"비중 조절은 내가 할게, 돈은 누가 가져 올래?"



33기 권민경 33기 백원우 34기 조성윤 34기 김서연

수리적 모델을 통한 배당 포트폴리오 최적화 연구

33기 권민경 33기 백원우 34기 조성윤 34기 김서연

Table of Contents

01

개요

03

결과 분석

02

모델링

04

한계 & 개선 사항

01

개요

#재테크

#생애설계

#인플레이션

#노후

#은퇴

#초고령화

배당주?

- 초고령화 사회에 빠르게 도달하며 노후자산에 집중
- 수익성과 안전성: 높은 수익을 추구하는 포트폴리오보다
 안전한 포트폴리오 추구, 낮은변동성
- 높은 현금유동성: 매달 지급받는 배당금, 현금화 쉬움
- 주가차익으로 인한 추가적인 자본이득
 - : 배당금을 통한 매달 수익, 투자한 주식의 차익을 통한 수익도 기대해볼 수 있다.



배당포트폴리오의 특징

- 주가차익보다 배당을 통한 수익창출에 초점을 맞춘 포트폴리오
- 현금성이론 (Bird-in-Hand): 투자자들은 불확실한 자본이득보다
 손 안의 배당(현금)을 선호한다는 이론
- 배당금
 - : 기업의 이익잉여금의 일부를 주주에게 분배하는 것 꾸준한 배당금의 지급은 기업에 대한 주주들의 신뢰성을 높여주는 근거

→ 매달 균일하게 수령받는 배당금을 통해 연금의 효과 창출

리밸런싱 (Rebalancing)

리밸런싱이란 정해진 일정 주기마다 현재 포트폴리오의 종목별 비중을 목표 비중으로 조정하는 것 리밸런싱 주기 기업마다 배당금을 지급하는 시기가 다르기 때문에 1년을 리밸런싱 주기로 설정 (21' ~ 23' 1.1 마다)

리밸런싱 방법



리밸런싱 규칙

- 01. 연말 장 마감일에 전량 매도하고 앞서 구한 투자 비율에 맞추어서 연초 첫 개장일에 매수를 진행
- 02. 이전 연도에 수익이 발생하였다면 양도소득세 (개장일의 환율 기준)를 제외한 수익을 합쳐서 모두 재투자비용으로 사용
- 03. 이전 연도에 손실이 발생하였다면 추가 투자 없이 남은 금액을 재투자비용으로 사용
- 04. 배당 수익금의 경우 생활비로 사용하였다고 가정하였기에 재투자비용에 포함시키지 않음

슬라이딩 윈도우

투자를 진행하면서 사용하는 과거 데이터들을 최신화하면서 포트폴리오에 계속해서 최신 경향성을 녹여내는 방법

적용방법

: 과거 3년 간의 데이터를 바탕으로 투자비율을 정해서 1년 동안 투자를 진행한다.

2020 2021 투자	2020	2019	2018
2021 2022 투자	2021	2020	2019
2022 2023 투자	2022	2021	2020

포트폴리오 종목 & 종목 선정 과정

선정된 종목 By Payout Ratio (배당 성향) 0.2~0.65

#귀족배당주: 25년 이상 꾸준히 배당을 증가시키고 지급해온 기업

Month/Tie	WBA	LEG	BEN	SWK	хом	CVX	BKH	NFG	CAT	TGT	ITW	EMR	APD	PG	JNJ
1									0					0	
2	0				0	0	0			0		0			0
3		0	0	0				0			0		0		
4									0					0	
5	0				0	0	0			0		0			0
6		0		0				0			0		0		
7			0						0					0	
8	0				0	0	0			0		0			0
9		0	0	0				0			0		0		
10									0					0	
11	0			0	0	0	0			0		0			0
12		0	0					0			0		0		

WBA LEG BEN SWK XOM CVX BKH NFG CAT TGT ITW EMR APD PG JNJ ATO GPC GD AOS HRL LOW PPG PH ABM ADM ABT CWT ADP TNC DOV 02

모델링

Sharpe & Sortino

고든 성장 모형의 활용

고든 성장 모형이란?

