# **Julia Tutorial**

### **Contents**

- 1. 설치 방법과 패키지
- 2. 기본 문법과 데이터 타입 I
- 3. 데이터 타입 II
- 4. 연습문제들
- 5. Convex.il
- 이 문서는 <a href="https://julia.quantecon.org/intro.html">https://julia.quantecon.org/intro.html</a>) 를 참고해 만들어졌습니다.
- 이 문서 외에 줄리아의 시스템적인 부분에 대해 더 궁금하시다면 https://docs.julialang.org/en/v1/ (https://docs.julialang.org/en/v1/)(공식 매뉴얼)을 참고하시기 바랍니다.

# 1. 설치와 주피터 노트북 연결

만약 jupyter notebook이 설치되지 않았다면 <a href="https://www.anaconda.com/">https://www.anaconda.com/</a> (https://www.anaconda.com/) 에서 anaconda를 먼저 다운로드 받고, 기본 환경을 세팅한 다음 진행해 주세요.

https://iulialang.org/ (https://iulialang.org/) 에서 자신의 컴퓨터에 맞는 버전을 다운로드 받는다.



실행시킨 뒤 다음과 같이 잘 작동되는지 확인한다. exit() 을 입력하면 줄리아가 종료된다.

# 패키지

줄리아에는 패키지 관리자 역할을 하는 Pkg라는 패키지가 있다. 문자 ] 를 입력하면 줄리아 REPL(대화창): >Julia 에서 Pkg 내부의 REPL: >Pkg 로 넘어간다. 백스페이스를 누르면 원래 줄리아의 REPL로 다시 넘어간다.

Pkg> status 를 입력하면 설치된 패키지의 목록을 확인할 수 있다.

패키지를 설치하고 싶으면 Pkg> add 패키지명 으로 설치한다. 주피터 노트북 상에서는 ] add 패키지명 으로 입력하면 된다. Julia> using 패키지명 을 입력하면 R에서 library를 하는 것처럼 설치된 패키지를 불러올 수 있다.



# 주피터 노트북과 연결하기

줄리아를 jupyter notebook에서 사용하는 방법은 간단하다.



Pkg> add IJulia 를 입력해 IJulia 패키지를 설치하면 줄리아와 주피터 노트북이 자동으로 연결된다. 주피터 노트북을 실행하고 ipynb파일을 열 때, 커널을 기존의 Python 대 신 Julia 1.8.5로 선택하면 된다.

\*만약 IJulia를 설치했는데, 주피터 노트북에서 커널이 제대로 동작하지 않을 경우 다음 방법으로 해결할 수 있다. 에러 메시지: kernel error ("Failed to precompile in IJulia")

```
1. 명령 프롬프트에서
rm -rfd ~/.julia/compiled
2. 줄리아 REPL에서
using Pkg
Pkg.update()
Pkg.precompile()
3. 줄리아 REPL에서
using IJulia
installkernel("Julia")
```

# 2. 기본 문법, 데이터 타입 I

기본적인 문법은 Python과 거의 동일해 어렵지 않지만, 약간씩 다른 점에 주목해 읽어 보면 좋다.

```
In [ ]:
using LinearAlgebra, Statistics, Plots
```

### **Primitive Data Types**

### boolean, float, int, complex

매우 익숙한 형태이다.

```
In [ ]:
x = true

In [ ]:
typeof(x)

In [ ]:
y = 1 > 2

In [ ]:
x = 2; y = 1.0;
```

; 는 출력을 보이지 않게 하거나 여러 변수를 함께 선언할 때 쓰인다.

```
In [ ]:
x = 1 + 2im; y = 1 - 2im;
In [ ]:
x * y
In [ ]:
2x - 3y
다항식을 쓸 때, * 를 생략 가능하다.
In [ ]:
@show 2x - 3y
@show x + y;
@show 를 통해 print 를 쓰듯 출력을 전부 보이게 할 수 있다.
Strings
" 로 정의한다.
In [ ]:
x = "foobar"; typeof(x)
문자열 포맷팅도 파이썬과 동일하게 가능하다.
In [ ]:
x = 10; y = 20;
In [ ]:
x + y = (x + y)
아래와 같은 전용 함수들 역시 비교적 익숙한 형태이다.
In [ ]:
"foo" * "bar" #서로 붙일 때 +가 아닌 *를 사용
In [ ]:
s = "Charlie don't surf"
In [ ]:
split(s)
In [ ]:
replace(s, "surf" => "ski")
In [ ]:
split("fee,fi,fo", ",")
In [ ]:
strip(" foobar ") # 공백 지우기
```

