PF Selection

January 24, 2020

1 Implikationen unterschiedlicher Risikomanagement-Strategien auf das Wert-/Risikoprofil einer Gesamtposition

 Version 1.1 Visit me on GitHub: https://github.com/trh0ly ## Grundlegende Einstellungen: Zunächst müssen die notwendigen Pakete (auch Module) importiert werden, damit auf diese zugegriffen werden kann.

```
In [1]: import pandas as pd # Programmbibliothek die Hilfsmittel für die Verwaltung von Daten und deren Analyse anbietet
        import scipy.stats as stats # SciPy ist ein Python-basiertes Ökosystem für Open-Source-Software für Mathematik, Naturwissenschaften und Ingenieurwissenschaften
        from scipy.stats import rankdata, norm
        from scipy import array, linalg, dot
        import random # Dieses modul wird verwendet um Zufallszahlen zu ziehen
        import numpy as np # Programmbibliothek die eine einfache Handhabung von Vektoren, Matrizen oder generell großen mehrdimensionalen Arrays ermöglicht
        import math # Dieses Modul wird verwendet um Skalardaten zu berechnen, z. B. trigonometrische Berechnungen.
        import operator # Programmbibliothek, welche die Ausgaben übersichtlicher gestaltet
        import matplotlib.pyplot as plt # Programmbibliothek die es erlaubt mathematische Darstellungen aller Art anzufertigen
        import matplotlib.patches as mpatches
        import datetime as dt # Das datetime-Modul stellt Klassen bereit, mit denen Datums- und Uhrzeitangaben auf einfache und komplexe Weise bearbeitet werden können
        import random # Dieses Modul implementiert Pseudozufallszahlengeneratoren für verschiedene Verteilungen.
        from riskmeasure_module import risk_measure as rm # Dieses "Modul" vereinfacht die Berechnung der Risikomaße
        from IPython.core.display import display, HTML
```

Anschließend werden Einstellungen definiert, die die Formatierung der Ausgaben betreffen. Hierfür wird das Modul `operator` genutzt. Außerdem wird die Größe der Grafiken modifiziert, welche später angezeigt werden sollen.

```
In [2]: %%javascript
        IPython.OutputArea.auto_scroll_threshold = 9999;

<IPython.core.display.Javascript object>
```

```
In [3]: display(HTML("<style>.container { width:100% !important; }</style>"))
        pd.set_option('display.width', 350)
        SCREEN_WIDTH = 120
        centered = operator.methodcaller('center', SCREEN_WIDTH)
        plt.rcParams["figure.figsize"] = 15,15

<IPython.core.display.HTML object>
```

1.0.1 Funktionen definieren

Als nächstes werden Funktionen definiert. Diese vereinfachen das Plotten oder führen Berechnungen durch.

```
In [4]: #-------------------------------------------------------------------------
        # Funktion zum plotten der historische Simulation
        def hist_sim(values, bins):
            H, X1 = np.histogram(values, bins, density=True)
            dx = X1[1] - X1[0]
            F1 = np.cumsum(H) * dx
            plt.plot(X1[1:], F1)

        #-------------------------------------------------------------------------
        # Funktion zum plotten der Varianz-Kovarianz-Methode
        def var_co_var_sim(mini_values_PF, maxi_values_PF, bins, mu, std):
            array = np.array(np.arange(0.0001, 1, 0.0001))
            var_covar_results = stats.norm.ppf(array, mu, std)
            var_covar_range = np.linspace(mini_values_PF, maxi_values_PF, bins)
            plt.plot(var_covar_range, stats.norm.cdf(var_covar_range, mu, std))
            return var_covar_results

        #-------------------------------------------------------------------------
        # Funktion für restliche Einstellungen für die Grafik
        def easy_plot():
            plt.xlabel('Rendite')
            plt.ylabel('Wahrscheinlichkeit')
            blue_patch = mpatches.Patch(color='blue', label='Historische Simulation')
            orange_patch = mpatches.Patch(color='orange', label='Varianz-Kovarianzmethode')
            plt.legend(handles=[orange_patch, blue_patch])
            plt.title('Verteilungsfunktion: Historische Simulation versus Varianz-Kovarianz-Methode')
            plt.grid()
            plt.axhline(0, color='black')
            plt.axvline(0, color='black')
            plt.show()

        #-------------------------------------------------------------------------
        # Funktion zu Berechnung der Risikomaße und Ausgabe
        RM_list = []
        def risk(values, alpha=0.1, gamma=0.5):
            #---------------------------
            # Nutzung der objektorientierten Programmierung
            x = rm(values, alpha, gamma)
            VaR = float(x.VaR())
            CVaR = float(x.CVaR())
            expected_value = float(x.expected_value)
            Power = float(x.Power())
            tmp_list = [VaR, CVaR, Power, expected_value]

            #---------------------------
            # Ausgabe Value at Risk
            print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
            print('|' + centered('Der VaR beträgt: ' + str(VaR) + '.') + '| ')

            #---------------------------
            # Ausgabe Conditional Value at Risk
            print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
            print('|' + centered('Der CVaR beträgt: ' + str(CVaR) + '.') + '| ')

            #---------------------------
            # Ausgabe Power-Spektrales Risikomaß
            print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
            print('|' + centered('Power-Spektrales Risikomaß bei der Monte-Carlo-Simulation:') + '| ')
            print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
            print('|' + centered('Der Erwartungswert beträgt: ' + str(expected_value) + '.') + '| ')
            print('|' + centered('Das Risiko beträgt: ' + str(Power) + '.') + '| ')
            print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')

            return tmp_list
```