기업의 이익과 배당이 매년 a%만큼 일정하게 성장한다고 가정할 경우, - 선정한 30개의 종목의 경우 평균 25년 미래 예상되는 모든 배당금의 현재가치의 합으로 현재 주식의 가치를 선정

고든 성장 모델의 기대 수익률 idea 활용

기대수익률 E(p) = 성장률 + 배당수익률 = a% + d%

- *성장률 = 배당 성장률 (기업이 일정한 비율로 성장 = qi)
- *배당 수익률 = 직전년도 배당수익률* (1+배당수익률 (qi))

고든 성장모형 응용 이유

이상 꾸준히 배당금을 늘려옴

배당금이 매년 g%씩 일정하게 증가한다는 가정을 하는 고든 성장 모형에 부합

샤프지수

1. 샤프지수: 위험대비 투자수익에 대한 지표

$$\frac{R_p-R_f}{\sigma_p}$$
 : 분자는 초과수익 (포트폴리오수익에서 무위험 수익을 뺀 값) 분모는 포트폴리오 초과수익의 표준편차를 의미

- 포트폴리오기대수익률에 고든성장모형의 가정을 차용하여 구현하였다.

$$R_p$$
 = g_i(%)(배당성장률) + d_i(%)(배당수익률)

- 2. 샤프지수의의미
- 포트폴리오의 초과수익을 포트폴리오의 변동성으로 나눠 투자자가 위험에 대한 대가로 얼마나 많은 초과수익을 얻었는지를 평가
- 샤프지수가 높을수록 리스크가 조정된 포트폴리오를 의미한다.

Modeling

- 01. 목적함수: F(x_i)
- 02. 결정변수: x_i
- 03. 제약식

Minimize
$$500 x_1 + 200 x_2 + 250 x_3 + 125 x_4$$

subject to $50 x_1 + 25 x_2 + 20 x_3 + 15 x_4 \ge 1,500$
 $0 \le x_1 \le 20$
 $0 \le x_2 \le 15$
 $0 \le x_3 \le 10$
 $0 \le x_4 \le 15$

Parameter

배당 성장률 (g_i)

종목 당 3년 간의 배당 성장률의 기하 평균값을 Parameter로 사용

WBA	LEG	BEN	swk	хом	CVX	 LOW	PPG	PH	ABM	ADM	ABT
0.050184	0.053496	0.062712	0.035855	0.058892	0.06119	 0.118813	0.05896	0.153642	0.039946	0.03847	0.096561

배당 수익률 (d_i)

종목 당 3년 간의 평균 배당 수익률을 Parameter로 사용

WBA	LEG	BEN	SWK	хом	cvx	 LOW	PPG	PH	ABM	ADM	ABT	CWT
0.031317	0.036792	0.038328	0.018607	0.051975	0.043308	0.018273	0.0165	0.01811	0.021023	0.032077	0.01664	0.017079

투자 비중 (w_i)

 $x_i / 300000 = w_i$

CVX	вкн	NFG	CAT	TGT	 LOW	PPG	PH	АВМ	ADM
0.02237	0.018042	0.012577	0.080501	0.038511	0.054576	0.033126	0.092449	0.010708	0.014551

Parameter

주가(a_i)

:i 종목의 해당 날짜의 주가

WBA	LEG	BEN	swk	хом	cvx	 LOW	PPG	PH	АВМ	ADM	ABT
21.219999	23.620001	24.27	91.760002	104.959999	144.460007	 203.699997	135.869995	432.640015	41.07	73.959999	99.550003

배당 수익금 (v_ij)