### containers

Tuple은 immutable(내부 수정 불가)하고, 여러 타입의 원소를 동시에 포함할 수 있다.

```
In [ ]:

x = ("foo", "bar")
y = ("foo", 2);
```

```
In [ ]:
typeof(x), typeof(y)
괄호 없이 생성 가능하며, 각각의 원소를 변수로 취급할 수 있다.
In [ ]:
x = "foo", 1
In [ ]:
word, val = x
println("word = $word, val = $val")
println() 은 print() 뒤에 줄바꿈을 추가한다.
가장 기본적인 container인 array 역시 list와 같이 익숙하지만, Python과 다른 점은 Julia에서는 인덱스가 1부터 시작하고, 슬라이싱을 할 때 마지막 번호까지 포함한다는 것이다.
또 마지막 원소에 접근할 때는 end 를 사용하면 된다.
In [ ]:
x = [10, 20, 30, 40]
In [ ]:
x[end]
In [ ]:
x[end-1]
In [ ]:
x[1:3]
In [ ]:
x[2:end]
In [ ]:
"foobar"[3:end]
Dictionary
In [ ]:
d = Dict("name" => "Frodo", "age" => 33)
In [ ]:
d["age"]
In [ ]:
@show keys(d)
@show values(d);
```

key들을 array로 만들 수 있다.

collect(keys(d))

# **Iterating**

In [ ]:

반복문의 경우 for i in ~ 뒤에 : 를 쓰지 않고, 끝 부분에 end 로 반드시 닫아 주어야 한다.

In [ ]:

```
In [ ]:
actions = ["surf", "ski"]
for action in actions
    println("Charlie doesn't $action")
end

In [ ]:
for i in 1:3
    print(i)
end
```

i번째 원소에 접근하는 방식을 택할 수도, 원소 하나하나에 직접 접근하는 방식을 택할 수도 있다.

```
x_values = 1:5

In []:

for x in x_values
    println(x * x)
end

In []:

for i in eachindex(x_values)
    println(x_values[i] * x_values[i])
```

zip() 과 enumerate() 역시 사용 가능하다.

```
In [ ]:

countries = ("Japan", "Korea", "China")
cities = ("Tokyo", "Seoul", "Beijing")
for (country, city) in zip(countries, cities)
    println("The capital of $country is $city")
end
```

```
In [ ]:

countries = ("Japan", "Korea", "China")
cities = ("Tokyo", "Seoul", "Beijing")
for (i, country) in enumerate(countries)
    city = cities[i]
    println("The capital of $country is $city")
end
```

# Comprehensions

매우 편리하고 유려한 방법이다.

```
In [ ]:

doubles = [ 2i for i in 1:4 ]
```

iterable이 2D 이상일 때, element wise하게 더하는 것이 아니라 모든 순서쌍에 대해 전부 더해지는 것에 유의하자.

```
In []:
[ i + j for i in 1:3, j in 4:6 ]
In []:
[ i + j + k for i in 1:3, j in 4:6, k in 7:9 ]
```

다음처럼 tuple이 들어간 array를 생성할 수도 있다.

```
In [ ]:
animals = ["dog", "cat", "bird"]
```

```
In [ ]:
[ (num = i, animal = j) for i in 1:2, j in animals]
```

#### Generators

반복 객체(iterable)를 명시적인 객체(array)로 만들지 않으면 속도가 빨라지는 장점이 있다.

```
In []:

xs = 1:10000

f(x) = x^2

f_x = f.(xs)

sum(f_x)
```

. 을 사용해 xs의 원소 각각에 f를 적용해 제곱하고 합을 구한다. 이렇게 하면  $f \times array$ 를 중간에 임시로 생성해야 한다.

```
In [ ]:
```

```
f_x2 = [f(x) for x in xs]
@show sum(f_x2)
@show sum([f(x) for x in xs]); # still allocates temporary
```

comprehension을 사용하더라도 중간에 임시적인 array를 생성해야 한다.

```
In [ ]:
```

```
using BenchmarkTools
@btime sum([f(x) for x in $xs])
@btime sum(f.($xs))
@btime sum(f(x) for x in $xs);
```

임시 array를 생성하지 않고, 3번째 줄처럼 f(x)를 생성하는 즉시 더하는 방식으로 코드를 짜면 1,000배 이상 빨라진다.

# **Operators**

Python과 거의 동일하다.

```
In [ ]:
x = 1
In [ ]:
x == 2
```

```
In [ ]:
x != 3
```

```
In [ ]:

1 + 1E-8 ≈ 1
```

\approx 를 입력하고 <TAB> 을 입력하면 대략적인 값을 비교하는 ≈ 연산자가 된다.

```
In [ ]:
true && false

In [ ]:
true || false
```

and와 or는 두 개씩 입력해야 한다.