1.1 Datensätze einlesen und manipulieren:

Nun werden Datensätze eingelesen und manipuliert. Die Datensätze werden manuell definiert und anschließend zum Array "dateinamen" hinzufügt. Standardmäßig werden fünf Datensätze (BAS.DE, ..., VOW3.DE) definiert und im Array "dateinamen" gespeichert. Anschließend wird aus jedem eingelesen Datensatz der Aktienkurs zum jeweiligen Tag extrahiert werden. Dieser Schritt wird automatisiert, indem zunächst die leere Liste "kurse" anlegt wird und anschließend von jedem sich in der Liste "dateinamen" befindenden Eintrag die jeweiligen Spalten "Date" und "Adj Close" eingelesen werden. Dabei werden die verschiedenen im Datensatz vorhanden Spalten mit jedem Komma separiert und Punkte werden als Zeichen für die Dezimaltrennung interpretiert. Anschließend werden die so extrahierten Daten zum Array "kurse" hinzugefügt. Danach wird das Modul `datetime` genutzt, um die Datumsspalte des jeweiligen Datensatzes bearbeitbar zu machen. Zudem wird dem Programm mitgeteilt, dass die Einträge der Spalte "Adj Close" numerisch sind und mit ihnen gerechnet werden kann. Kommt es dabei zu Fehlern werden die entsprechende Werte als NaN-Werte behandelt. Hinweis: An dieser Stelle können ebenfalls andere Datensätze eingelesen werden, sofern die entsprechenden Datensätze im Home-Verzeichnis hochgeladen wurden.

```
In [5]: #########################################################################
        #-------------------------------------------------------------------------
        # Datensätze defininieren und in Array abspeichern
        trading_days = 253 # Anzahl der Handelstage in einem Jahr

        datensatz1 = 'BAS.DE'
        datensatz2 = 'FME.DE'
        datensatz3 = 'NSU.DE'
        datensatz4 = 'SIE.DE'
        datensatz5 = 'VOW3.DE'

        dateinamen = [datensatz1, datensatz2, datensatz3, datensatz4, datensatz5]

        #-------------------------------------------------------------------------
        #########################################################################
        #-------------------------------------------------------------------------
        # Datensätze aus dem Array einlesen und "rechenbar" machen
        kurse = []
        for eintrag in dateinamen:
            kurs = pd.read_csv(str(eintrag) + '.csv',
                        decimal='.',
                        usecols=['Date','Adj Close'])
            kurse.append(kurs)

        for eintrag in kurse:
            eintrag['Date'] = pd.to_datetime(eintrag['Date'])
            eintrag['Adj Close'] = pd.to_numeric(eintrag['Adj Close'], errors='coerce')
```

Nun werden zwei verschiedene DataFrames erzeugt, wobei "kurschart_0" die Basis für das Sharpe-Portfolio und "kurschart_1" die Basis für die Naive Diversifikation darstellt. Beide beinhalten die täglichen aus den eingelesenen Aktienkursen berechneten Renditen, wobei für "kurschart_1" direkt die Portfolio-Rendite mittels Naiver Diversifikation ermittelt wird. Beide DataFrames sind auf die Handelstage eines Jahres beschränkt.

```
In [6]: #-------------------------------------------------------------------------
        # DataFrame mit Aktienkursen, Renditen und Portfolio-Rendite bei naiver Diversifikation erstellen
        kurschart_0 = pd.DataFrame()
        kurschart_1 = pd.DataFrame()

        zaehler = 0
        for eintrag in kurse:
            x = dateinamen[zaehler]
            kurschart_0['Aktienkurs ' + str(x)] = eintrag['Adj Close']
            kurschart_1['Aktienkurs ' + str(x)] = eintrag['Adj Close']
            zaehler += 1

        kurschart_0 = kurschart_0[:(trading_days - 1)]
        kurschart_0 = kurschart_0.pct_change()
        kurschart_1 = kurschart_1[:(trading_days - 1)]
        kurschart_1 = kurschart_1.pct_change()

        #-------------------------------------------------------------------------
        # Naive Diversifikation
        kurschart_1['PF-Rendite (naiv)'] = (kurschart_1.sum(axis = 1, skipna = True) / len(dateinamen))
        kurschart_1
```

