# Python 금융분석 기초



- 1. 파이썬 개요
- 2. Numpy data structure
- 3. Pandas Data Analysis

Lecturer: Lee, Seunghee storm@netsgo.com github.com/seunghee-lee/python

## 1. 파이썬 개요

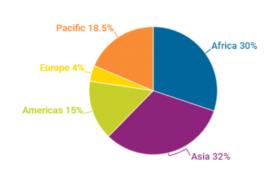
## 1. 프로그래밍 언어의 개념과 종류

사람이 이해하는 말: 언어

컴퓨터가 이해하는 말: 프로그래밍 언어

전 세계에서 인간이 사용하는 언어: 7,111개(2019년 기준) 실제로 많이 사용하는 언어는 몇십 개에 불과 각 언어는 각기 다른 문법과 표현력, 사용용도 보유 기본적인 언어의 역할은 소통

Percentage of the world's languages, by region



Languages by region of origin



Population by region of origin



(출처: www.ethnologue.com)

컴퓨터 프로그래밍 언어: 700개 이상

프로그래밍 언어도 각기 다른 문법과 표현력, 사용용도 보유

컴퓨팅 환경과 활용 범위에 따라 언어의 인기가 달라짐

새로운 언어의 등장과 기존 언어의 소멸도 다반사

(출처: www.tiobe.com/tiobe-index)

May 2024	May 2023	Change	Progran	nming Language	Ratings	Change
1	1		•	Python	16.33%	+2.88%
2	2		9	С	9.98%	-3.37%
3	4	^	9	C++	9.53%	-2.43%
4	3	•	4	Java	8.69%	-3.53%
5	5		3	C#	6.49%	-0.94%
6	7	^	JS	JavaScript	3.01%	+0.57%
7	6	•	VB	Visual Basic	2.01%	-1.83%
8	12	*	-GO	Go	1.60%	+0.61%
9	9		SQL	SQL	1.44%	-0.03%
10	19	*	B	Fortran	1.24%	+0.46%
11	11		(3)	Delphi/Object Pascal	1.24%	+0.23%
12	10	•	ASM	Assembly language	1.07%	-0.13%
13	18	*	4	Ruby	1.06%	+0.26%
14	15	^	<b> ▲</b>	MATLAB	1.06%	+0.18%
15	14	•	<u> </u>	Swift	1.01%	+0.09%
16	8	¥	php	PHP	0.97%	-0.62%
17	13	¥	(100)	Scratch	0.93%	-0.02%

## 2. 파이썬 소개



(출처: www.python.org)

프로그래밍 언어인 파이썬(python)은 배우기 쉽고 결과도 바로 확인할 수 있다.

파이썬은 1991년 프로그래머인 귀도 반 로섬(Guido van Rossum)이 발표한 고급 프로그래밍 언어로, 플랫폼에 독립적이며 인터프리터식, 객체지향적, 동적 타이핑(dynamically typed) 대 화형 언어이다. 파이썬이라는 이름은 귀도가 좋아하는 코미디〈Monty Python's Flying Circus〉에서 따온 것이다.

파이썬은 비영리의 파이썬 소프트웨어 재단이 관리하는 개방형, 공동체 기반 개발 모델을 가지고 있다. C언어로 구현된 C파이썬 구현이 사실상의 표준이다.



귀도 반 로섬(Guido van Rossum) (출처: 위키피디아)

## <파이썬 특징>

- 1. 강력한 기능을 무료로 사용
- 2. 읽기 쉽고 사용하기 쉽다.
- 3. 사물인터넷과 잘 연동된다.
- 4. 다양하고 강력한 외부 라이브러리들이 풍부하다. 라이브러리(모듈)가 풍부하여, 대학을 비롯한 여러 교육 기관, 연구 기관 및 산업계에서 이 용이 증가
- 5. 강력한 웹 프레임워크를 사용할 수 있다. 장고(Django), 플래스크(Flask) 등 대표적인 웹사이트로 인스타그램

## 파이썬의 단점

- 1. 느린 속도
- 2. 메뉴나 메시지가 영문

## <파이썬의 핵심 철학>

"아름다운게 추한 것보다 낫다." (Beautiful is better than ugly)

"명시적인 것이 암시적인 것 보다 낫다." (Explicit is better than implicit)

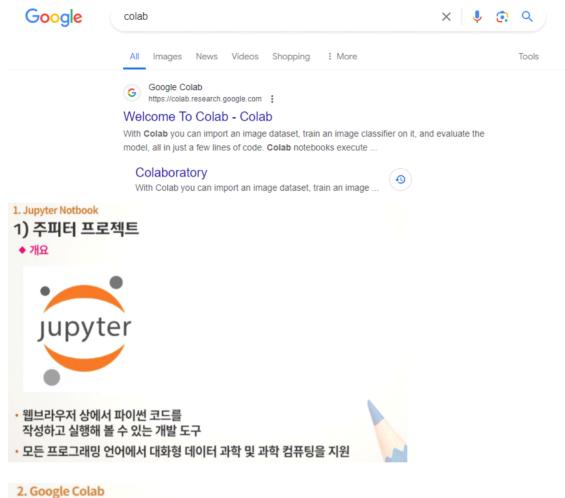
"단순함이 복잡함보다 낫다." (Simple is better than complex)

"복잡함이 난해한 것보다 낫다." (Complex is better than complicated)

"가독성은 중요하다." (Readability counts)

#### 3. Google Colab

Chrome 실행 후 Colab 검색



## 1) 개요

- ◆ 코랩(Colaboratory)의 기능
- · Jupyter Notebook과 Google Drive를 합성한 형태
- · 클라우드 기반 Jupyter Notebook UI 및 기능 제공
- 구글 계정 전용의 가상 머신 지원
- 머신 러닝을 위한 GPU 및 TPU 무료 제공