i 기업에 j월에 한 주당 지급하는 배당금

연도	월	WBA	LEG	BEN	swk	хом	cvx	вкн	NFG	 LOW	PPG	PH	ABM	ADM	ABT	CWT	ADP	TNC	DOV
2023	1	0.00	0.00	0.0	0.0	0.00	0.00	0.000	0.000	1.05	0.00	0.00	0.22	0.00	0.51	0.00	0.00	0.000	0.000
2023	2	0.48	0.00	0.0	0.0	0.91	1.51	0.625	0.000	0.00	0.62	1.33	0.00	0.45	0.00	0.26	0.00	0.000	0.505
2023	3	0.00	0.44	0.3	8.0	0.00	0.00	0.000	0.475	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.25	0.265	0.000
2023	4	0.00	0.00	0.0	0.0	0.00	0.00	0.000	0.000	1.05	0.00	0.00	0.22	0.00	0.51	0.00	0.00	0.000	0.000
2023	5	0.48	0.00	0.0	0.0	0.91	1.51	0.625	0.000	0.00	0.62	1.48	0.00	0.45	0.00	0.26	0.00	0.265	0.505
2023	6	0.00	0.46	0.3	8.0	0.00	0.00	0.000	0.495	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.25	0.000	0.000
2023	7	0.00	0.00	0.0	0.0	0.00	0.00	0.000	0.000	1.10	0.00	0.00	0.22	0.00	0.51	0.00	0.00	0.000	0.000
2023	8	0.48	0.00	0.0	0.0	0.91	1.51	0.625	0.000	0.00	0.65	1.48	0.00	0.45	0.00	0.26	0.00	0.265	0.510
2023	9	0.00	0.46	0.3	0.0	0.00	0.00	0.000	0.495	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.25	0.000	0.000
2023	10	0.00	0.00	0.0	0.0	0.00	0.00	0.000	0.000	1.10	0.00	0.00	0.22	0.00	0.51	0.00	0.00	0.000	0.000
2023	11	0.48	0.00	0.0	0.0	0.95	1.51	0.625	0.000	0.00	0.65	1.48	0.00	0.45	0.00	0.26	0.00	0.000	0.000
2023	12	0.00	0.00	0.0	0.0	0.00	0.00	0.000	0.000	 0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.000	0.000

Modeling

$$Max:Sharpe = egin{pmatrix} R_p-R_f \ \sigma_p \end{pmatrix} \ E(p) = \sum_{i=1}^{30} g_i * w_i + \sum_{i=1}^{30} w_i d_i (1+g_i), \, \sigma_p = \sqrt{\sum_i \sum_{j=1}^{30} w_i w_j Cov(i,j)} \ \end{pmatrix}$$

$$Max \, rac{\sum_{i \, = \, 1}^{30} w_i * g_i + \sum_{i = 1}^{30} w_i d_i (1 + g_i) - R_f}{\sqrt{\sum_{i = 1}^{30} \sum_{j = 1}^{30} w_i * w_j * Cov(i, j)}}$$

01. 목적함수

- → 샤프지수를 최대화 (샤프지수의 기대수익률 계산에 고든성장 모형을 사용)
- → 고든 성장 모형의 가정 차용 + g%(배당성장률)을 통한 기대수익 추정
- → 향후 3년간 투자를 진행할 것이라고 가정하고 목적함수 값을 Maximize

 w_i 투자비중, g_i 배당성장률, d_i 배당수익률, \mathbf{v}_{ij} i종목, j월 배당금, \mathbf{a}_{i} 주가, \mathbf{X}_{i} 구매한 주식 수

Modeling

$$Max:Sharpe = \left(egin{array}{c} R_p - R_f \ \sigma_p \end{array}
ight) \ E(p) = \sum_{i=1}^{30} g_i * w_i + \sum_{i=1}^{30} w_i d_i (1+g_i), \, \sigma_p = \sqrt{\sum \sum w_i w_j Cov(i,j)} \ \end{array}$$

$$Max \, rac{\sum_{i=1}^{30} w_i * g_i + \sum_{i=1}^{30} w_i d_i (1+g_i) - R_f}{\sqrt{\sum_{i=1}^{30} \sum_{j=1}^{30} w_i * w_j * Cov(i,j)}}$$

 $oldsymbol{w_i}$ 투자비중, $oldsymbol{g_i}$ 배당성장률, $oldsymbol{d_i}$ 배당수익률, $oldsymbol{v_{ij}}$ i종목, j월 배당금, $oldsymbol{a_i}$ 주가, $oldsymbol{X_i}$ 구매한 주식 수

제약식

$$ightarrow \sum_i x_i v_{ij} > 0, \ for \ orall j$$

배당금을 안 받는 달이 없도록 한다

$$ightarrow \sum_i x_i imes a_i \leq 300,000$$

총 투자 비용은 현재 가진 자본금을 넘지 못한다

$$ightarrow ~\$300 < \sum_i x_i v_{ij} ~for \, orall j$$

매달 지급되는 배당금이 최소 \$300은 되게 한다

i월에 x비중으로 투자 시 들어오는 배당금

 $oldsymbol{w_i}$ 투자비중, $oldsymbol{g_i}$ 배당성장률, $oldsymbol{d_i}$ 배당수익률, $oldsymbol{v_{ij}}$ i종목, j월 배당금, $oldsymbol{a_i}$ 주가, $oldsymbol{x_i}$ 구매한 주식 수