## **Functions**

입력값의 타입은 number, string, array, function 등이 모두 가능하다. 함수를 만들 때에도 반복문처럼 끝에 end 로 반드시 닫아 주어야 한다.

```
function foo(x)
  if x > 0
     return "positive"
  end
  return "nonpositive"
end
```

다만 Python의 lambda처럼 간단한 함수는 아래와 같이 만들 수도 있다.

```
In [ ]:

f(x) = sin(1 / x)
```

```
In [ ]:
```

map 을 이용해 주어진 원소 각각에 직접적으로 적용할 수도 있다.

```
In [ ]:
map(x -> sin(1 / x), randn(3))
```

### keyword arguments

함수의 입력값에 default 값을 지정할 수 있다.

```
In []:
f(x, a = 1) = exp(cos(a * x))
In []:
f(pi)
```

```
In [ ]:
f(pi, 2)
```

기본 argument 외에 keyword argument를 사용할 수 있는데, 이것은 순서에 상관없이 keyword에 걸리는 입력값이다. ; 뒤에 parameter의 이름을 지정해야 한다.

```
In [ ]:

f(x; a) = exp(cos(a * x))
f(pi; a = 2)
```

함수 외부에서 정의된 변수나, named tuple안의 원소 이름이 함수를 정의할 때 사용한 keyword와 같으면 함수의 입력값으로 사용할 수 있다.

```
In []:

nt = (;a=3, b=10)
```

```
In [ ]:
f(pi; nt.a) #만약 f(pi; nt.b)를 입력하면 키워드와 맞지 않아 에러가 난다.
```

### **Broadcasting**

Array 단위로 함수 연산을 하는 것은 아래와 같이 반복문을 통해 쉽게 수행할 수 있다.

```
In [ ]:

x_vec = [2.0, 4.0, 6.0, 8.0]
y_vec = similar(x_vec)
for (i, x) in enumerate(x_vec)
    y_vec[i] = sin(x)
end
```

그러나 위에서 잠시 살펴봤듯, . 을 쓰면 간단하게 array의 원소 각각에 함수를 적용할 수 있다. 이것은 우리가 임의로 만든 함수에도 똑같이 사용 가능하다.

```
In [ ]:
```

```
y_vec = sin.(x_vec)
```

#### In [ ]:

```
function chisq(k)
  @assert k > 0
  z = randn(k)
  return sum(z -> z^2, z) # same as `sum(x^2 for x in z)`
end
```

@assert 는 입력값 범위를 제한해주는 매크로이다. 이 함수를 array에 적용하면 아래와 같다.

#### In [ ]:

```
chisq.([2, 4, 6])
```

이 개념을 잘 활용하면 코드를 굉장히 효율적으로 구성할 수 있다.

#### In [ ]:

```
x = 1.0:1.0:5.0
y = [2.0, 4.0, 5.0, 6.0, 8.0]
z = similar(y)
z .= x .+ y .- sin.(x)
```

x는 python의 seq(1.0, 5.0, 1.0)과 동일하다. 위에서 보듯, operator 역시 함수와 같기 때문에 . 을 활용할 수 있다. 마지막 줄은 아래 매크로로 똑같이 작성할 수 있다.

#### In [ ]:

```
\mathbf{0.} \ \mathbf{z} = \mathbf{x} + \mathbf{y} - \sin(\mathbf{x})
```

. 을 사용했을 경우, scalar가 아닌 모든 것에 대해서 broadcasting이 강제로 적용되기 때문에 원하지 않는 부분에 대해서 Ref()로 감싸주어야 한다.

#### In [ ]:

```
f(x, y) = [1, 2, 3] · x + y # "· "는 \cdot<tab>으로 입력
@show f([3, 4, 5], 2)
@show f.(Ref([3, 4, 5]), [2, 3]);
```

위의 마지막 줄처럼 두 번째 입력값에 array를 넣고 싶으면 1) f . 로 broadcasting 명령을 내리고, 2) Ref ( ) 로 첫 번째 입력값을 반드시 감싸 주어야 오류가 나지 않는다.

### Closure

어떤 함수의 내부에 중첩되어 있으며, 외부 함수 범위(outer scope)에서 정의되는 값을 참조해 동작하는 함수를 closure라고 한다.

### In [ ]:

```
function g(a)
    f(x) = a * x^2
    f(1)
end
g(0.2)
```

함수 g는 a에 대한 함수이다. 그런데, 이 g 내부에 있는 f 함수는 f의 외부값인 a를 참조해 동작하는 것을 확인할 수 있다. 이때 f 함수를 closure라고 한다. 예시를 더 살펴보자. 이런 구조의 코드는 다소 복잡해 보이지만 유용할 때가 많다.

#### In [ ]:

```
function multiplyit(a, g)
    return x -> a * g(x) # a * g(x) \( \begin{align*}{c} \closure \)
end

f(x) = x^2
h = multiplyit(2.0, f)
h(2)
```

아래 두 함수는 동치이다.

```
In [ ]:
```

```
function snapabove(g, a)
    function f(x)
    if x > a  # f는 closure, 외부값 a를 참조해 동작
        return g(x)
    else
        return g(a)
    end
    end
    end
    return f # 외부 함수의 return 값은 closure가 됨.
end

f(x) = x^2
h = snapabove(f, 2.0)
plot(h, 0.0:0.1:3.0)
```

```
In [ ]:
```

```
function snapabove2(g, a)
return x -> x > a ? g(x) : g(a) # closure를 반환
end
plot(snapabove2(f, 2.0), 0.0:0.1:3.0)
```

# 3. 데이터 타입 II

이제 앞에서 배운 데이터 타입에 대해 좀 더 자세하게 알아보자.