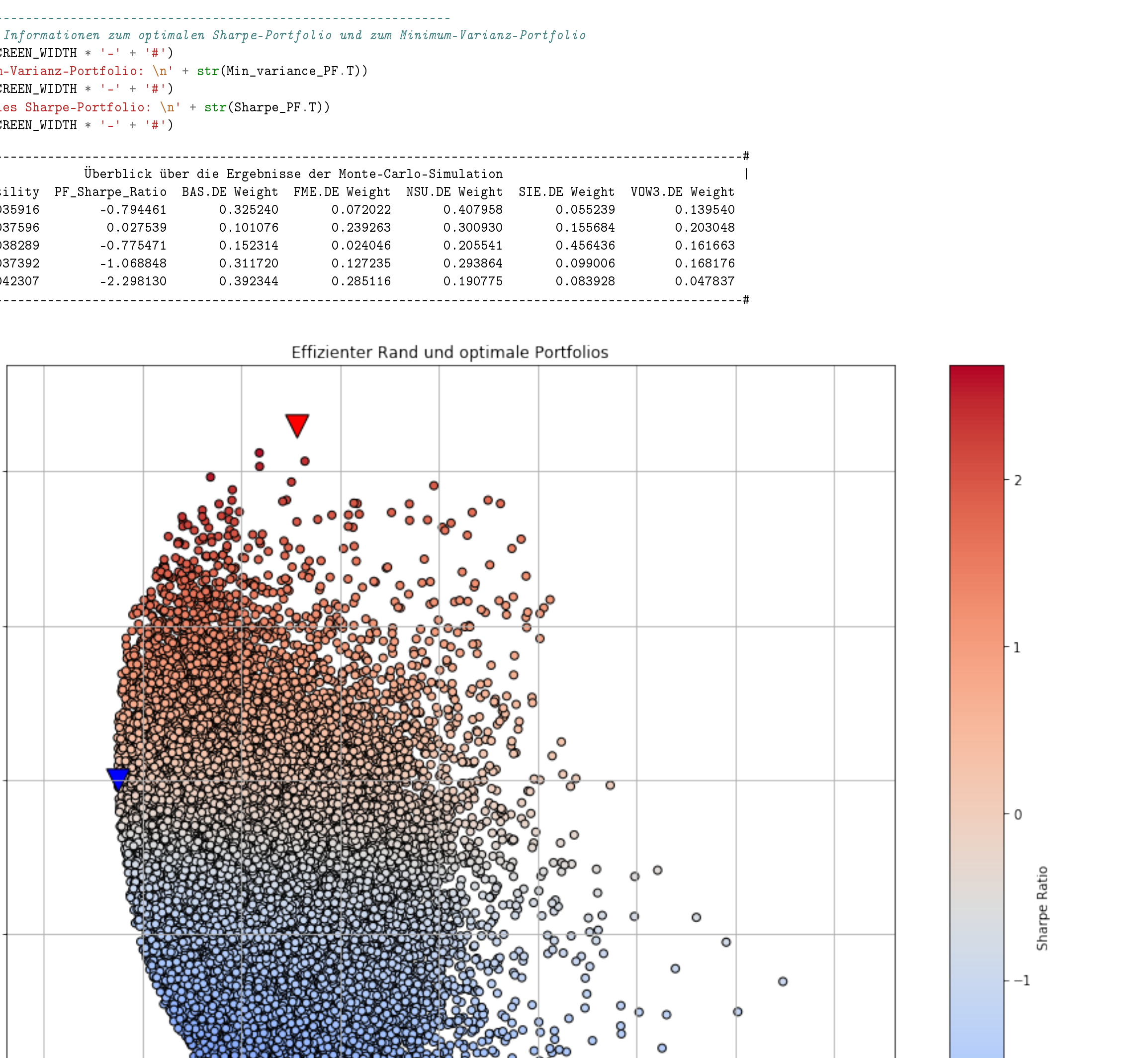
```
Out[6]:      Aktienkurs BAS.DE  Aktienkurs FME.DE  Aktienkurs NSU.DE  Aktienkurs SIE.DE  Aktienkurs VOW3.DE  PF-Rendite (naiv)
        0                  NaN                NaN                NaN                NaN                 NaN           0.000000
        1             0.005680           0.020879                NaN           0.007092            0.000560           0.006842
        2             0.005525           0.005232          -0.001344           0.001718            0.007698           0.003766
        3            -0.003785           0.006624          -0.013459           0.000172           -0.008889          -0.003867
        4             0.018262           0.009636           0.006821           0.004286            0.009529           0.009707
        ..                 ...                ...                ...                ...                 ...                ...
        247          -0.001914           0.005092           0.015306          -0.029373           -0.000259          -0.002230
        248           0.000480          -0.008162          -0.007538          -0.009371            0.001294          -0.004660
        249          -0.033232          -0.054484           0.012658          -0.001774           -0.005426          -0.016452
        250          -0.006445           0.016507          -0.002500          -0.005133           -0.010133          -0.001541
        251          -0.003327           0.026867          -0.002506           0.007343            0.004987           0.006673

        [252 rows x 6 columns]
```