#### 2. Google Colab

## 1) 개요

- ◆ 코랩(Colaboratory)의 장점
- 별도의 파이썬 설치없이 웹 브라우저 상에서 주피터 노트북과 같은 작업 수행이 가능함
- · 다른 사용자들과 공유가 쉬워서 연구·교육용으로 많이 사용함
- numpy, pandas, matplotlib, scikit-learn, tensorflow 등 데이터 분석 및 인공지능에 많이 사용되는 패키지들이 미리 설치되어 있음
- 12시간 동안 무료 GPU 사용이 가능함
- 구글 독스나 구글 스프레드시트 등과 같은 방식으로 공유와 편집이 가능함

#### 2. Google Colab

## 2) 접속

- ◆ 코랩(Colaboratory)의 사용법
- 구글 계정 로그인



Jupyter Notebook과 사용 방법이 비슷함

## 2. Google Colab

## 2) 접속

- ◆ .ipynb 파일
- · 새 Python3 노트 실행



from google.colab import drive
drive.mount('/content/gdrive/')

## 노트북에서 Google Drive 파일에 액세스하도록 허용하시 겠습니까?

이 노트북에서 Google Drive 파일에 대한 액세스를 요청합니다. Google Drive에 대한 액세스 권한을 부여하면 노트북에서 실행되는 코드가 Google Drive의 파일을 수정 할 수 있게 됩니다. 이 액세스를 허용하기 전에 노트북 코드를 검토하시기 바랍니다.

아니요 Google Drive에 연결

G Google 계정으로 로그인



## 계정 선택

Google Drive for desktop(으)로 이동



② 다른 계정 사용

계속 진행하기 위해 Google에서 내 이름, 이메일 주소, 언어 환경설정, 프로필 사진 을 Google Drive for desktop과(와) 공유 합니다. 앱을 사용하기 전에 Google Drive for desktop의 개인정보처리방침 및 서비스 약관을 검토하세요.

한국어 ▼ 도움말 개인정보처리방침 약편

Google 계정으로 로그인



## Google Drive for desktop 서비스 로 로그인

storm386@gmail.com

계속하면 Google에서 내 이름, 이메일 주 소, 언어 환경설정, 프로필 사진을 Google Drive for desktop 서비스와 공유 합니다. Google Drive for desktop의 개인정보처리방침 및 서비스 약관을 참 고하세요.

Google 계정에서 Google 계정으로 로그 인을 관리할 수 있습니다.

취소 계속

한국어 ▼ 도움말 개인정보처리방침 약관

🔼 📤 Untitled8.ipynb 🖈

파일 수정 보기 삽입 런타임 도구 도움말

# 코드 + 텍스트

Q

y

g

[1] from google.colab import drive drive.mount('/content/gdrive/')

Mounted at /content/gdrive/

©

### Mounted at /content/gdrive/

▶ 코딩을 시작하거나 AI로 코드를 <u>생성</u>하세요.

## 2. Numerical Computing with NumPy

Computers are useless. They can only give answers.

—Pablo Picasso

#### 2-1 Arrays with Python Lists

array : 집합체, 배열하다는 뜻

list 자료구조는 숫자들의 배열을 잘 반영

```
1 v = [0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0]
```

중첩된 리스트 구조를 이용하면 2차원이나 다차원 배열도 쉽게 생성

```
\begin{array}{c|cccc}
 & m = [v, v, v] \\
 & m
\end{array}
```

인덱싱으로 특정한 행을 선택하거나 이중 인덱싱으로 특정한 원소를 선택 가능 그러나 열을 선택하는 것은 쉽지 않음

```
3 m[1]
```

중첩을 이용하여 더 복잡한 구조 생성 가능

[[[0.5, 1.5], [1, 2]], [[0.5, 1.5], [1, 2]]]

```
6 c[1][1][0]
```

위의 객체 조합 방식은 참조 포인터를 사용한 방식

```
v = [0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0]

7 m = [v, v, v]

m
```

[[0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0],

[0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0],

[0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0]]

[['Python', 0.75, 1.0, 1.5, 2.0],

['Python', 0.75, 1.0, 1.5, 2.0],

['Python', 0.75, 1.0, 1.5, 2.0]] v[0] 값을 바꾸었더니 m의 값도 따라서 바뀌는 문제 도출 이러한 문제를 해결하기 위해 deepcopy 함수를 사용

```
from copy import deepcopy

v = [0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0]

m = 3 * [deepcopy(v), ]

m

[10.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0]
```

[[0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0],

[0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0],

[0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0]]

$$v[0] = 'Python'$$
m

[[0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0],

[0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0],

[0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0]]

## 2-2 정규 NumPy 배열

11	import numpy as np
----	--------------------

13	type(a)				
----	---------	--	--	--	--

numpy.ndarray

list 객체를 이용해 배열구조를 만들 수 있으나 여러 가지 단점 존재 배열 타입을 잘 다루는 목적으로 만들어 진 것이 numpy.ndarray n차원 배열을 효율적이고 고성능으로 다루기 위한 목적으로 개발됨

```
a = np.array(['a', 'b', 'c'])
a
```

array(['a', 'b', 'c'], dtype='<U1')

```
15 | a = np.arange(2, 20, 2)
a
```

array([ 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18])

arange함수는 (시작점, 끝점+1, 증가단위)로 지정할 수 있다.

16	a = np.arange(8, dtype=np.float64)
10	a

array([0., 1., 2., 3., 4., 5., 6., 7.])

arange함수에서 파라미터 숫자를 한 개만 지정하면 0부터 1씩 증가해서 지정된 숫자 전까지할당한다.

17	a[5:]
array([5	6 7.1)

array([0., 1.])

