# Carteira usando Markowitz

## February 24, 2021

Neste exercício utilizaremos os dados históricos das ações do índice Bovespa durante o mês de dezembro de 2020 para criar uma carteira hipotética de ações como sugestão de investimento para o mês de janeiro de 2021. Para isso usaremos a fronteira eficiente de Markowitz além de comparar a suposta rentabilidade da carteira comparada ao ibov

**Desafio** Automatizar o backtest para que seja feita a análise de n+1 meses e entregue o resultado como no exercício de médias móveis.

```
[1]: import numpy as np
  import pandas as pd
  from pandas import set_option
  import yfinance as yf
  import matplotlib.pyplot as plt
  import warnings
  warnings.filterwarnings('ignore')
```

#### 0.0.1 Extraindo o histórico das ações do IBOV

## [\*\*\*\*\*\*\*\*\* 81 of 81 completed

Nesta etapa, verificamos os NAs nas linhas e os eliminamos. Vamos nos livrar das colunas com mais de 25% de valores ausentes

```
[24]: miss = dataset.isnull().mean().sort_values(ascending=False)
miss.head(10)
drop_list = sorted(list(miss[miss > 0.25].index))
dataset.drop(labels=drop_list, axis=1, inplace=True)
dataset.shape

# Eliminando as linhas que ainda possuirem NA's
dataset=dataset.dropna()
dataset.head()
```

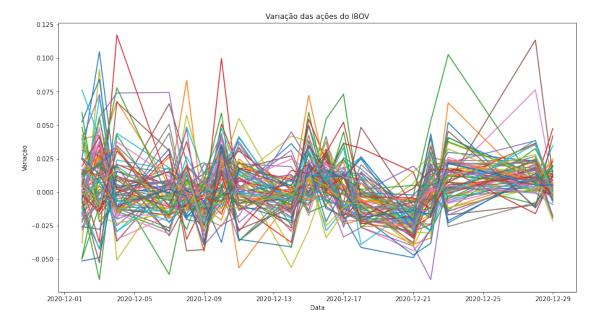
[24]:		Adj Close						\
		ABEV3.SA	AZUL4.SA	B3SA3.SA	BBAS3.SA	BBDC3.S	A BBDC4.S	A
	Date							
	2020-12-01	14.234010	38.939999	56.269363	34.160362			
	2020-12-02	14.427935	40.520000	59.064003	34.307648			
	2020-12-03	14.253403	42.279999	58.360390	34.602219			
	2020-12-04	14.292187	42.000000	58.241470	35.328823			8
	2020-12-07	14.515200	41.889999	57.934258	35.495747	22.62873	5 25.52499	6
						•••	\	
		BBSE3.SA	BEEF3.SA	BPAC11.SA	BRAP4.SA	TAEE11	.SA	
	Date					•••		
	2020-12-01	27.908201	9.788735	81.270020	60.279999	32.935		
	2020-12-02	28.065542	9.689155	78.241264	59.080002	<b></b> 32.586	739	
	2020-12-03	28.262217	9.768820	85.738678	58.570000	33.124	210	
	2020-12-04	28.252382	9.788735	81.508354	61.200001	32.606	644	
	2020-12-07	28.488392	9.967979	81.994942	62.310001	33.472	572	
								\
		TIMS3.SA	TOTS3.SA	UGPA3.SA	USIM5.SA	VALE3.SA	VIVT3.SA	
	Date							
	2020-12-01	13.550141	25.668327	21.280001	13.90	81.250000	44.613266	
	2020-12-02	13.727139	25.598577	20.809999	13.82	79.839996	43.367191	
	2020-12-03	14.012301	25.229893	21.250000	13.11	78.959999	43.170959	
	2020-12-04	14.140133	26.017082	22.000000	14.02	81.980003	42.974728	
	2020-12-07	13.904137	25.748043	21.920000	14.46	82.949997	42.817741	
		VVAR3.SA	WEGE3.SA	YDUQ3.SA				
	Date							
	2020-12-01	17.150000	73.562744	35.630001				
	2020-12-02	17.120001	73.192940	36.549999				
	2020-12-03	17.209999	73.892578	37.040001				

```
2020-12-04 17.510000 71.763664 36.669998
2020-12-07 17.430000 71.573753 36.750000
[5 rows x 81 columns]
```

#### 0.0.2 Transformando os dados (Normalizando)

```
[25]: data_log = np.log(dataset / dataset.shift(1))

[26]: plt.figure(figsize=(15,8))
    plt.plot(data_log)
    plt.xlabel("Data")
    plt.ylabel('Variação')
    plt.title('Variação das ações do IBOV')
    plt.show()
```



## 0.1 Carteira ideal para Janeiro/2021

Análise por Índice de Sharpe Iremos nesta etapa da análise simular 50000 carteiras e computar, por carteira, o índice de Sharpe

O indice mensura a relação entre retorno e risco de um investimento. Por meio de seu resultado, você descobre se há vantagem entre determinado fundo de investimento na comparação com os ativos livres de risco.