1.2 Bestimmung des optimalen Sharpe-Portfolios mittels Monte-Carlo-Simulation

In diesem Abschnitt werden zunächst die jährlichen Renditen und Kovarianzen der einzelnen Assets bestimmt. Anschließend wird auf Basis dieser Informationen eine Monte-Carlo-Siumulation durchgeführt durch welche das optimale Sharpe-Portfolio bestimmt wird. Hierfür werden n Zufallszahlen gezogen (n = Anzahl der Assets im Portfolio), welche anschließend so nomiert werden, dass sie in Summe Eins ergeben aber die Relationen untereinander erhalten bleiben. Im Anschluss wird die jeweilige jährliche Renditen der Assets mit dem jeweiligen zuvor ermittelten Gewicht multipliziert, sodass sich eine Portfolio-Rendite ergibt. Gleichermaßen wird die dazugehörige Volatilität bestimmt, sodass daraufhin der Sharpe-Ratio ermittelt werden kann. Die so berechneten Größen werden jeweils in einer Liste gespeichert und in den DataFrame "PF_DataFrame" überführt, aus welchem sowohl das optimale Sharpe- als auch das Minimum-Varianz-Portfolio bestimmt wird. Zum Schluss wird eine Grafik generiert, welche den effizienten Rand darstellt. Der Sharpe-Ratio berechnet sich wie folgt: $S := \frac{\overline{D}}{\sigma_D}$ wobei $\overline{D} := \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} D_t$ (durchschnittliche Überrendite der Geldanlage im Vergleich zur risikolosen Anlage) und $\sigma_D := \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{T}\left(D_t-\overline{D}\right)^2}{T-1}}$ (Die Volatilität im Form der empirischen Standardabweichung) Hinweis: Dieser Programmteil entstand in Anlehngung an "Efficient Frontier & Portfolio Optimization with Python" von Bernard Brenyah (https://github.com/PyDataBlog/Python-for-Data-Science/blob/master/Tutorials/Efficient%20Frontier%20with%20Sharpe%20Ratio.py) **

```
In [7]: returns_annual = kurschart_0.mean() * trading_days
        cov_daily = kurschart_0.cov()
        cov_annual = cov_daily * math.sqrt(trading_days)

        #-------------------------------------------------------------------------
        # Listen für die Speicherung von Berechnungsergebnissen anlegen
        PF_return_list, PF_volatility_list = [], []
        sharpe_ratio_list, asset_weights_list = [], []

        #-------------------------------------------------------------------------
        # Ausführung Monte-Carlo-Simulation mit n Durchläufen zur Bestimmung von Portfolio-Kombinationen
        n = 25000
        num_of_assets = len(dateinamen)
        for i in range(0,n):
            random_weights = np.random.random(num_of_assets)
            PF_weights = random_weights / np.sum(random_weights)

            PF_returns = np.dot(PF_weights, returns_annual)
            PF_volatility = np.sqrt(np.dot(PF_weights.T, np.dot(cov_annual, PF_weights)))
            sharpe_ratio = PF_returns / PF_volatility

            asset_weights_list.append(PF_weights)
            PF_return_list.append(PF_returns)
            PF_volatility_list.append(PF_volatility)
            sharpe_ratio_list.append(sharpe_ratio)

        #-------------------------------------------------------------------------
        # Erstellung DataFrame mit Erwartungswerten, Standardabweichungen und Assetgewichten für jedes simulierte Portfolio
        # Des Weiteren Ermittlung desjenigen simulierten Portfolios mit dem höchsten Sharpe-Ratio und des Minimum-Varianz-Portfolios
        PF_DataFrame = pd.DataFrame({'PF_Return': PF_return_list, 'PF_Volatility': PF_volatility_list, 'PF_Sharpe_Ratio': sharpe_ratio_list})
        for counter, dateiname in enumerate(dateinamen):
            PF_DataFrame[str(dateiname) + ' Weight'] = [weight[counter] for weight in asset_weights_list]
        print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
        print('|' + centered('Überblick über die Ergebnisse der Monte-Carlo-Simulation') + '| ')
        print(PF_DataFrame.head())
        print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')

        min_volatility = PF_DataFrame['PF_Volatility'].min()
        max_sharpe_ratio = PF_DataFrame['PF_Sharpe_Ratio'].max()
        Sharpe_PF = PF_DataFrame.loc[PF_DataFrame['PF_Sharpe_Ratio'] == max_sharpe_ratio]
        Min_variance_PF = PF_DataFrame.loc[PF_DataFrame['PF_Volatility'] == min_volatility]

        #-------------------------------------------------------------------------
        # Berechnungsergebnisse mit einer Heatmap plotten
        plt.scatter(PF_volatility_list, PF_return_list, c = sharpe_ratio_list, marker='o', cmap='coolwarm', edgecolors='black')
        plt.colorbar(label='Sharpe Ratio')
        plt.scatter(x = Sharpe_PF['PF_Volatility'], y = Sharpe_PF['PF_Return'], color='red', marker='v', edgecolors='black', s=300)
        plt.scatter(x = Min_variance_PF['PF_Volatility'], y = Min_variance_PF['PF_Return'], color='blue', edgecolors='black', marker='v', s=300)
        plt.grid()
        plt.ylabel('Erwartete Rendite')
        plt.title('Effizienter Rand und optimale Portfolios')
        plt.xlabel('Volatilität (Standardabweichung)')
        plt.show()

        #-------------------------------------------------------------------------
        # Ausgabe von Informationen zum optimalen Sharpe-Portfolio und zum Minimum-Varianz-Portfolio
        print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
        print('Minimum-Varianz-Portfolio: \n' + str(Min_variance_PF.T))
        print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
        print('Optimales Sharpe-Portfolio: \n' + str(Sharpe_PF.T))
        print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
```

```
#------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                                Überblick über die Ergebnisse der Monte-Carlo-Simulation                                |
   PF_Return  PF_Volatility  PF_Sharpe_Ratio  BAS.DE Weight  FME.DE Weight  NSU.DE Weight  SIE.DE Weight  VOW3.DE Weight
0  -0.028534       0.035916        -0.794461       0.325240       0.072022       0.407958       0.055239        0.139540
1   0.001035       0.037596         0.027539       0.101076       0.239263       0.300930       0.155684        0.203048
2  -0.029692       0.038289        -0.775471       0.152314       0.024046       0.205541       0.456436        0.161663
3  -0.039966       0.037392        -1.068848       0.311720       0.127235       0.293864       0.099006        0.168176
4  -0.097226       0.042307        -2.298130       0.392344       0.285116       0.190775       0.083928        0.047837
#------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------#
```




```
#------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------#
Minimum-Varianz-Portfolio:
                    20381
PF_Return       -0.000026
PF_Volatility    0.033722
PF_Sharpe_Ratio -0.000765
BAS.DE Weight    0.084830
FME.DE Weight    0.096504
NSU.DE Weight    0.441961
SIE.DE Weight    0.308918
VOW3.DE Weight   0.067788
#------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------#
Optimales Sharpe-Portfolio:
                     2266
PF_Return        0.114795
PF_Volatility    0.042811
PF_Sharpe_Ratio  2.681437
BAS.DE Weight    0.007831
FME.DE Weight    0.009317
NSU.DE Weight    0.413790
SIE.DE Weight    0.000183
VOW3.DE Weight   0.568879
#------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------#
```