인덱싱은 [처음 값:끝 값+1]로 지정하며 값이 없으면 끝까지 또는 처음부터를 의미한다.

numpy.ndarray 클래스의 가장 큰 특징은 다양한 내장 메서드가 있다는 점이다.

	19	a.sum()
7	28.0	

20 a.std()

2.29128784747792

21 a.cumsum()

array([ 0., 1., 3., 6., 10., 15., 21., 28.])

[0.0, 0.5, 1.5, 3.0, 5.0, 0.0, 0.5, 1.5, 3.0, 5.0]

list자료에서 곱셈은 반복을 의미

ndarray 객체에 대해서는 벡터화된 형식의 수학 연산이 가능

array([0., 1., 2., 3., 4., 5., 6., 7.])

array([ 0., 2., 4., 6., 8., 10., 12., 14.])

array([ 0., 1., 4., 9., 16., 25., 36., 49.])

array([1.00000e+00, 1.00000e+00, 4.00000e+00, 2.70000e+01, 2.56000e+02,

3.12500e+03, 4.66560e+04, 8.23543e+05])

array([1.00000000e+00, 2.71828183e+00, 7.38905610e+00, 2.00855369e+01, 5.45981500e+01, 1.48413159e+02, 4.03428793e+02, 1.09663316e+03])

array([0. , 1. , 1.41421356, 1.73205081, 2. ,

2.23606798, 2.44948974, 2.64575131])

30 np.sqrt(2.5)

1.5811388300841898

import math math.sqrt(2.5)

1.5811388300841898

32 %timeit np.sqrt(2.5)

969 ns ± 316 ns per loop (mean ± std. dev. of 7 runs, 1000000 loops each)

33 %timeit math.sqrt(2.5)

88.3 ns ± 0.886 ns per loop (mean ± std. dev. of 7 runs, 10000000 loops each) NumPy보다 math 모듈의 계산속도가 빠름

## # 다차원(Multiple Dimensions)

array([[ 0., 1., 2., 3., 4., 5., 6., 7.],

[0., 2., 4., 6., 8., 10., 12., 14.]

35 b[0] # 첫 번째 행

36 b[0, 2] # 첫 번째 행의 2번 원소

37 b[:, 1] # 1번 열

array([1., 2.])

38 b.sum() # 총 합계

84.0

39 b.sum(axis=0) # 0번 축을 따라 합계, 열(column) 합계 array([ 0., 3., 6., 9., 12., 15., 18., 21.])

40 b.sum(axis=1) # 1번 축을 따라 합계, 행(row) 합계 array([28., 56.])

# 처음에는 특정한 원소의 값이 없는 numpy.ndarray 객체를 만들고 나중에 코드를 실행하면서 각 원소의 값을 지정하는 방법을 원할 때 zeros나 ones함수를 이용한다.

array([[0, 0, 0],

[0, 0, 0]], dtype=int32)

- shape: Either an int, a sequence of int objects, or a reference to another ndarray
- dtype (optional): A dtype-these are NumPy-specific data types for ndarray objects
- order (optional): The order in which to store elements in memory: C for C-like

(i.e., row-wise) or F for Fortran-like (i.e., column-wise)

```
d2 | c = np.ones((2, 3, 4), dtype='i', order='C') | c | array([[[1, 1, 1, 1], [1, 1, 1]], [1, 1, 1, 1]], [1, 1, 1, 1], [1, 1, 1, 1], [1, 1, 1, 1], [1, 1, 1, 1], [1, 1, 1, 1],
```

[1, 1, 1, 1]]], dtype=int32)

```
d = np.zeros_like(c, dtype='f16', order='C')
d
```

array([[[0., 0., 0., 0.],

[0., 0., 0., 0.],

[0., 0., 0., 0.]

[[0., 0., 0., 0.],

[0., 0., 0., 0.]

[0., 0., 0., 0.]]], dtype=float128)

# 속도 비교

4.4	import random
44	I = 5000

CPU times: user 16.4 s, sys: 686 ms, total: 17.1 s

Wall time: 17.2 s

46 %time sum([sum(l) for l in mat])

CPU times: user 178 ms, sys: 374 µs, total: 178 ms

Wall time: 180 ms -394.78119784368084

47	%time mat = np.random.standard_normal((I, I))	
----	---	--

CPU times: user 730 ms, sys: 65.5 ms, total: 796 ms

Wall time: 796 ms

48 %time mat.sum()

CPU times: user 23.4 ms, sys: 0 ns, total: 23.4 ms

Wall time: 24.1 ms -10072.918457592843

- NumPy 배열 연산과 알고리즘을 사용하면 순수 파이썬 코드보다 간결하고 읽기 쉬운 코드

를 만들 수 있고 성능도 획기적으로 개선할 수 있다.

#### # 구조화 배열

- NumPy는 여러 가지 각 열마다 다른 자료형을 사용할 수 있는 구조화 배열(structured array)을 지원

40	dt = np.dtype([('Name', 'S10'), ('Age', 'i4'),
49	('Height', 'f'), ('Children/Pets', 'i4', 2)])

array([(b'Smith', 45, 1.83, [0, 1]), (b'Jones', 53, 1.72, [2, 2])],

dtype=[('Name', 'S10'), ('Age', '<i4'), ('Height', '<f4'), ('Children/Pets', '<i4', (2,))])

```
51
          s['Name']
array([b'Smith', b'Jones'], dtype='|S10')
```