# **Arrays**

array는 기본적으로 column vector로 취급된다. 1d array는 vector, 2d array는 matrix라고 한다. 기본 단위는 항상 column vector이다.

```
In [ ]:
```

```
Array{Int64, 1} == Vector{Int64}
Array{Int64, 2} == Matrix{Int64}
```

```
In [ ]:
```

```
a = [1.0, 2.0, 3.0]
```

array의 형태는 아래 두 함수로 확인할 수 있다.

```
In [ ]:
```

```
ndims(a)
```

```
In [ ]:
```

```
size(a)
```

array에서 행을 나누는 기준은 ; 이다. ; 를 사용해 다양한 형태의 array들을 만들 수 있다.

```
In [ ]:
```

```
[1, 2, 3] == [1; 2; 3] # 둘다 column vector이다.
```

```
In [ ]:
```

```
a = [10 20 30 40] # row vector = 2d array 0 | □ |.
```

```
In [ ]:
```

```
a = [10 20; 30 40] # 2 x 2
```

만약 n x 1의 2d array를 만들고 싶다면 row vector를 transpose하면 된다. 다만 이때 만들어진 것은 일반적인 array와 type이 다르다. 따라서 그냥 array로 만들고 싶다면 한번 더 처리해줘야 한다.

```
In [ ]:
```

```
a = [10 20 30 40]'
```

```
In [ ]:
b = Matrix(a)
c = collect(a)
b == c
; 를 이용해 array의 dimension을 원하는 대로 설정할 수 있다.
In [ ]:
[1; 2;] # vector
In [ ]:
[1; 2;;] # matrix
In [ ]:
[1; 2;;;] # 3d array
In [ ]:
[1;;] # 단일 원소 matrix
In [ ]:
[1 2; 3 4;;;] # 2 x 2 x 1 array
reshape(), dropdims 로 차원을 조정할 수 있다. reshape() 함수의 return값은 @views 로 취급함에 주의하자. 따라서 b의 원소 값을 바꾸면 a의 원소도 바뀐다.
In [ ]:
a = [10, 20, 30, 40]
In [ ]:
b = reshape(a, 2, 2)
In [ ]:
b[1, 1] = 100
In [ ]:
b
In [ ]:
а
In [ ]:
a = [1 2 3 4]
In [ ]:
dropdims(a, dims = 1)
더미 array를 만드는 함수들은 아래와 같다.
In [ ]:
zeros(3) # 0.0으로 채워진 array
In [ ]:
zeros(2, 2) # 0.0으로 채워진 matrix
In [ ]:
fill(5.0, 2, 2) # 5.0으로 채워진 matrix
In [ ]:
x = Array\{Float64\}(undef, 2, 2) # np.empty()와 같음
```

```
23. 2. 7. 오전 7:22
                                                           Julia Tutorial - Jupyter Notebook
 In [ ]:
 fill(0, 2, 2) # 0으로 채워진 matrix
 In [ ]:
 fill(false, 2, 2) # boolean matrix
 기존 데이터를 복사하려면 copy() 를 쓴다.
 In [ ]:
 x = [1, 2, 3]
 y = copy(x)
 y[1] = 2
 Х
 기존 데이터와 데이터 타입만 같은 array를 생성하려면 similar() 를 쓰면 된다.
 In [ ]:
 x = [1, 2, 3]
 y = similar(x)
 У
 In [ ]:
 x = [1, 2, 3]
 y = similar(x, 4) # int type의 길이 4인 vector
```

**Indexing and Slicing** 

In [ ]:

x = [1, 2, 3]

Array 인덱싱, 슬라이싱의 예를 조금 더 살펴보자. 우리가 이미 아는 것과 별반 다르지는 않다.

y = similar(x, 2, 2) # int type 2 x 2 matrix

```
In [ ]:
a = randn(2, 2)
b = [true false; false true]
In [ ]:
@show a[1, 1]
@show a[1, :]
@show a[:, 1]
@show a[b];
In [ ]:
a = zeros(4)
```

```
In [ ]:
a[2:end] .= 42 # .= \mathcal{Q}\vec{z} broadcasting 0/ \exists\mathcal{Q}
```

```
In [ ]:
а
```

```
In [ ]:
a = [1 2; 3 4]
b = a[:, 2]
@show b
a[:, 2] = [4, 5] \# modify a
@show a
@show b;
```

@views 매크로를 통해 a의 값을 슬라이싱할 때 값을 따로 저장하지 않고 바로 베껴올 수 있다. 이때 b 와 @views b 의 타입이 다름에 주의하자.