Modeling

실제 상황에 맞는 조건들 추가

포트폴리오를 실제로 투자할 때 발생될 세금에 대해서 추가적인 고려를 진행함 배당금을 지급받을 때 당시의 환율을 고려하였고 실제 원화로 받는 배당금을 계산 또한 미국주식에 투자시에 발생하는 양도소득세(22%)에 대한 제약을 구현

최적화 진행

2018~2020년의 데이터를 이용해서 2021~2023년도 3년 동안 리밸런싱을 포함하여 백테스팅 진행실제 리밸런싱을 함께 진행하면서 3년의 투자를 진행하였을 때의 결과 분석

세금

1. 증권거래세

: 자산이 보유중인 주식을 매도했을 경우에 발생되는 세금 해외주식의 경우 0.0022%로 매우 낮고 5년에 거래를 10번만 진행하기에 고려하지 않음

2. 배당소득세

: 배당금의 경우 미국에서 원천징수 되어서 지급되는 과정에서 15%의 세금을 제하고 배당금 지급 미국주식 배당소득세의 경우 15%

3. 양도소득세

: 자산을 사고팔 때 발생되는 차익에 대한 세금 해외주식의 경우 1년에 250만원 이상의 수익이 발생할 경우, 250만원을 제외한 금액에 대하여 22%의 양도소득세 적용 리밸런싱을 진행할 때 양도소득세를 내야하는 경우 세금을 제외한 자본 이득을 추가하여 재투자

파이썬 구현 - 데이터 불러오기

```
1 import numpy as np
       2 import pandas as pd
          from <code>scipy.op</code>timize import minimize, LinearConstraint, basinhopping #최적화 패키지
                                                                             + Markdown
       1 dividend = pd.read_excel('data.xlsx', sheet_name='dividend') # 2000년 ~ 2023년, 30개 종목의 배당금 데이터
      2 cons12 = pd.read_excel('data.xlsx', sheet_name='cons1') #월별 배당금 제약조건
       3 tickers = cons12.T.index[2:].to list() #tickers list
       4 stock = pd.read excel('data.xlsx', sheet name='stock price') # 2000-01-03 ~ 2023-11-28, 30개 종목의 주가 데이터
       5 exchange = pd.read_excel('data.xlsx', sheet_name='exchange rate') # 2000-01 ~ 2023-11, 한 달 평균 환율 데이터
99]
      1 # 데이터 전처리: 날짜 데이터 타입으로 변환
      2 stock['Date'] = pd.to datetime(stock['Date'])
       3 stock = stock.sort values('Date')
       5 dividend['Ex-Dividend Date'] = pd.to_datetime(dividend['Ex-Dividend Date'])
      6 dividend = dividend.sort_values('Ex-Dividend Date')
       7 dividend['Month'] = dividend['Ex-Dividend Date'].apply(lambda x: x.month) # 월 feature 추가
       9 exchange['Date'] = pd.to datetime(exchange['Date'])
```

샤프비율 목적함수 구현

```
def obj(x): #목적함수 구현  x = \text{np.array}(x) \ \# \ \text{Zadde} \ \text{dig} \ \# \ \text{Seqberg} \ \text{-put PAL} \ \text{-put total_investment} = \text{np.dot}(x, \text{price}) \ \# \ \text{Tadde} \ \text{-put PAL} \ \text{-put PAL} \ \text{-put particles} \ \text{-put PAL} \ \text{-put PAL
```

파이썬 구현 - parameter 전처리

```
#목적 함수 제약 함수 활용
#목적 함수 Parameter 1 : 배당성장률
growth_rate = pd.read_excel('data.xlsx', sheet_name='growth_rate', index_col='Unnamed: 0')
growth_rate = growth_rate values[3]
#목적 함수 Parameter 2 : 배당수익률
div_rate = pd.read_excel('data.xlsx', sheet_name='div_rate',index_col='Unnamed: 0')
div rate = div rate.values[0]
#목적 함수 Parameter 3 : 무위험수익률 #미국 1년 국채 수익률
rf = pd.read_excel('data.xlsx', sheet_name='rf')
Rf = float(rf[rf['date'] == str3]['close'].values)/100
#제약식 Parameter 1 : 내년 예상 배당금 matrix (30*12) (직전 연도 배당 테이블 * 평균배당성장률)
cons1 = pd.read_excel('data.xlsx', sheet_name='cons1')
cons1 = cons1[cons1['연도']==year-1].iloc[:,2:] #해당 연도의 배당금 지급 배당 수익금 (v_ij)
                                                               i 기업에 j월에 한 주당 지급하는 배당금
cons1 = cons1.mul(1+growth_rate)
```