1.7750001

s[1]['Age'] 53

3-3 코드 벡터화

코드 벡터화는 코드를 더 간결하게 하고 실행 속도를 높이기 위한 전략

	np.random.seed(100)
54	r = np.arange(12).reshape((4, 3))
	s = np.arange(12).reshape((4, 3)) * 0.5

array([[ 0, 1, 2],

[ 3, 4, 5],

[ 6, 7, 8],

[ 9, 10, 11]])

array([[0., 0.5, 1.],

[1.5, 2., 2.5],

[3., 3.5, 4.],

[4.5, 5., 5.5]])

```
57
         r + s
array([[ 0. , 1.5, 3. ],
       [4.5, 6., 7.5],
       [ 9. , 10.5, 12. ],
       [13.5, 15., 16.5]])
         r + 3
   58
array([[ 3, 4, 5],
       [ 6, 7, 8],
       [ 9, 10, 11],
       [12, 13, 14]])
   59
         2 * r
array([[ 0, 2, 4],
       [ 6, 8, 10],
       [12, 14, 16],
       [18, 20, 22]])
         2 * r + 3
   60
array([[ 3, 5, 7],
       [ 9, 11, 13],
       [15, 17, 19],
       [21, 23, 25]])
   61
array([[ 0, 1, 2],
       [ 3, 4, 5],
       [ 6, 7, 8],
       [ 9, 10, 11]])
   62
          r.shape
(4, 3)
          s = np.arange(0, 12, 4)
   63
array([0, 4, 8])
   64
          r + s
array([[ 0, 5, 10],
       [ 3, 8, 13],
       [ 6, 11, 16],
       [ 9, 14, 19]])
          s = np.arange(0, 12, 3)
   65
array([0, 3, 6, 9])
```

66	r + s

ValueError

Traceback (most recent call last)

<ipython-input-130-ee3ad298df3e> in <cell line: 2>()

1 # causes intentional error

---> 2 r + s

ValueError: operands could not be broadcast together with shapes (4,3) (4,)

array([[0],

[3],

[6],

[9]])

69 sr.sh	nape
----------	------

(4, 1)

```
70 r + s.reshape(-1, 1)
```

array([[ 0, 1, 2],

[ 6, 7, 8],

[12, 13, 14],

[18, 19, 20]])

71	$\operatorname{def} f(x)$ :
	return 3 * x + 5

73 f(r)

array([[ 5, 8, 11],

[14, 17, 20],

[23, 26, 29],

[32, 35, 38]])

대부분의 금융 관련 문제와 알고리즘은 배열 형태로 주어진다. NumPy는 numpy.ndarray라는 특수한 클래스를 제공하는데 이를 이용하면 코드를 편하고 깔끔하게 만드는 것과 동시에 성능도 향상시킬 수 있다.

## 3. Data Analysis with pandas

Data! Data! I can't make bricks without clay!
-Sherlock Holmes

## 3-1 pandas 기초

```
1 import pandas as pd
```

DataFrame 클래스는 익덱스와 라벨이 붙어있는 자료를 다루기 위해 설계 excel의 워크시트와 큰 차이 없음

numbers

- a 10
- b 20
- с 30
- d 40

DataFrame 자료는 열(column)로 구성되고, 각 열은 이름을 가질 수 있음 인덱스는 문자열, 숫자, 시간 정보 등으로 구성할 수 있음

```
3 df.index
Index(['a', 'b', 'c', 'd'], dtype='object')
```

```
4 df.columns
```

Index(['numbers'], dtype='object')

```
5 df.loc['c']
```

numbers 30

Name: c, dtype: int64

6	df.loc[['a', 'd']]	# 여러 개의	인덱스를 사용한	선택
numbers				

- a 10
- d 40

7	df.iloc[1:3]	# index	객체를	사용한	선택			
n	umborg							

- b 20
- c 30

8 df.sum() # 열의 합 numbers 100 dtype: int64

9 df.apply(lambda x: x \*\* 2) # lambda 함수를 사용하여 각 원소의 제곱 numbers
a 100
b 400
c 900
d 1600

NumPy ndarray 객체에 대해서 벡터화 연산을 구현하듯이 DataFrame 객체에도 벡터 연산을 구현할 수 있음

10	df ** 2
	numbers
a	100
b	400
С	900
d	1600

		df['fl	loats'] = (1	.5, 2.5, 3	5.5, 4.5)	# 새	열을	생성			
	11	df			,			0 0			
	numb	oers	floats								
а	1	0	1.5								
b	2	0	2.5								
С	3	0	3.5								
d	4	.()	4.5								

	12	df['floats'] # 열 선택
а	1.5	
b	2.5	
С	3.5	
d	4.5	

Name: floats, dtype: float64

DataFrame 객체에 새로운 열을 정의할 수 있는데, 이 경우 인덱스에 맞추어 자료가 정렬

	df['names'] = pd.DataFrame(['Yves', 'Sandra', 'Lilli', 'Henry'],
13	index=['d', 'a', 'b', 'c'])
	df

	numbers	floats	names
a	10	1.5	Sandra
b	20	2.5	Lilli
С	30	3.5	Henry
d	40	4.5	Yves

자료를 추가하는 경우 인덱스가 단순 정수인덱스로 변경되는 부작용 발생 가능

	df.append({'numbers': 100, 'floats': 5.75, 'names': 'Jil'},
14	ignore_index=True) # 임시 객체 생성, df 자체는 변경되지
	아 <u>아</u> 냥 ㅁ

<ipython-input-14-3cf68fa81a87>:1: FutureWarning: The frame.append method is deprecated and will be removed from pandas in a future version. Use pandas.concat instead.

df.append({'numbers': 100, 'floats': 5.75, 'names': 'Jil'},

numb	ers	floats	names
0	10	1.50	Sandra
1	20	2.50	Lilli
2	30	3.50	Henry
3	40	4.50	Yves
4	100	5.75	Jil

	df = df.append(pd.DataFrame({'numbers': 100, 'floats': 5.75,
15	'names': 'Jil'}, index=['y',]))
	df

numb	ers	floats	names
a	10	1.50	Sandra
b	20	2.50	Lilli
С	30	3.50	Henry
d	40	4.50	Yves
у	100	5.75	Jil