1.3 Optimales Sharpe-Portfolio und Datenbereinigung

In diesem Schritt werden die durch die Monte-Carlo-Simulation ermittelten optimalen Gewichte des Sharpe-Portfolios auf den DataFrame "kurschart_0" angewendet, sodass im Anschluss die Portfolio-Rendite errechnet werden kann. Danach werden die Portfolio-Renditen in einer Liste gespeichert und bereinigt.

```
In [8]: #-------------------------------------------------------------------------
        # Optimale Portfolio-Gewichte des Sharpe-Portfolios extrahieren und auf Aktienrenditen anwenden
        Sharpe_PF = Sharpe_PF.values.tolist()
        Sharpe_PF = Sharpe_PF[0][3::]
        kurschart_0 = kurschart_0.multiply(Sharpe_PF, axis = 1)
        kurschart_0['PF-Rendite (sharpe)'] = kurschart_0.sum(axis = 1, skipna = True)

        #-------------------------------------------------------------------------
        # Datenbereinigung
        sharpe_values_PF = kurschart_0['PF-Rendite (sharpe)'].values.tolist()
        sharpe_values_PF = np.array(sharpe_values_PF)
        sharpe_values_PF = sharpe_values_PF[np.logical_not(np.isnan(sharpe_values_PF))]

        #---------------------------------
        # Naiv diversifiziertes Portfolio extrahieren
        naiv_values_PF = kurschart_1['PF-Rendite (naiv)'].values.tolist()
        naiv_values_PF = np.array(naiv_values_PF)
        naiv_values_PF = naiv_values_PF[np.logical_not(np.isnan(naiv_values_PF))]
```