파이썬 구현 - 최적화 진행

```
#1: \triangle A = \mathbb{R} + \mathbb{R}
```

```
1 ##### 리밸런싱 함수 #####
 2
   def Rebalancing(year, weight, investment):
        price_start = np.array(stock[stock['Date'].apply(lambda x: x.year) == year].iloc[0, 1:]) # 1월 1일 주가
        price_end = np.array(stock[stock['Date'].apply(lambda x: x.year) == year].iloc[-1, 1:]) # 해당 연도 마지막 거래 주가
        allocation = (weight * investment) / price_start # 종목별 주식 수 list 값으로 저장
        div = [] #주식에 1년동안 투자시에 받을 배당금
 8
        for ticker in tickers:
 9
10
           year_div_data = dividend[dividend['Ex-Dividend Date'].apply(lambda x: x.year) == year]
11
           div.append(np.sum(year div data[year div data['Ticker'] == ticker]['Dividend']))
12
13
        monthly_real_div = [] # 월별 실수령 배당금 리스트 -> 생활비로 사용 가정
14
        for i in range(1, 13):
15
16
           year div data = dividend[dividend['Ex-Dividend Date'].apply(lambda x: x.year) == year].groupby(['Month', 'Ticker']).sum()['Dividend'].to frame()
17
18
           year_div data = year_div_data[year_div_data['Month'] == i].drop('Month', axis=1).set_index('Ticker').T
19
20
           a = []
21
            for ticker in tickers:
22
               try: a.append(np.float(year_div_data[ticker])) # 0에 float 취하면 오류가 생겨서 그런건지 try로 진행해야함
23
               except: a.append(0)
24
           monthly = np.dot(allocation, a) # 월별 배당금 내적(i월 배당급 지급급액*투자비중)
25
           monthly_real_div.append(monthly)
26
27
        actual_stock = np.dot(allocation, price_end) # 연말 포트폴리오 가치
28
        actual_dividend = np.dot(allocation, div) # 배당금 총합
29
```

30

return actual stock, actual dividend, monthly real div

파이썬 구현 - 리밸런싱 함쉬

파이썬 구현 - 환율&세금 적용

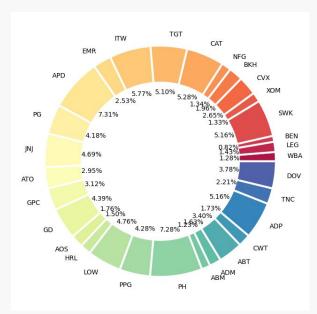
```
#한율 계산
rate = exchange[exchange['Date'].apply(lambda x: x.year) == year]

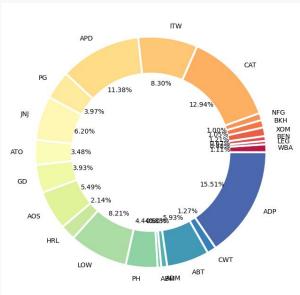
### 세금 계산
if profit * rate.iloc[0, 1] > 2500000:

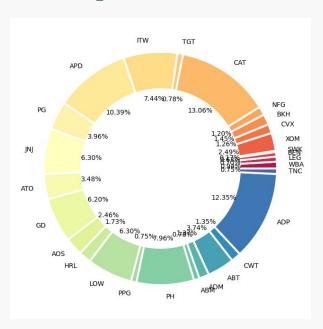
| tax = ((profit * rate.iloc[0, 1]) - 2500000) * 0.22 # 0.22: 해외주식 수익의 250만원을 제외한 금액에 대해 양도소득세 22% 적용
x1 = x1 - (tax/rate.iloc[0, 1])
else:

| tax = 0
```