16	df = df	.append(pd.Da	ataFrame(	{'names':	'Liz'},	index=['z',]),	sort=False)	
10	df							
n	numbers	floats	names					

	Hullibe	15	mais	110
a	10.0	1.50	Sandra	ì
b	20.0	2.50	Lilli	
С	30.0	3.50	Henry	
d	40.0	4.50	Yves	
у	100.0	5.75	Jil	
Z	NaN	NaN	Liz	

결측치는 NaN(Not a Number)로 표시됨

17	df.dtypes

numbers float64

floats float64 names object

dtype: object

결측치가 있어도 대부분의 메서드 호출은 정상적으로 작동

df[['numbers', 'floats']].mean()

numbers 40.00 floats 3.55 dtype: float64

19 df[['numbers', 'floats']].std()

numbers 35.355339 floats 1.662077

dtype: float64

#### 2-2 DataFrame Class 다루기 2단계

20	import numpy as np
20	np.random.seed(100)

9개의 행과 4개의 열을 가진 NumPy ndarray 형태의 표준정규분포 난수를 생성

```
a = np.random.standard_normal((9, 4))
a
array([[-1.74976547, 0.3426804 , 1.1530358 , -0.25243604],
        [ 0.98132079, 0.51421884, 0.22117967, -1.07004333],
        [-0.18949583, 0.25500144, -0.45802699, 0.43516349],
        [-0.58359505, 0.81684707, 0.67272081, -0.10441114],
        [-0.53128038, 1.02973269, -0.43813562, -1.11831825],
        [ 1.61898166, 1.54160517, -0.25187914, -0.84243574],
        [ 0.18451869, 0.9370822 , 0.73100034, 1.36155613],
```

[-0.32623806, 0.05567601, 0.22239961, -1.443217], [-0.75635231, 0.81645401, 0.75044476, -0.45594693]])

DataFrame 객체를 바로 생성할 수 있지만 ndarray 객체를 만들고 이를 인수로 하여 DataFrame 객체를 생성하는 것이 일반적으로 좋은 선택. 이런 방식이 금융에서 일반적으로 쓰이는 방법

	00	df = pd.DataFrame(a)					
	22	df					
		Ô	1	2	3		
0		-1.749765	0.342680	1.153036	-0.252436		
1		0.981321	0.514219	0.221180	-1.070043		
2		-0.189496	0.255001	-0.458027	0.435163		
3		-0.583595	0.816847	0.672721	-0.104411		
4		-0.531280	1.029733	-0.438136	-1.118318		
5		1.618982	1.541605	-0.251879	-0.842436		
6		0.184519	0.937082	0.731000	1.361556		
7		-0.326238	0.055676	0.222400	-1.443217		
8		-0.756352	0.816454	0.750445	-0.455947		

	23	df.columns	s = ['No1', 'No2	', 'No3', 'No4']	# 열 이름 지정	
	23	df				
	]	No1	No2	No3	No4	
0	-	-1.749765	0.342680	1.153036	-0.252436	
1	(	0.981321	0.514219	0.221180	-1.070043	
2	-	-0.189496	0.255001	-0.458027	0.435163	
3	-	-0.583595	0.816847	0.672721	-0.104411	
4	-	-0.531280	1.029733	-0.438136	-1.118318	
5		1.618982	1.541605	-0.251879	-0.842436	
6	(	0.184519	0.937082	0.731000	1.361556	
7	-	-0.326238	0.055676	0.222400	-1.443217	
8	-	-0.756352	0.816454	0.750445	-0.455947	

## 24 df['No2'][3] # No2 열의 3번 인덱스 위치 자료

0.816847071685779

25 df['No2'].mean() # No2 열의 평균

0.7010330941456459

DatetimeIndex(['2023-01-31', '2023-02-28', '2023-03-31', '2023-04-30',

'2023-05-31', '2023-06-30', '2023-07-31', '2023-08-31',

'2023-09-30'],

dtype='datetime64[ns]', freq='M')

pandas는 시간 index 처리를 잘함. date\_range함수를 사용하여 2023-1-1부터 시작하는 월 말 시점 9개를 생성

27	df.index =	dates # Da	tetimeIndex로	DataFrame 인덱	스 명칭 변경
27	df				
	No1	No	02	No3	No4
2023-01-3	31 -1.7	49765 0.3	342680	1.153036	-0.252436
2023-02-2	28 0.98	1321 0.5	514219	0.221180	-1.070043
2023-03-3	31 -0.1	89496 0.2	255001	-0.458027	0.435163
2023-04-3	30 -0.5	83595 0.8	316847	0.672721	-0.104411
2023-05-3	31 -0.5	31280 1.0	)29733	-0.438136	-1.118318
2023-06-3	30 1.61	8982 1.5	541605	-0.251879	-0.842436
2023-07-3	31 0.18	4519 0.9	937082	0.731000	1.361556
2023-08-3	31 -0.3	26238 0.0	)55676	0.222400	-1.443217
2023-09-3	30 -0.7	756352 0.8	316454	0.750445	-0.455947

```
28
          df.values
array([[-1.74976547, 0.3426804, 1.1530358, -0.25243604],
      [ 0.98132079, 0.51421884, 0.22117967, -1.07004333].
      [-0.18949583, 0.25500144, -0.45802699, 0.43516349],
      [-0.58359505, 0.81684707, 0.67272081, -0.10441114],
      [-0.53128038, 1.02973269, -0.43813562, -1.11831825].
      [ 1.61898166, 1.54160517, -0.25187914, -0.84243574].
      [ 0.18451869, 0.9370822 , 0.73100034, 1.36155613],
      [-0.32623806, 0.05567601, 0.22239961, -1.443217],
      [-0.75635231, 0.81645401, 0.75044476, -0.45594693]]
         np.array(df).round(6)
   29
array([[-1.749765, 0.34268, 1.153036, -0.252436],
      [0.981321, 0.514219, 0.22118, -1.070043],
      [-0.189496, 0.255001, -0.458027, 0.435163],
      [-0.583595, 0.816847, 0.672721, -0.104411],
      [-0.53128, 1.029733, -0.438136, -1.118318],
      [ 1.618982, 1.541605, -0.251879, -0.842436],
      [ 0.184519, 0.937082, 0.731 , 1.361556].
      [-0.326238, 0.055676, 0.2224, -1.443217],
      [-0.756352, 0.816454, 0.750445, -0.455947]]
```