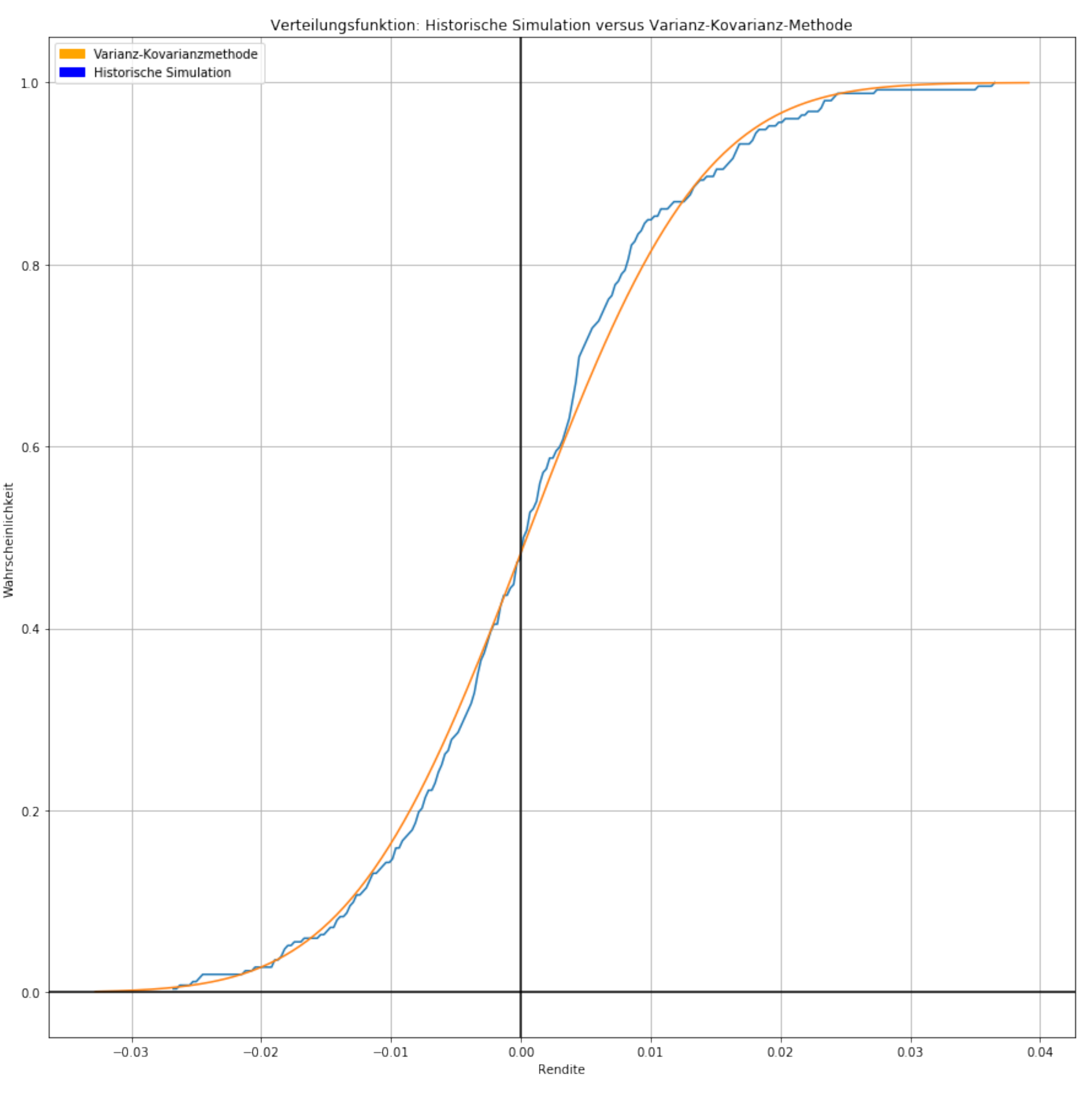
1.4 Auswertung des Sharpe-Portfolios

1.4.1 Funktionen Definieren und Verteilungsfunktionen plotten

In diesem Abschnitt werden zunächst Mittelwert und Standardabweichung des Sharpe-Portfolios berechnet und ausgegeben. Anschließend werden Funktionen definiert, welche das Plotten der Verteilungsfunktionen für die historische Simulation und die Varianz-Kovarianz-Methode und die Ermittlung der Risikomaße auf Basis des jeweiligen Simulationsverfahrens vereinfachen.

```
In [9]: #-------------------------------------------------------------------------
        # Berechnung Standardabweichung, Erwartungswert und Ausgabe
        print((SCREEN_WIDTH + 2) * '#')
        print('|' + centered('Optimales PF nach Sharpe') + '| ')
        print((SCREEN_WIDTH + 2) * '#')
        mu_sharpe_PF = np.mean(sharpe_values_PF)
        std_sharpe_PF = np.std(sharpe_values_PF)
        print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
        print('|' + centered('[INFO] Die Porfolio-Rendite hat einen Erwartunswert i.H.v. ' + str(mu_sharpe_PF) + '.') + '| ')
        print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
        print('|' + centered('[INFO] Das Porfolio hat eine Standardabweichung i.H.v. ' + str(std_sharpe_PF) + '.') + '| ')
        print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')

        mini_values_PF = min(min(naiv_values_PF), min(sharpe_values_PF))
        maxi_values_PF = max(max(naiv_values_PF), max(sharpe_values_PF))
        bins = len(naiv_values_PF)

        #-------------------------------------------------------------------------
        # Funktionsaufruf: Zum plotten der historische Simulation
        hist_sim(sharpe_values_PF, bins)

        #-------------------------------------------------------------------------
        # Funktionsaufruf: Zum plotten der Varianz-Kovarianz-Methode
        var_covar_results_sharpe = var_co_var_sim(mini_values_PF, maxi_values_PF, bins, mu_sharpe_PF, std_sharpe_PF)

        #-------------------------------------------------------------------------
        # Funktionsaufruf: Für restliche Einstellungen für die Grafik
        easy_plot()
```

```
##########################################################################################################
|                                          Optimales PF nach Sharpe                                      |
##########################################################################################################
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                  [INFO] Die Porfolio-Rendite hat einen Erwartunswert i.H.v. 0.0004513293498432614.      |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                    [INFO] Das Porfolio hat eine Standardabweichung i.H.v. 0.010687213579029931.        |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
```