Em outras palavras, o Índice de Sharpe destaca qual alternativa tende a trazer a melhor remuneração com o menor risco possível.

```
[27]: n_portfolio = 50000
      all_weights = np.zeros((n_portfolio, len(data_log.columns)))
      ret_arr = np.zeros(n_portfolio)
      vol_arr = np.zeros(n_portfolio)
      sharpe_arr = np.zeros(n_portfolio)
      for x in range(n_portfolio):
          # Weights
          weights = np.array(np.random.random(81))
          weights = weights/np.sum(weights)
          # Save weights
          all_weights[x,:] = weights
          # Expected return
          ret_arr[x] = np.sum( (data_log.mean() * weights * 252))
          # Expected volatility
          vol_arr[x] = np.sqrt(np.dot(weights.T, np.dot(data_log.cov()*252, weights)))
          # Sharpe Ratio
          sharpe_arr[x] = ret_arr[x]/vol_arr[x]
```

```
[28]: print(f'indice de Sharp máximo: {sharpe_arr.max():.4f}')
```

índice de Sharp máximo: 7.7618

#### 0.1.1 Adicionando Markowitz

```
[29]: def get_ret_vol_sr(weights):
    weights = np.array(weights)
    ret = np.sum(data_log.mean() * weights)
    vol = np.sqrt(np.dot(weights.T, np.dot(data_log.cov(), weights)))
    sr = ret / vol
    return np.array([ret, vol, sr])

def neg_sharpe(weights):
    # the number 2 is the sharpe ratio index from the get_ret_vol_sr
    return get_ret_vol_sr(weights)[2] * - 1

def check_sum(weights):
    #return 0 if sum of the weights is 1
    return np.sum(weights) - 1
```

```
[30]: from scipy.optimize import minimize
```

```
[31]: cons = ({'type':'eq', 'fun':check_sum})
    bounds = ((0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1)
     \rightarrow 1), (0, 1),
            (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1)
     \rightarrow 1), (0, 1),
            (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1)
     \rightarrow 1), (0, 1),
            (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1)
     \rightarrow 1), (0, 1),
            (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1)
     \rightarrow 1), (0, 1),
            (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1)
     \rightarrow 1), (0, 1),
            (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1)
     \rightarrow 1), (0, 1),
            (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1), (0, 1)
     \rightarrow 1), (0, 1), (0, 1))
    [32]: otim_resultados = minimize(neg_sharpe, init_guess, method = 'SLSQP', bounds = ___
     →bounds, constraints = cons)
[33]: print(f"indice de Sharp máximo: {get_ret_vol_sr(otim_resultados['x'])[2]:.4f}")
    índice de Sharp máximo: 1.4854
[42]: pesos_mark = otim_resultados['x']
    print('-=' * 15)
    print('Portfólio selecionado'.center(30))
    print('-=' * 15)
    for i in range(len(tickers)):
        print(f'{tickers[i]}: {pesos_mark[i] * 100:4f}%')
       Portfólio selecionado
    -=-=-=-
    ABEV3.SA: 22.635830%
    AZUL4.SA: 0.000000%
    B3SA3.SA: 0.000000%
    BBAS3.SA: 0.000000%
```

BBDC3.SA: 0.000000% BBDC4.SA: 0.000000% BBSE3.SA: 0.000000% BEEF3.SA: 0.000000% BPAC11.SA: 6.995320% BRAP4.SA: 0.000000% BRDT3.SA: 0.000000% BRFS3.SA: 0.000000% BRKM5.SA: 0.000000% BRML3.SA: 0.000000% BTOW3.SA: 0.000000% CCRO3.SA: 0.000000% CIEL3.SA: 0.000000% CMIG4.SA: 0.672644% CDGN3.SA: 0.000000% CPFE3.SA: 0.000000% CPLE6.SA: 10.277154% CRFB3.SA: 0.000000% CSAN3.SA: 0.000000% CSNA3.SA: 5.580815% CVCB3.SA: 0.000000% CYRE3.SA: 0.000000% ECOR3.SA: 0.000000% EGIE3.SA: 0.000000% ELET3.SA: 0.000000% ELET6.SA: 0.000000% EMBR3.SA: 0.000000% ENBR3.SA: 0.000000% ENEV3.SA: 0.000000% ENGI11.SA: 0.000000% EQTL3.SA: 0.000000% EZTC3.SA: 0.000000% FLRY3.SA: 0.000000% GGBR4.SA: 0.000000% GNDI3.SA: 6.264099% GDAU4.SA: 0.000000% GOLL4.SA: 0.000000% HAPV3.SA: 0.000000% HGTX3.SA: 0.000000% HYPE3.SA: 0.000000% IGTA3.SA: 0.000000% IRBR3.SA: 0.000000% ITSA4.SA: 0.000000% ITUB4.SA: 0.000000% JBSS3.SA: 0.000000%

