y-\bar{y})=0$
- 2. 편차 D의 표준편차는 변인 Y의 표준편차와 같다.

Standard deviation

variance에 대한 표준편차

모 표준편자
$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \mu)^2}{N}}$$
 표본 표준편자 $s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \overline{x})^2}{N}}$

※ N: 모집단개수, μ: 모평균, n: 표본개수, π: 표본평균

stdev/pstdev

표본 표준편차/모 표준편차

```
import statistics as sta
1 = [1,2,3,3,4]
mu = sta.mean(1)
print(mu)
ls = []
for i in 1:
    ls.append(i - mu)
print(ls)
lp = map(lambda x: x**2,ls)
print(lp)
lsum = sum(lp)
print("pvariance ",lsum/len(l))
print("variance ", lsum/(len(l)-1))
print(sta.variance(1))
print(sta.stdev(l) , sta.math.sqrt(sta.variance(l)) )
print(sta.pvariance(1))
print(sta.pstdev(l),sta.math.sqrt(sta.pvariance(l)))
2.6
[-1.6, -0.60000000000000001, 0.399999999999, 0.3999999999999, 1.4]
[2.560000000000005, 0.360000000000001, 0.159999999999, 0.15999999999999, 1.959999999999]
('pvariance', 1.0400000000000000)
('variance', 1.3000000000000000)
1.3
(1.140175425099138, 1.140175425099138)
1.04
(1.019803902718557, 1.019803902718557)
```

std

variance에 대한 표준편차이며 statistics.pstdev와 동일한 결과

```
import numpy as np
import statistics as sta
x = np.array([-2.1, -1, 1, 1, 4.3])
print(np.mean(x))
print(np.median(x))
print(mode(x))
x m = np.mean(x)
x a = x - x m
x p = np.power(x a, 2)
print(" variance x ")
print(np.var(x))
print(sta.pvariance(x))
print(sta.variance(x))
print(np.std(x))
print(sta.pstdev(x))
print(sta.stdev(x))
0.64
1.0
ModeResult(mode=array([ 1.]), count=array([2]))
variance x
4.7704
4.7704
5.963
2.18412453857
2.18412453857
2.44192546979
```

scipy 분산과 표준편차

scipy normal/uniform 분포에 대한 분산과 표 준편차

```
import scipy as sp
s = sp.randn(100) # Hundred random numbers from a standard Gaussian
print(len(s))

print("Mean : {0:8.6f}".format(s.mean()))
print("Minimum : {0:8.6f}".format(s.min()))
print("Maximum : {0:8.6f}".format(s.max()))
print("Variance : {0:8.6f}".format(s.var()))
print("Std. deviation : {0:8.6f}".format(s.std()))
print("Median : {0:8.6f}".format(sp.median(s)))
```

100

Mean : 0.145966 Minimum : -2.228590 Maximum : 2.637412 Variance : 0.990195

Std. deviation: 0.995086

Median: 0.098489

scipy.stats 모듈 분산과 표준편차

scipy normal/uniform 분포에 대한 분산과 표 준편차

```
from scipy import stats
print(stats.uniform.mean())
print(stats.uniform.std())
print(stats.uniform.var())
print(stats.norm.mean())
print(stats.norm.std())
print(stats.norm.var())
# 평균과 분산
print(stats.uniform.stats())
print(stats.norm.stats())
0.5
0.288675134595
0.08333333333333
0.0
1.0
1.0
(array(0.5), array(0.08333333333333333))
(array(0.0), array(1.0))
```

두개 이상의 연속 변수 정리 - 상관관계

상관분석

- 상관관계는 서열 척도, 등간 척도, 비율 척도로 측 정된 변수들간의 관련성 정도를 알아보기 위한 것
- 하나의 변수가 다른 변수와의 어느 정도 밀접한 관 련성을 갖고 변화하는 가를 알아보기 위해 사용
- 두 변수간의 관련성을 구할 경우 단순상관관계를 실시하며, 부분 또는 편 상관관계는 어떤 변수를 통 제한 상태에서 두 변수의 상관관계를 구하는 것

변화요인

변인의 분류	특성	보기
비율변인	절대영점을 갖고 있다 측정치는 비율 또는 퍼센트로 비교될 수 있다.	<u>거리, 시간, 무게 등</u>
등간변인	동간적이다. 측정시간의 거리가 비교될 수 있다.	연(year), 온도, IQ 등
서열변인	순위의 정보만 있다.	백분위수, 랭킹, 순위(학업성적) 등
명목변인	서로 다른 속성의 정보만 있다.	성별, 국적, 눈의 색깔, 출신학교 등

공분산(Covariance)

두 변량(확률변수 등) 사이에 상관성/의존성/유 사성의 방향 및 정도에 대한 척도

공분산 (covariance)

- 두 변량이 각각의 평균으로부터 변화하는 방향 및 양에 대한 기대값
- 공분산이 +면 한 변수 값이 증가할 때 다른 변수 값도 증가
- 두 변수의 단위에 의존하여 다른 데이터와 비교 시 불편
 → 상관계수 사용 (표준화된 공분산)