In [ ]:

```
In []:

a = [1 2; 3 4]
@views b = a[:, 2]
@show b
a[:, 2] = [4, 5]
@show a
@show b;
```

#### Some other features

1. Julia에서는 adjoint처럼 특수한 타입을 일반적인 matrix와 같게 취급하지 않고 따로 기억한다. 이런 특성 덕분에 더 효율적인 연산이 가능하다.

```
In []:

d = [1.0, 2.0]
a = Diagonal(d)

In []:

@show 2a
b = rand(2,2)
@show b * a;

In []:

b = [1.0 2.0; 3.0 4.0]
b - I
```

typeof(I)

2. assignment: a = b 와 a .= b는 단순히 a와 b가 같다는 의미(name bind) / mutable a에 b의 값을 assign해주는 의미로 서로 다르다.

```
In []:

x = [1 2 3]
y = x
z = [2 3 4]
y = z  # y = x -> y = z로 bind만 바꿈.
@show (x, y, z);
```

```
In []:

x = [1 2 3]
y = x
z = [2 3 4]
y .= z # y의 값을 바꾸면 y = x bind에 의해 x 값도 바뀜.
@show (x, y, z);
```

scalar는 immutable이어서 assignment가 불가능하다.

```
In []:

y = [1 2]
y .-= 2 # y .= y .- 2

x = 5
# x .-= 2 # fails!
x = x - 2 # 새로운 값을 생성해 x를 다시 bind하는 것으로 조금 다르다.
```

tuple, static array 등의 타입도 immutable로 assignment가 불가능하다.

```
In [ ]:
using StaticArrays
xdynamic = [1, 2]
xstatic = @SVector [1, 2] # tuple과 유사한 성질의 array이다.
f(x) = 2x
@show f(xdynamic)
@show f(xstatic)
# inplace version
function g(x)
   x .= 2x
   return "Success!"
end
@show xdynamic
@show g(xdynamic)
@show xdynamic;
# g(xstatic) # fails!
```

# **Operations**

몇 가지 유용한 method들과 연산에 대해 좀 더 알아보자.

```
In [ ]:
a = [-1, 0, 1]
@show length(a)
@show sum(a)
@show mean(a)
@show std(a)
                  # standard deviation
@show var(a)
                  # variance
@show maximum(a)
@show minimum(a)
@show extrema(a) # (mimimum(a), maximum(a))
In [ ]:
b = sort(a, rev = true)
In [ ]:
b = sort!(a, rev = true) # inplace = True
In [ ]:
b == a # same values?
In [ ]:
b === a # identical? (same values + stored in same memory)
* 는 matrix multiplication을 의미한다.
In [ ]:
a = ones(1, 2)
In [ ]:
b = ones(2, 2)
In [ ]:
a * b
In [ ]:
b * a'
In [ ]:
b = ones(2, 2)
b * ones(2)
```

```
In [ ]:
ones(2)' * b
선형 방정식 AX = B를 풀려면 A \setminus B를 쓰면 된다.
In [ ]:
A = [1 2; 2 3]; B = ones(2, 2);
In [ ]:
A \ B == inv(A) * B
행렬식, 대각합, 고유값, 랭크도 편리하게 구할 수 있다.
In [ ]:
A = [1 \ 2; \ 3 \ 4]
In [ ]:
det(A)
In [ ]:
tr(A)
In [ ]:
eigvals(A)
In [ ]:
rank(A)
내적은 dot() 나 \cdot<TAB> 을 통해서 가능하다.
In [ ]:
@show ones(2)' * ones(2)
@show dot(ones(2), ones(2))
@show ones(2) · ones(2);
Julia가 기존과 가장 다른 점 중 하나는 위에서도 이미 언급했듯 . 을 사용한 elementwise operation이다.
In [ ]:
ones(2, 2) * ones(2, 2)
In [ ]:
ones(2, 2) .* ones(2, 2)
In [ ]:
A = -ones(2, 2)
In [ ]:
A.^2
In [ ]:
x = [1, 2]
          # not x + 1
x .+ 1
x .- 1
          # not x - 1
값 비교 역시 동일하게 가능하다.
In [ ]:
a = [10, 20, 30]
```

```
In [ ]:
b = [-100, 0, 100]

In [ ]:
b .> a

In [ ]:
a .== b

In [ ]:
b .> 1

In [ ]:
a = randn(4)

In [ ]:
a [ a < 0]

In [ ]:
a = [10, 20, 30, 40]</pre>
```

# Ranges

벡터와 동일한 성질을 가진다.

```
In []:

a = 10:12 # 10:1:12 = 10, 11, 12
@show Vector(a) # 바꿀 순 있지만 바꿀 이유가 없다.

b = Diagonal([1.0, 2.0, 3.0])
b * a -- [1.0; 2.0; 3.0]
```

```
In [ ]:

a = 0.0:0.1:1.0 # 0.0, 0.1, ..., 1.0
```

```
In []:

maxval = 1.0
minval = 0.0
stepsize = 0.15
a = minval:stepsize:maxval # 0.0, 0.15, 0.3, ... 이 경우에 0.9에서 끊어짐.
maximum(a) == maxval
```

아래처럼 np.linspace() 와 동일하게 사용할 수 있다.

```
In []:

maxval = 1.0
minval = 0.0
numpoints = 10
a = range(minval, maxval, length=numpoints)
# or range(minval, stop=maxval, length=numpoints)
maximum(a) == maxval
```