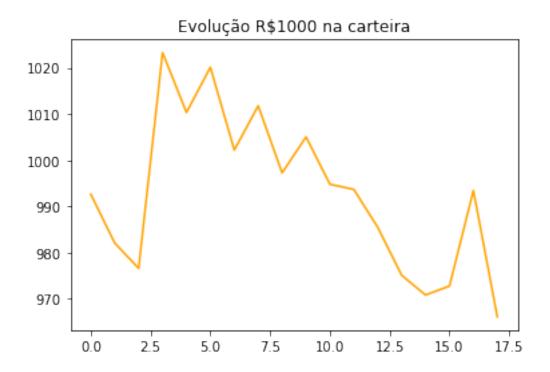
JHSF3.SA: 0.000000% KLBN11.SA: 0.000000% LAME4.SA: 0.000000%

```
LCAM3.SA: 0.000000%
     LREN3.SA: 0.000000%
     MGLU3.SA: 11.802883%
     MRFG3.SA: 0.000000%
     MRVE3.SA: 0.000000%
     MULT3.SA: 0.000000%
     NTCO3.SA: 0.000000%
     PCAR3.SA: 0.000000%
     PETR3.SA: 0.000000%
     PETR4.SA: 0.000000%
     PRIO3.SA: 0.000000%
     QUAL3.SA: 0.000000%
     RADL3.SA: 0.000000%
     RAIL3.SA: 0.000000%
     RENT3.SA: 0.000000%
     SANB11.SA: 4.632018%
     SBSP3.SA: 0.000000%
     SULA11.SA: 0.000000%
     SUZB3.SA: 0.000000%
     TAEE11.SA: 0.000000%
     TIMS3.SA: 29.632386%
     TOTS3.SA: 0.000000%
     UGPA3.SA: 1.506852%
     USIM5.SA: 0.000000%
     VALE3.SA: 0.000000%
     VIVT3.SA: 0.000000%
     VVAR3.SA: 0.000000%
     WEGE3.SA: 0.000000%
     YDUQ3.SA: 0.000000%
[43]: resultados_mark = get_ret_vol_sr(otim_resultados['x'])
      print(f'Método de Markowitz | Retorno de {resultados_mark[0]:.4f} e_
       →{resultados_mark[1]:.4f} de volatilidade')
```

Método de Markowitz | Retorno de 0.0064 e 0.0043 de volatilidade

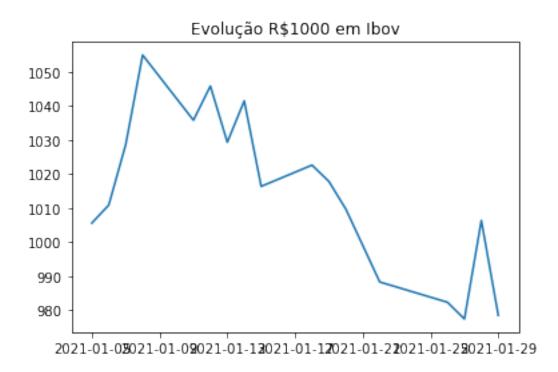
#### Iniciando a análise da carteira recomendada para o mês de jan/2021

```
[********* 100%********** 10 of 10 completed
     [********* 100%*********** 1 of 1 completed
[50]: ### Transformando os dados em retornos
     ret_acao = carteira.pct_change()
     ret_ibov = ibov.pct_change()
     # Retorno Acumulado
     ret_acu = (1+ ret_acao).cumprod()
     ret_ibov_acu = (1 + ret_ibov).cumprod()
     ### Retorno do Portfolio
     portfolio = np.dot(ret_acao, pesos)
     pd.DataFrame(portfolio, columns = ['R'])
[50]:
               R.
     0
             NaN
     1 -0.007388
     2 -0.010615
     3 -0.005585
     4 0.047831
     5 -0.012660
     6
        0.009681
     7 -0.017565
     8 0.009553
     9 -0.014343
     10 0.007798
     11 -0.010196
     12 -0.001128
     13 -0.008261
     14 -0.010537
     15 -0.004372
     16 0.002007
     17 0.021273
     18 -0.027567
[51]: plt.plot(1000*(1+portfolio[1:]).cumprod(), color = 'orange')
     plt.title('Evolução R$1000 na carteira')
[51]: Text(0.5, 1.0, 'Evolução R$1000 na carteira')
```



```
[52]: plt.plot(1000*(1+ibov.pct_change()).cumprod())
plt.title('Evolução R$1000 em Ibov')
```

[52]: Text(0.5, 1.0, 'Evolução R\$1000 em Ibov')



Referência	https://github.com/leoIeracitano/First_	$\_projects/blob/main/Fronteira\%20Eficiente\%$	$20 { m de}\% 20 { m Mark}$