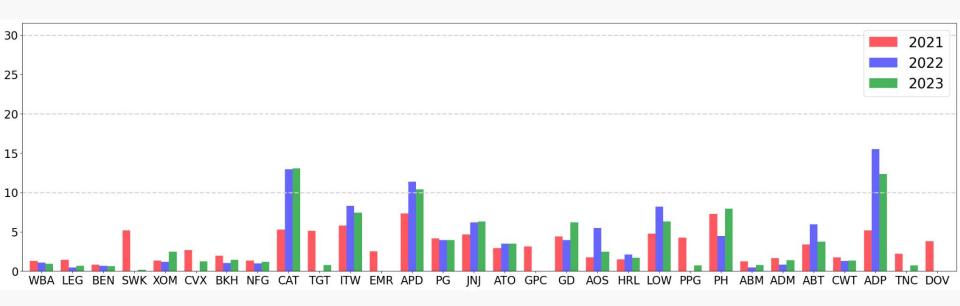
파이썬 구현 - 투자 비중 파이 (sharpe)



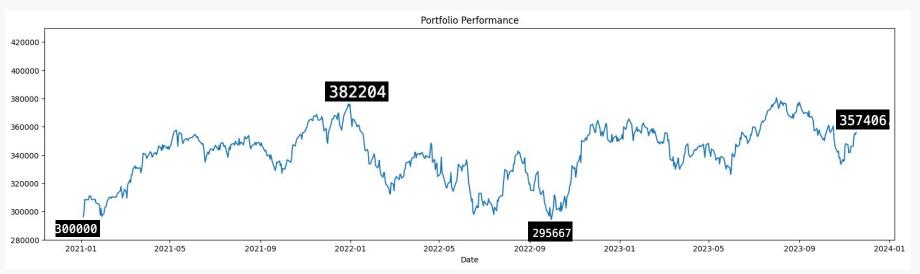




파이썬 구현 - 투자 비중 차트 (sharpe)



파이썬 구현 - 결과 그래프 - (sharpe)



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	sum
Dat	е												
202	1 415.40	827.25	563.48	446.00	832.95	536.14	474.34	901.95	527.79	434.58	911.50	512.14	7383.52
202	2 700.94	443.96	696.48	706.20	459.72	697.95	752.94	460.53	700.11	767.19	470.22	729.48	7585.72
202	3 709.44	614.64	702.84	720.37	668.85	815.57	650.69	673.19	706.65	775.31	505.17	NaN	7542.72

Sortino Ratio

1. Sortino Ratio

: upside potential 대신 downside deviation(하방위험)을 이용하여 포트폴리오의 위험대비 기대수익을 나타내는 지표

$$rac{R_p - R_f}{\sigma_d}$$
 : 분자에서 목표수익률을 고려하고 분모에서 해당 비율의 하방편차만 반영

2. 샤프비율과의 차이점

: 둘 다 위험조정수익지표이지만 sharpe 비율과 달리 하락 변동성만 고려하여 투자자에게 보다 정확한 위험 측정치를 제공한다.

3. Sortino Ratio의 의미

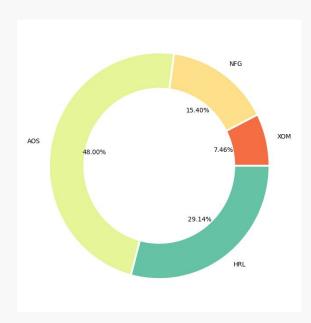
: Sortino Ratio가 높을수록 포트폴리오가 기대수익 대비 하락위험을 줄이는 것으로 판단 보수적 투자자들은 Sortino 지수선호

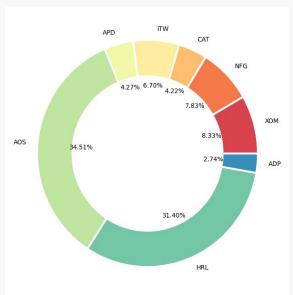
Sortino Ratio 목적함수

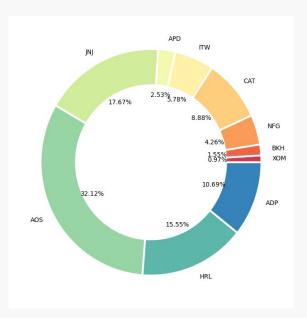
```
def obj(x): #목적함수 구현  x = np.array(x) \# 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \% 200 \%
```

```
s1 = stock_1.pct_change().fillna(0)
cov1 = s1[s1<0].cov()
s2 = stock_2.pct_change().fillna(0)
cov2 = s2[s2<0].cov()
s3 = stock_3.pct_change().fillna(0)
cov3 = s3[s3<0].cov()
cov = 0.1*(cov1)+0.25*(cov2)+0.65*(cov3)</pre>
```