# **Tuples and Named Tuples**

Immutable이지만 array보다 더 빠르다.

```
In []:

t = (1.0, "test")
t[1]  # index로 접근
a, b = t  # unpack
# t[1] = 3.0  # fails!
println("a = $a and b = $b")
```

```
In []:

t = (;val1 = 1.0, val2 = "test")
t.val1  # name으로 접근
println("val1 = $(t.val1) and val2 = $(t.val2)")
(;val1, val2) = t # unpacking notation (note the ;)
println("val1 = $val1 and val2 = $val2")

In []:

t2 = (;val3 = 4, val4 = "test!!")
t3 = merge(t, t2) # new tuple
```

named tuple은 많은 parameter들을 가진 함수를 만들 때 편리하다.

```
In [ ]:

function f(parameters)
    (;a, β) = parameters
    return a + β
end

parameters = (;a = 0.1, β = 0.2)
f(parameters)
```

```
In []:
function paramgen2(;α = 0.1, β = 0.2)
    return (;α, β)
end
@show paramgen2()
@show paramgen2(;α = 0.2);
```

# **Nothing, Missing**

개념적으로 각각 값이 아예 필요없을 때, 결측치일 때를 의미한다고 보면 좋다. 고유의 type을 가진다.

```
In [ ]:
```

```
typeof(nothing)
```

보통 함수에서  $x \notin \mathcal{D}$  일때 많이 사용하게 된다.

# In [ ]:

```
function f(y)
    x = nothing
    if y > 0.0
        x = y
    end

    if isnothing(x)
        println("x was not set")
    else
        println("x = $x")
    end
    x
end

@show f(1.0)
@show f(-1.0);
```

다음과 같이 ifelse 와 유사한 형태로 함수를 만들 수도 있다.

```
In [ ]:
```

```
function f(x)
    x > 0.0 ? sqrt(x) : nothing # the "a ? b : c" pattern is the ternary
end
f(1.0)
```

```
In []:

x = [0.1, -1.0, 2.0, -2.0]

y = f.(x)
```

이때 return type은 union이라는 새로운 type임을 확인할 수 있다. 이런 domain check 상황에서는 @assert 를 사용해도 좋다. 다만 이 경우 fail시에 에러가 발생한다는 단점이 있다.

#### In [ ]:

```
function f(x)
    @assert x > 0.0
    sqrt(x)
end
f(-1.0)
```

error를 다루는 또다른 방법으로 try 와 catch 가 있다. catch 로 에러를 잡아낸 다음 err end 를 입력하면 알 수 있는 에러의 종류를 프린트해 준다. 그 에러가 예상할 수 있는 것이라면 적절한 조치를 취해줄 수도 있다.

#### In [ ]:

```
try sqrt(-1.0); catch err; err end
```

#### In [ ]:

```
function f(x)
    try
        sqrt(x)
    catch err
        sqrt(complex(x, 0))
    end
end
f(0.0)
f(-1.0)
```

마지막으로 missing을 살펴보자. 위에서 언급했듯 R의 NA에 대응된다고 생각하면 된다.

### In [ ]:

```
typeof(missing)
```

```
In [ ]:
```

```
x = [3.0, missing, 5.0, missing, missing]
```

missing은 nothing과 달리 함수에 집어넣을 수 있다. 다만 값은 missing이다.

# In [ ]:

```
f(x) = x^2

@show missing + 1.0
@show missing * 2
@show missing * "test"
@show f(missing);
@show mean(x);
@show x == missing # 같은 missing과 비교해도 missing이 나온다.
@show ismissing(x);
```

missing을 무시하거나 없애고 싶다면 아래처럼 하면 된다.

```
In [ ]:
```

```
@show mean(skipmissing(x))
@show coalesce.(x, 0.0); # replace missing with 0.0;
```

# 4. 연습문제들

솔루션은 맨 밑에 있습니다.

#### **Exercise 1**

 $X \sim B(n,p)$ 를 generate하는 함수 binomial\_rv(n, p) 를 U(0,1)에서 random number를 generate하는 함수인 rand() 만을 사용해 작성하세요.

In [ ]:

```
# your solution
```

#### Exercise 2

몬테카를로 시뮬레이션을 활용해 ᢧ의 값을 추정하는 코드를 작성하세요. 단 random number를 이용할 때 rand() 만을 사용하세요.

힌트는 다음과 같습니다:

- U 가 unit square  $(0,1)^2$  영역의 bivariate uniform random variable일 때, U가  $(0,1)^2$ 의 부분집합 B 위의 점이 될 확률은 B의 넓이와 같습니다.
- $U_1,\ldots,U_n\stackrel{iid}{\sim}U$ 라고 할 때, n이 커질수록  $\{U_n\}$ 이 B 위의 점으로 나타난 비율은 U가 B 위의 점이 될 확률로 수렴합니다.
- 원의 넓이는  $\pi r^2$  입니다.