1.4.2 Risikomaße schätzen - Parameterfestlegung und Aufruf der Funktionen

```
In [10]: ########################################################################
         #-----------------------------------------------------------------------

         alpha = 0.1
         gamma = 0.5

         #-----------------------------------------------------------------------
         ########################################################################

         #-----------------------------------------------------------------------
         # Funktionsaufruf zur Berechnung der Risikomaße und Ausgabe: Historische Simulation
         print((SCREEN_WIDTH + 2) * '#')
         print('|' + centered('Sharpe: Risikomessung - Historische Simulation') + '| ')
         print((SCREEN_WIDTH + 2) * '#')
         sub_rm_list = risk(sharpe_values_PF, alpha, gamma)
         RM_list.append(sub_rm_list)

         #-----------------------------------------------------------------------
         # Funktionsaufruf zur Berechnung der Risikomaße und Ausgabe: Varianz-Kovarianz-Methode
         print((SCREEN_WIDTH + 2) * '#')
         print('|' + centered('Sharpe: Risikomessung - Varianz-Kovarianz-Methode') + '| ')
         print((SCREEN_WIDTH + 2) * '#')
         sub_rm_list = risk(var_covar_results_sharpe, alpha, gamma)
         RM_list.append(sub_rm_list)
```

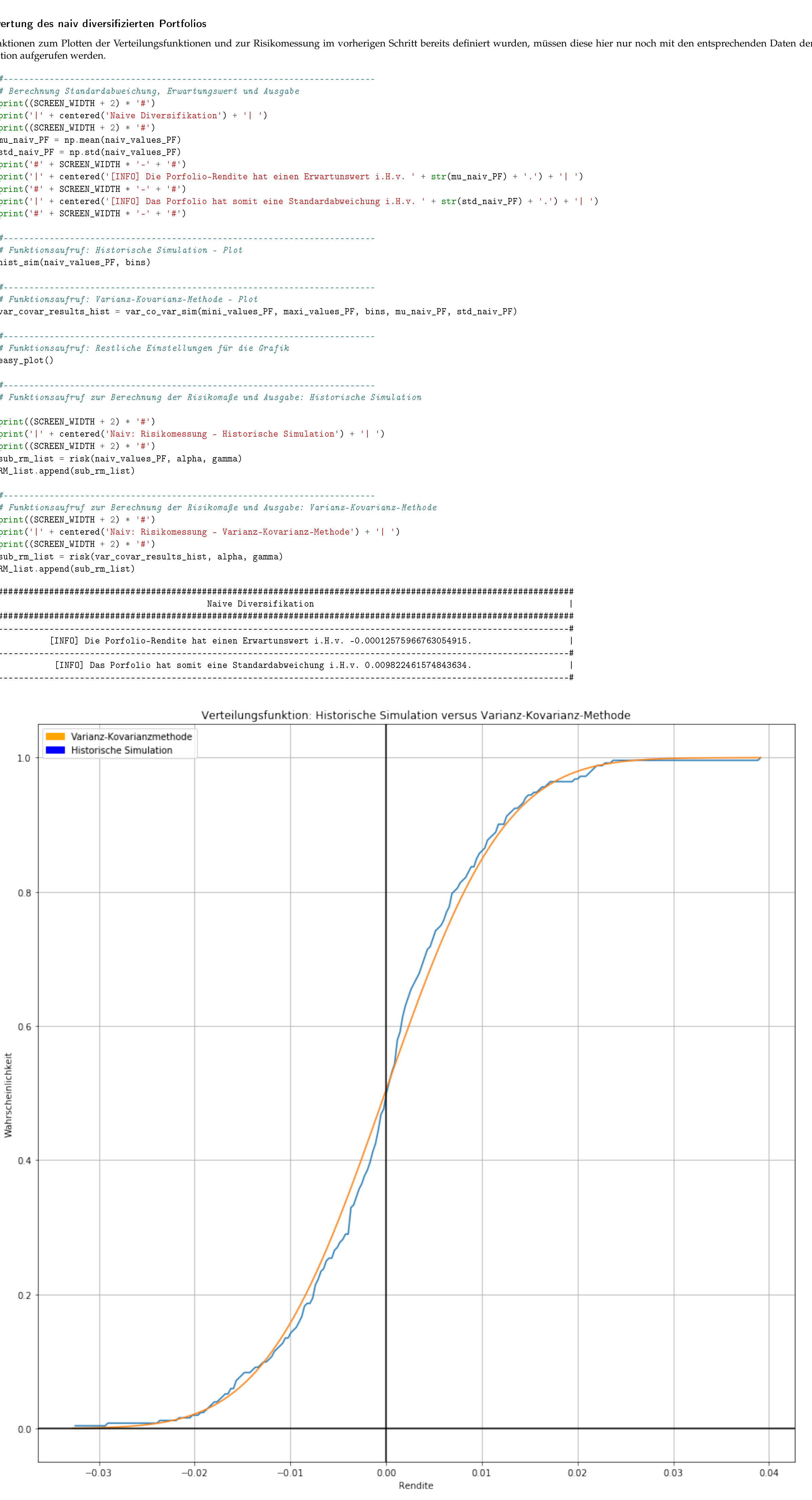
```
##########################################################################################################
|                                Sharpe: Risikomessung - Historische Simulation                          |
##########################################################################################################
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                                    Der VaR beträgt: 0.013025199457667048.                              |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                                    Der CVaR beträgt: 0.018288540313630842.                             |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                          Power-Spektrales Risikomaß bei der Monte-Carlo-Simulation:                    |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                              Der Erwartungswert beträgt: 0.00045132934984326226.                       |
|                                  Das Risiko beträgt: -0.00662698773924234.                             |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
##########################################################################################################
|                              Sharpe: Risikomessung - Varianz-Kovarianz-Methode                         |
##########################################################################################################
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                                    Der VaR beträgt: 0.013250977806787663.                              |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                                    Der CVaR beträgt: 0.018294236353602826.                             |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                          Power-Spektrales Risikomaß bei der Monte-Carlo-Simulation:                    |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                              Der Erwartungswert beträgt: 0.00045132934984326345.                       |
|                                  Das Risiko beträgt: -0.007012712981530505.                            |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
```