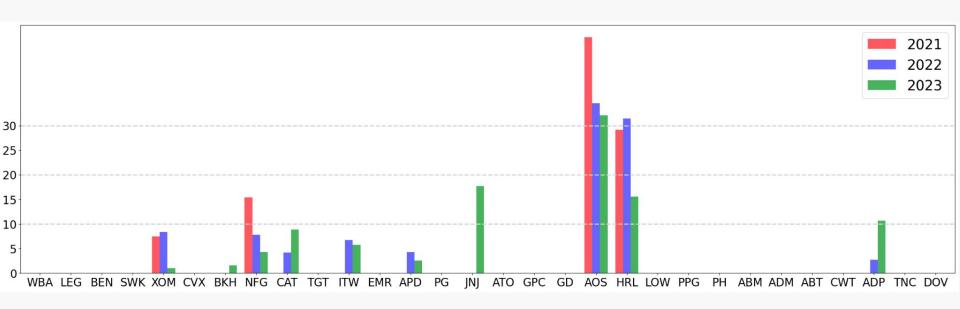
파이썬 구현 - 투자 비중 파이 (sortino)



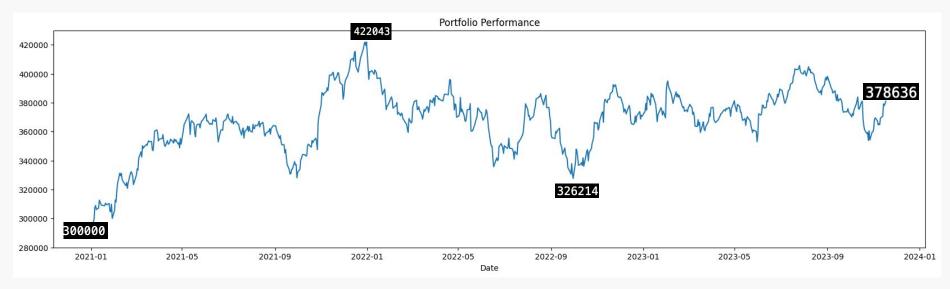




파이썬 구현 - 투자 비중 차트 (sortino)



파이썬 구현 - 결과 그래프 - (sortino)



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	sum
Date													
2021	1233.48	500.00	500	1233.48	500.00	511.38	1233.59	500.00	511.49	1295.55	500.00	511.5	9030.47
2022	1268.23	500.00	500	1268.23	500.00	503.84	1275.03	500.00	517.07	1313.81	505.75	522.0	9173.96
2023	1187.63	517.76	500	1187.63	547.87	503.28	1203.68	547.87	515.25	1250.28	500.00	NaN	8461.25

투자 결과분석 (2021.1.1~2023.11.17)

Sharpe Ratio 최종 수익 : 18.66%+7.5%(배당) → 26.16%

Sortino Ratio 최종 수익 : 27.02%+8.8%(배당) → 35.82%

S&P 500(SPY) : 20.57% + 4.2%(배당) → 24.77%

SCHD: 10.91% + 10.95%(배당)

→ 21.86%





한계 및 개선사항

- 1)백테스팅 진행 X (모델의 성능 평가 데이터 부족)
- 2)고든성장모형을 활용한 기대수익률 구현에 대한 타당성 부족 (현실은 가정과 맞지않음)
- 3)sortino ratio 구현과정에서 cov matrix 계산 방식에 대한 근거 부족
- 4)MDD, 변동성 등을 고려하지 않은 단순 수익 기반 결과 분석
- 5)투자 시작 시점을 반드시 연초에 진행해야 돌아가는 제한적 코드

Thanks!

Any questions?

chu ga mun E sa hang to <u>seungyun0727@naver.com</u> 010-9476-1793









CREDITS: This presentation template was created by **Slidesgo**, and includes icons by **Flaticon**, and infographics & images by **Freepik**