In [ ]:

```
# your solution
```

#### **Exercise 3**

아래의 데이터는 미국 도시의 인구 수입니다. 이것을 txt파일로 만들고 저장하는 코드는 아래와 같습니다.

In [ ]:

```
pwd() # current working directory
```

```
In [ ]:
```

```
open("us_cities.txt", "w") do f
    write(f,
    "new york: 8244910
    los angeles: 3819702
    chicago: 2707120
    houston: 2145146
    philadelphia: 1536471
    phoenix: 1469471
    san antonio: 1359758
    san diego: 1326179
    dallas: 1223229")
    end
```

이 파일을 읽어와서 합을 구하는 코드를 작성하세요.

hint:

- eachline(f) 를 통해 파일 한줄한줄에 iterable로 접근할 수 있습니다. ex) for line in eachline(f)
- parse(Int, "100") 함수로 "100"을 정수로 바꿀 수 있습니다.
- Python과 매우 유사합니다!

In [ ]:

```
# your solution
```

## **Exercise 4**

다음의 stochastic differential equation이 있습니다. 행렬 계산 연습용이므로 배경지식은 무시하셔도 좋습니다.

$$X_{t+1} = AX_t + b + \Sigma W_{t+1} (4.1)$$

- $X_t$ , b and  $X_{t+1}$  are  $n \times 1$
- $A ext{ is } n \times n$
- $\Sigma$  is  $n \times k$
- ullet  $W_t$  is k imes 1 and  $\{W_t\}$  is iid with zero mean and variance-covariance matrix equal to the identity matrix

 $n \times n$ 행렬  $S_t$ 를  $X_t$ 의 공분산행렬로 정의합시다.

 $\{S_t\}$ 에 의해 다음 시점의 공분산행렬  $\{S_{t+1}\}$ 은 다음과 같이 정의됩니다.

$$S_{t+1} = AS_t A' + \Sigma \Sigma' \tag{4.2}$$

A의 eigenvalue가 모두 unit circle 안에 속하면(여기에서는 신경쓸 필요가 없습니다),  $\{S_t\}$ 는 유일한 극한값 S로 수렴하게 됩니다. 이론적인 값으로 아래의 (4.3)이 주어져 있습니다.

위의 (4.2)와 맨 아래 주어진 실제 행렬 값을 활용해 S를 추정하는 함수  $compute_aymptotic_var$  를 만들어 주세요.

반복을 이어가다 값이 1e-6 이내로 변할 때, 즉 수렴할 때 반복을 멈추면 됩니다. 마지막으로 (4.3)값과 우리가 수렴시킨 값을 비교해 보세요.

$$S = ASA' + Q$$
 where  $Q := \Sigma\Sigma'$  (4.3)  
 $A = \begin{bmatrix} 0.8 & -0.2 \\ -0.1 & 0.7 \end{bmatrix}$   $\Sigma = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.4 \\ 0.4 & 0.6 \end{bmatrix}$ 

```
In [ ]:
```

```
# your solution
```

# solutions

먼저 안 보고 20분만 고민해 보기!

### exercise 1

```
In [ ]:
function binomial_rv(n, p)
    U = rand(n)
    return sum(U .< p)
end</pre>
```

### exercise 2

자세한 설명은 https://bigdata-doctrine.tistory.com/15 (https://bigdata-doctrine.tistory.com/15) 참고

```
In [ ]:
```

```
n = 1000000
U = rand(n,2)
circle = 0
for i in 1:n
    if U[i,1]^2 + U[i,2]^2 <= 1
        circle += 1
    end
end
circlearea = circle/n
pi = 4*circlearea</pre>
```

## exercise 3

```
In [ ]:
```

```
f_ex = open("us_cities.txt", "r")
total_pop = 0
for line in eachline(f_ex)
    city, population = split(line, ':') # tuple unpacking
    total_pop += parse(Int, population)
end
close(f_ex)
println("Total population = $total_pop")
```

### exercise 4

```
In [ ]:
```

```
function compute_asymptotic_var(A, \Sigma;
S0 = \Sigma * \Sigma',
tolerance = 1e-6,
maxiter = 500)
V = \Sigma * \Sigma'
S = S0
err = tolerance + 1
i = 1
while err > tolerance && i \leq maxiter
next_S = A * S * A' + V
err = norm(S - next_S)
S = next_S
i += 1
end
return S
end
```

```
In [ ]:

A = [0.8 -0.2;
-0.1 0.7]
```

```
\Sigma = [0.5 \ 0.4; 0.4 \ 0.6]
```

```
In [ ]:
```

```
our_solution = compute_asymptotic_var(A, \Sigma)
```

# 5. Convex.jl

교재 저자인 Stephan Boyd 교수가 matlab 기반으로 만든 패키지인데, 누군가 그것을 줄리아로 번역해 놓았다. 이름 그대로 convex optimization 문제를 편리하게 formulation 하고 풀 수 있는 패키지이다. Python 버전인 CVXPY도 있다.