pandas의 DataFrame명령을 사용하면 ndarray 객체를 DataFrame으로 생성할 수 있으며, 반대로 NumPy의 array명령으로 DataFrame객체를 ndarray 객체로 변환할 수 있다.

#### 3-3 기초적인 분석

```
30 df.info()
```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>

DatetimeIndex: 9 entries, 2023-01-31 to 2023-09-30

Freq: M

Data columns (total 4 columns):

#	Column	Non-Null Coun	t Dtype
0	No1	9 non-null	float64
1	No2	9 non-null	float64
2	No3	9 non-null	float64
3	No4	9 non-null	float64
_			

dtypes: float64(4)

memory usage: 360.0 bytes

31	df.describe()			
	No1	No2	No3	No4
count	9.000000	9.000000	9.000000	9.000000
mean	-0.150212	0.701033	0.289193	-0.387788
std	0.988306	0.457685	0.579920	0.877532
min	-1.749765	0.055676	-0.458027	-1.443217
25%	-0.583595	0.342680	-0.251879	-1.070043
50%	-0.326238	0.816454	0.222400	-0.455947
75%	0.184519	0.937082	0.731000	-0.104411
max	1.618982	1.541605	1.153036	1.361556

수치자료에 대해 자주 사용되는 통계수치는 describe()로 한번에 구할 수 있다.

32 df.sum()
No1 -1.351906
No2 6.309298
No3 2.602739
No4 -3.490089
dtype: float64
33 df.mean()
No1 -0.150212
No2 0.701033
No3 0.289193
No4 -0.387788
dtype: float64
34 df.mean(axis=0) # 열 기준 평균

34	df.mean(axis=0) # 열 기준 평균		
No1 -0	0.150212		
No2 C	0.701033		
No3 C	0.289193		
No4 -0	).387788		
dtype: float64			

35	df.mean(axis=1)	# 행 기준 평균
2023-01-3	31 -0.126621	
2023-02-2	0.161669	
2023-03-3	0.010661	
2023-04-3	0.200390	
2023-05-3	-0.264500	
2023-06-3	0.516568	
2023-07-3	0.803539	
2023-08-3	-0.372845	

2023-09-30 0.088650 Freq: M, dtype: float64

36	df.cur	msum()	# 누조	합계					
N	o1	No2	No3	No4					
2023-01-3	31	-1.7497	65	0.34268	30	1.15303	36	-0.252436	
2023-02-2	28	-0.7684	45	0.85689	99	1.37421	.5	-1.322479	
2023-03-3	31	-0.9579	41	1.11190	01	0.91618	38	-0.887316	
2023-04-3	30	-1.5415	36	1.92874	48	1.58890	9	-0.991727	
2023-05-3	31	-2.0728	16	2.95848	30	1.15077	74	-2.110045	
2023-06-3	30	-0.4538	34	4.50008	36	0.89889	95	-2.952481	
2023-07-3	31	-0.2693	16	5.43716	68	1.62989	95	-1.590925	
2023-08-3	31	-0.5955	54	5.49284	14	1.85229	)4	-3.034142	
2023-09-3	30	-1.3519	06	6.30929	98	2.60273	39	-3.490089	
37	np.log	g(df) #	# log의 (	)안은	양수가 들	어가야 *	함, warni	ng 발생	

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/pandas/core/internals/blocks.py:351: RuntimeWarning: invalid value encountered in log

result = func(self.values, \*\*kwargs)

	No1	No2		No3		No4	
2023-01-31	NaN	-1.0709	57	0.14239	8	NaN	
2023-02-28	-0.0188	56	-0.6651	06	-1.5087	80	NaN
2023-03-31	NaN	-1.3664	86	NaN	-0.8320	33	
2023-04-30	NaN	-0.2023	03	-0.3964	25	NaN	
2023-05-31	NaN	0.02929	9	NaN	NaN		
2023-06-30	0.48179	7	0.43282	4	NaN	NaN	
2023-07-31	-1.6900	05	-0.0649	84	-0.3133	41	0.308628
2023-08-31	NaN	-2.8882	06	-1.5032	79	NaN	
2023-09-30	NaN	-0.2027	85	-0.2870	89	NaN	

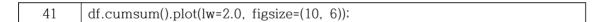
38	np.sqrt(abs(df))	# 절대값으로 변경	후 루트 값을 7	계산함	
	No1	No2	No3	No4	
2023-01-3	31 1.322787	0.585389	1.073795	0.502430	
2023-02-2	28 0.990616	0.717091	0.470297	1.034429	
2023-03-3	0.435311	0.504977	0.676777	0.659669	
2023-04-3	0.763934	0.903796	0.820196	0.323127	
2023-05-3	0.728890	1.014757	0.661918	1.057506	
2023-06-3	30 1.272392	1.241614	0.501876	0.917843	
2023-07-3	31 0.429556	0.968030	0.854986	1.166857	
2023-08-3	31 0.571173	0.235958	0.471593	1.201340	
2023-09-3	0.869685	0.903578	0.866282	0.675238	