Population Covariance =
$$Cov(X,Y) = \sigma_{XY} = E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]$$

Sample Covariance =
$$S_{XY} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (\chi_i - \overline{\chi}) (y_i - \overline{y})$$

[R 분석과 프로그래밍] http://rfriend.tistory.com

공분산 산식

두변수의 평균의 차를 곱이 평균을 구하는 것이 공분산 : 이산형과 연속형 산식

이산형

$$Cov(X,Y) = \sigma_{XY} = E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)] = \sum_{x} \sum_{y} (x - \mu_X)(y - \mu_Y) p(x,y)$$

연속형

$$Cov(X,Y) = \sigma_{XY} = E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)] = \int_{-\pi}^{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} (x - \mu_X)(y - \mu_Y) f(x,y) dxdy$$

```
import numpy as np
x = np.array([10,2,3])
y = np.array([4,50,6])

cxy = np.cov(x,y,ddof=0)[0][1]
print(cxy)
sss = (x- avergA) *(y-avergB)
cosss = sssS/3
print(cosss)
```

-47.333333333 -47.3333333333

공분산 성질

공분산은 교환법칙이 가능하고 동일변량이 공분 산은 분산이 됨

- 교환법칙 : Cov(X,Y) = Cov(Y,X)
- \circ 동일 변량에 대한 공분산은 분산이 됨 : Cov(X,X) = Var(X)
- ㅇ 기타성질

$$Cov(aX + b, cY + d) = acCov(X, Y)$$

 $Cov(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$

상관계수

상관계수 (correlation coefficient)

- 상관계수는 표준화된 공분산
- 공분산은 각 변량의 단위에 의존하게 되어 변동 크기량이 모호하므로, 공분산을 각 변량의 표준편차로 나누어 표준화
- 양의 값이면 두 변수가 같은 방향으로 움직임 (음이면 반대)
- '0'이면 선형관계가 없음

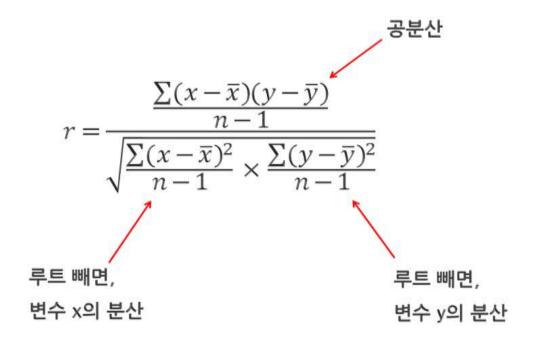
Population Correction coefficient =
$$\rho = \frac{Cov(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$$

Sample Correction =
$$\gamma = \frac{S_{XY}}{S_X S_Y} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2}}$$

[R 분석과 프로그래밍] http://rfriend.tistory.com

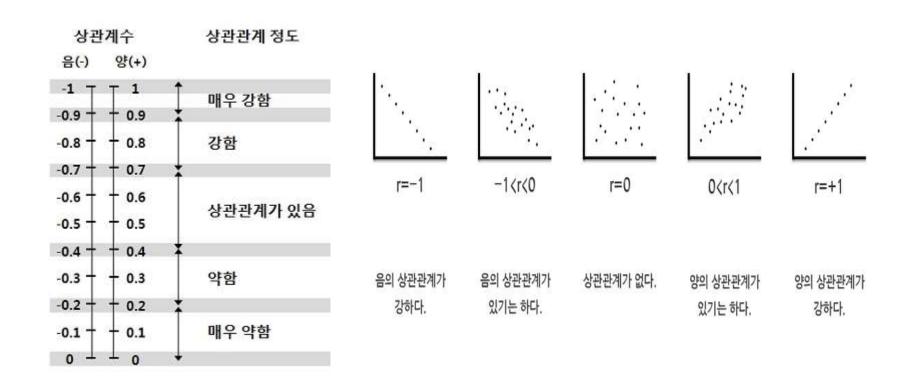
상관계수 공식 구조

두변수의 공분산을 두 변수 표준편차의 곱으로 나눔



상관관계 정도

-1<= r <= 1 사이의 값으로 상관관계 정도를 나타냄



상관계수 : numpy

두 변량간의 상관 관계를 나타내는 계수 python은 기본이 n으로 처리되므로 (n-1)로 처리하려면 ddof = 1 을 인수로 넣어야 n-1로 처리된다.

```
# 아이스트 판매량
a = np.array([29,28,34,31,25,29,32,31,24,33,25,31,26,30])
# 아이스트 판매량
b = np.array([77,62,93,84,59,64,80,75,58,91,51,73,65,84])
averg = np.ones(14)
avergA = averg * np.mean(a)
avergB = averg * np.mean(b)
sss = (a-avergA) *(b-avergB)
#각 변수들이 값을 합산하기
sssS = sum(sss)
ppp = np.std(a) * np.std(b)
cor = sssS/(14 * ppp)
print(cor)
print(np.corrcoef(a,b))
0.906922978051
[[ 1.
              0.90692298]
 [ 0.90692298 1.
```