# 설치

```
In [ ]:

] add Convex
In [ ]:
```

```
] add ECOS # numerical solver
```

```
In [ ]:

] add SCS # numerical solver
```

```
In [ ]:
using Convex, SCS
```

### **Variable**

문제를 풀어서 optimum을 찾고 싶은 변수를 뜻한다.

```
In [ ]:
```

```
# Scalar variable
x = Variable()

# Column vector variable
x = Variable(5)

# Matrix variable
x = Variable(4, 6)
```

Variable들은 아래 예시처럼 어떤 특성과 함께 선언될 수 있다.

```
• (entrywise) positive: x = Variable(4, Positive())
```

- (entrywise) negative: x = Variable(4, Negative())
- integral: x = Variable(4, IntVar)

- binary: x = Variable(4, BinVar)
- (for a matrix) being symmetric, with nonnegative eigenvalues (ie, positive semidefinite): z = Semidefinite(4)

순서는 size, sign, Convex.VarType (i.e., integer, binary, or continuous) 순이며 필요없으면 생략해도 된다. variable x의 현재 값은 evaluate(x) 로 확인할 수 있다. 문제 를 풀면 x의 값은 optimal이 될 것이다.

## **Expressions**

variable에 연산을 수행한 것을 expression이라고 한다.

```
In [ ]:

x = Variable(5)
# The following are all expressions
y = sum(x)
z = 4 * x + y
z_1 = z[1]
```

Convex 패키지로 문제를 푸는 기본 구조는 다음과 같이 variable과 expression, problem을 정의하고 solve! 로 푸는 것이다.

### **Constants**

expression 안의 variable을 제외한 숫자, 벡터, 행렬들을 의미한다.

```
In []:

x = Variable()
y = Variable()
z = Variable()
expr = x + y + z
problem = minimize(expr, x >= 1, y >= x, 4 * z >= y)
solve!(problem, SCS.Optimizer)

# Once the problem is solved, we can call evaluate() on expr:
evaluate(expr)
```

#### **Constrains**

부등식 꼴로 정의되며, strict한 경우(등호가 없는 경우)와 아닌 경우가 구분되지 않는다.

```
In [ ]:

x = Variable(5, 5)
# Equality constraint
constraint = x == 0
# Inequality constraint
constraint = x >= 1
```

```
In [ ]:

x = Variable(3, 3)
y = Variable(3, 1)
z = Variable()
# constrain [x y; y' z] to be positive semidefinite
constraint = ([x y; y' z] in :SDP)
# or equivalently,
constraint = ([x y; y' z] ≥ 0)
```

아래처럼 variable을 construct한 다음 constraint를 추가하면, x를 사용하는 모든 문제에 자동으로 implicit constraint가 추가된다.

```
In [ ]:

x = Variable(3)
add_constraint!(x, sum(x) == 1)
```

## **Objective**

Objective는 목적 함수로 maximize 나 minimize 에 묶인 expression을 뜻한다. Feasibility problem은 constant를 objective로 설정하거나, problem = satisfy(constraints) 로 표현 가능하다.

### **Problem**

Problem은 sense (minimize, maximize, or satisfy), objective, constraints로 구성된다.

```
In [ ]:
problem = minimize(objective, constraints)
# or
problem = maximize(objective, constraints)
# or
problem = satisfy(constraints)
```

Constraints를 정의한 후 문제에 추가할 수 있다.

```
In [ ]:
```

```
# No constraints given
problem = minimize(objective)
# Add some constraint
problem.constraints += constraint
# Add many more constraints
problem.constraints += [constraint1, constraint2, ...]
```

정의된 문제는 solve!를 통해 풀 수 있다. 문제가 solve된 뒤, problem.status 가 문제의 status를 분류한다. 분류 목록은 :Optimal, :Infeasible, :Unbounded, :Indeterminate, :Error 가 있다. 만약 :Optimal 이면 problem.optval 에 optimum value가 기록된다. evaluate()를 통해 variable의 optimum, objective의 optimum을 둘 다 확인할 수 있다.

```
In [ ]:
```

```
solve!(problem, solver)
```

# **Example**

다음 least squares problem을 풀어 보자.

```
minimize ||Ax - b||_2^2
```

subject to  $x \ge 0$ 

이떄 variable  $x \in \mathbb{R}^n$ , 데이터  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $b \in \mathbb{R}^m$ 이다. 이 문제를 Convex 패키지를 이용해 푸는 코드는 아래와 같다.

```
In [ ]:
```

```
# Generate random problem data
m = 4; n = 5
A = randn(m, n); b = randn(m, 1)

# Create a (column vector) variable of size n x 1.
x = Variable(n)

# The problem is to minimize |/Ax - b|/^2 subject to x >= 0
# This can be done by: minimize(objective, constraints)
problem = minimize(sumsquares(A * x - b), [x >= 0])

# Solve the problem by calling solve!
solve!(problem, SCS.Optimizer; silent_solver = true)

# Check the status of the problem
@show problem.status # :Optimal, :Infeasible, :Unbounded etc.
# Get the optimum value
@show problem.optval;
```

수고하셨습니다!