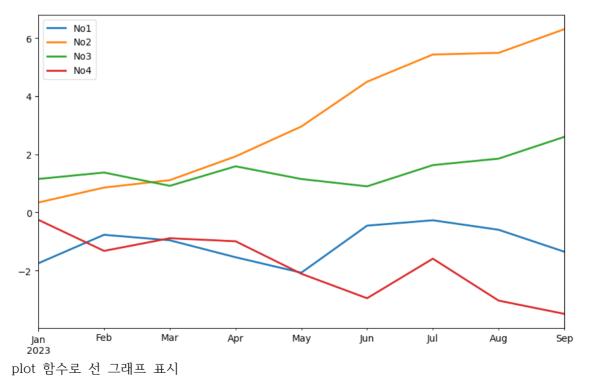
39	100	* df + 100			
		No1	No2	No3	No4
2023-01-	31	-74.976547	134.268040	215.303580	74.756396
2023-02-	28	198.132079	151.421884	122.117967	-7.004333
2023-03-	31	81.050417	125.500144	54.197301	143.516349
2023-04-	30	41.640495	181.684707	167.272081	89.558886
2023-05-	31	46.871962	202.973269	56.186438	-11.831825
2023-06-	30	261.898166	254.160517	74.812086	15.756426
2023-07-	31	118.451869	193.708220	173.100034	236.155613
2023-08-	31	67.376194	105.567601	122.239961	-44.321700
2023-09-	30	24.364769	181.645401	175.044476	54.405307

## 3-4 기초적인 시각화

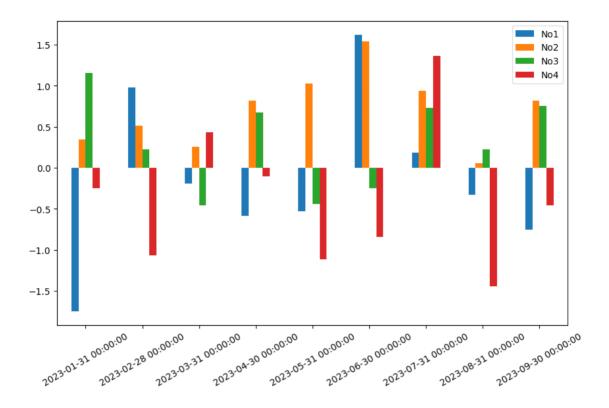
	from pylab import plt, mpl
40	plt.style.use('seaborn-v0_8')
40	mpl.rcParams['font.family'] = 'serif'
	%matplotlib inline

%matplotlib inline은 그래프를 notebook에서 표시하도록 만드는 magic function





42 df.plot.bar(figsize=(10, 6), rot=30);



bar 차트 구현됨

## 2-5 Series Class

43	type(df)
nandas	core frame DataFrame

	1.1	S = pd.Series(np.linspace(0, 15, 7), name='series')
	44	S
0	0.0	
1	2.5	
2	5.0	
3	7.5	
4	10.0	
5	12.5	
6	15.0	

Name: series, dtype: float64

45	type(S)					
and a some social Conica						

pandas.core.series.Series

pandas에는 단일 시계열 전용인 Series 클래스도 존재

46	S	= df['No1']	
40	S		
2023-01-3	31	-1.749765	
2023-02-2	28	0.981321	
2023-03-3	31	-0.189496	
2023-04-3	30	-0.583595	
2023-05-3	31	-0.531280	
2023-06-3	30	1.618982	
2023-07-3	31	0.184519	
2023-08-3	31	-0.326238	
2023-09-3	30	-0.756352	
E		37. 4. 3	G O 4

Freq: M, Name: No1, dtype: float64

17	trrn a(a)
4/	type(s)

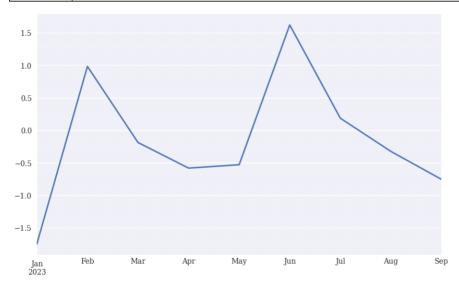
pandas.core.series.Series

DataFrame 객체에서 하나의 열만 선택하면 Series 객체가 된다.

48	s.mean()
-0 150211	77307319458

DataFrame의 주요 메서드는 Series 객체에도 사용 가능

49 s.plot(lw=2.0, figsize=(10, 6));



## 2-6 GroupBy 연산

pandas는 groupby라는 강력하고 유연한 그룹 지정 기능을 보유

	df['Quarter'] = ['Q1', 'Q1', 'Q1', 'Q2', 'Q2',
50	'Q2', 'Q3', 'Q3', 'Q3']
	df

	No1	No2	No3	No4	Quarter
2023-01-31	-1.749765	0.342680	1.153036	-0.252436	Q1
2023-02-28	0.981321	0.514219	0.221180	-1.070043	Q1
2023-03-31	-0.189496	0.255001	-0.458027	0.435163	Q1
2023-04-30	-0.583595	0.816847	0.672721	-0.104411	Q2
2023-05-31	-0.531280	1.029733	-0.438136	-1.118318	Q2
2023-06-30	1.618982	1.541605	-0.251879	-0.842436	Q2
2023-07-31	0.184519	0.937082	0.731000	1.361556	Q3
2023-08-31	-0.326238	0.055676	0.222400	-1.443217	Q3
2023-09-30	-0.756352	0.816454	0.750445	-0.455947	Q3

51 groups = df.groupby('Quarter')

그룹을 지정하면 그룹별 개수, 평균, 최댓값 등을 쉽게 구할 수 있다.

52	2	groups.size()
Quart	ter	
Q1	3	
Q2	3	
Q3	3	
dtype	: int	64

53	groups.mean	.()		
	No1	No2	No3	No4
Quarte	r			
Q1	-0.319314	0.370634	0.305396	-0.295772
Q2	0.168035	1.129395	-0.005765	-0.688388
Q3	-0.299357	0.603071	0.567948	-0.179203
54	groups.max()			
	No1	No2	No3	No4
Quarte	2			
	<u></u>			
Q1	0.981321	0.514219	1.153036	0.435163
Q1 Q2		0.514219 1.541605	1.153036 0.672721	0.435163 -0.104411
-	0.981321			

55 groups.aggregate([min, max]).round(2)

	No1		No2	No2			No4	No4	
	min	max	min	max	min	max	min	max	
Quarte	er								
Q1	-1.75	0.98	0.26	0.51	-0.46	1.15	-1.07	0.44	
Q2	-0.58	1.62	0.82	1.54	-0.44	0.67	-1.12	-0.10	
Q3	-0.76	0.18	0.06	0.94	0.22	0.75	-1.44	1.3	

여러 개의 열을 기준으로 그룹 지정을 하는 것도 가능

56	df['Odd_Even'] = ['Odd', 'Even', 'Odd', 'Even', 'Odd', 'Even',
36	'Odd', 'Even', 'Odd']

57	groups = df.groupby(['Quarter', 'Odd_Even'])	
----	--	--

58	groups.si	ze()		
Quarter	Odd_Even			
Q1	Even	1		
	Odd	2		
Q2	Even	2		
	Odd	1		
Q3	Even	1		
	Odd	2		
dtype: i	nt64			

59	groups[['No1', 'No4']].aggregate([sum, np.mean])	
----	--	--

		No1		No4				
		sum	mean	sum	mean			
Quarte	Quarter Odd_Even							
Q1	Even	0.981321	0.981321	-1.070043	-1.070043			
	Odd	-1.939261	-0.969631	0.182727	0.091364			
Q2	Even	1.035387	0.517693	-0.946847	-0.473423			
	Odd	-0.531280	-0.531280	-1.118318	-1.118318			
Q3	Even	-0.326238	-0.326238	-1.443217	-1.443217			
	Odd	-0.571834	-0.285917	0.905609	0.452805			

## 2-7. 데이터 연결, 결합, 병합(Concatenation, Joining and Merging)

	df1 = pd.DataFrame(['100', '200', '300', '400'],
00	index=['a', 'b', 'c', 'd'],
60	columns=['A',])
	df1

```
A a 100 b 200 c 300 d 400
```

## Concatenation

	62	df1.	append(df2	sort=False)
		A	В	
а		100	NaN	
b		200	NaN	
С		300	NaN	
d		400	NaN	
f		NaN	200	
b		NaN	150	
d		NaN	50	

	63		df1.a	ppend(df2, ignore_index=True, sort=False)
		A		В
0		10	00	NaN
1		20	00	NaN
2		30	00	NaN
3		40	00	NaN
4		Na	aN	200
5		Na	aN	150
6		Na	aN	50

	64		pd.co	ncat((df1, df	2), sor	rt=False)	)			
		A		В						_
а		100	C	NaN						
b		200	C	NaN						
С		300	C	NaN						
d		400	C	NaN						

```
f NaN 200
b NaN 150
d NaN 50
```

	65	pd.c	concat((df1, df2), ignore_index=True, sort=False)
		A	В
0		100	NaN
1		200	NaN
2		300	NaN
3		400	NaN
4		NaN	200
5		NaN	150
6		NaN	50

## Joining

	66	df 1	.join(df2)
		A	В
а		100	NaN
b		200	150
С		300	NaN
d		400	50

	67	df2	2.join(df1)
-		В	A
f		200	NaN
b		150	200
d		50	400

	68	df1.jo	oin(df2, how='left')
	1	A	В
a		100	NaN
b	4	200	150
C	,	300	NaN
d	4	400	50

69	df1.	join(df2, how='right')
'	А	В
f	NaN	200
b	200	150
d	400	50

```
70
          df1.join(df2, how='outer')
       Α
               В
       100
               NaN
а
b
       200
               150
        300
               NaN
С
d
        400
               50
               200
f
       NaN
   71
          df = pd.DataFrame()
          df['A'] = df1['A']
   72
          df
       Α
        100
а
b
       200
C
       300
d
       400
          df['B'] = df2
   73
          df
       Α
               В
       100
               NaN
а
       200
b
               150
С
        300
               NaN
d
       400
               50
          df = pd.DataFrame({'A': df1['A'], 'B': df2['B']})
   74
       Α
               В
       100
               NaN
а
b
       200
               150
       300
               NaN
С
d
       400
               50
               200
f
       NaN
Merging
```

	c = pd.Series([250, 150, 50], index=['b', 'd', 'c'])
75	df1['C'] = c
	df2['C'] = c

	76	df1		
		A	С	
a		100	NaN	
b		200	250.0	
C		300	50.0	
d		400	150.0	
	77	df2		
	, ,	В	С	
f		200	NaN	
b		150	250.0	
d		50	150.0	
_				
	78	I	nerge(df1	
		A	С	В
0		100	NaN	200
1		200	250.0	150
2		400	150.0	50
	79	nd m	nerge(df1	1, df2, on='C')
	, 0	A	C	B
0		100	NaN	200
1		200	250.0	150
2		400	150.0	50
	80	_		, df2, how='outer')
	•	A	С	В
0		100	NaN	200
		200	250.0	150
1		200	230.0	100

150.0