1.5 Auswertung des naiv diversifizierten Portfolios

Da die Funktionen zum Plotten der Verteilungsfunktionen und zur Risikomessung im vorherigen Schritt bereits definiert wurden, müssen diese hier nur noch mit den entsprechenden Daten der naiven Diversifikation aufgerufen werden.

```
In [11]: #-----------------------------------------------------------------------
         # Berechnung Standardabweichung, Erwartungswert und Ausgabe
         print((SCREEN_WIDTH + 2) * '#')
         print('|' + centered('Naive Diversifikation') + '| ')
         print((SCREEN_WIDTH + 2) * '#')
         mu_naiv_PF = np.mean(naiv_values_PF)
         std_naiv_PF = np.std(naiv_values_PF)
         print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
         print('|' + centered('[INFO] Die Porfolio-Rendite hat einen Erwartunswert i.H.v. ' + str(mu_naiv_PF) + '.') + '| ')
         print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
         print('|' + centered('[INFO] Das Porfolio hat somit eine Standardabweichung i.H.v. ' + str(std_naiv_PF) + '.') + '| ')
         print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')

         #-----------------------------------------------------------------------
         # Funktionsaufruf: Historische Simulation - Plot
         hist_sim(naiv_values_PF, bins)

         #-----------------------------------------------------------------------
         # Funktionsaufruf: Varianz-Kovarianz-Methode - Plot
         var_covar_results_hist = var_co_var_sim(mini_values_PF, maxi_values_PF, bins, mu_naiv_PF, std_naiv_PF)

         #-----------------------------------------------------------------------
         # Funktionsaufruf: Restliche Einstellungen für die Grafik
         easy_plot()

         #-----------------------------------------------------------------------
         # Funktionsaufruf zur Berechnung der Risikomaße und Ausgabe: Historische Simulation

         print((SCREEN_WIDTH + 2) * '#')
         print('|' + centered('Naiv: Risikomessung - Historische Simulation') + '| ')
         print((SCREEN_WIDTH + 2) * '#')
         sub_rm_list = risk(naiv_values_PF, alpha, gamma)
         RM_list.append(sub_rm_list)

         #-----------------------------------------------------------------------
         # Funktionsaufruf zur Berechnung der Risikomaße und Ausgabe: Varianz-Kovarianz-Methode
         print((SCREEN_WIDTH + 2) * '#')
         print('|' + centered('Naiv: Risikomessung - Varianz-Kovarianz-Methode') + '| ')
         print((SCREEN_WIDTH + 2) * '#')
         sub_rm_list = risk(var_covar_results_hist, alpha, gamma)
         RM_list.append(sub_rm_list)
```

```
##########################################################################################################
|                                          Naive Diversifikation                                         |
##########################################################################################################
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|               [INFO] Die Porfolio-Rendite hat einen Erwartunswert i.H.v. -0.00012575966763054915.      |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                 [INFO] Das Porfolio hat somit eine Standardabweichung i.H.v. 0.009822461574843634.     |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
```

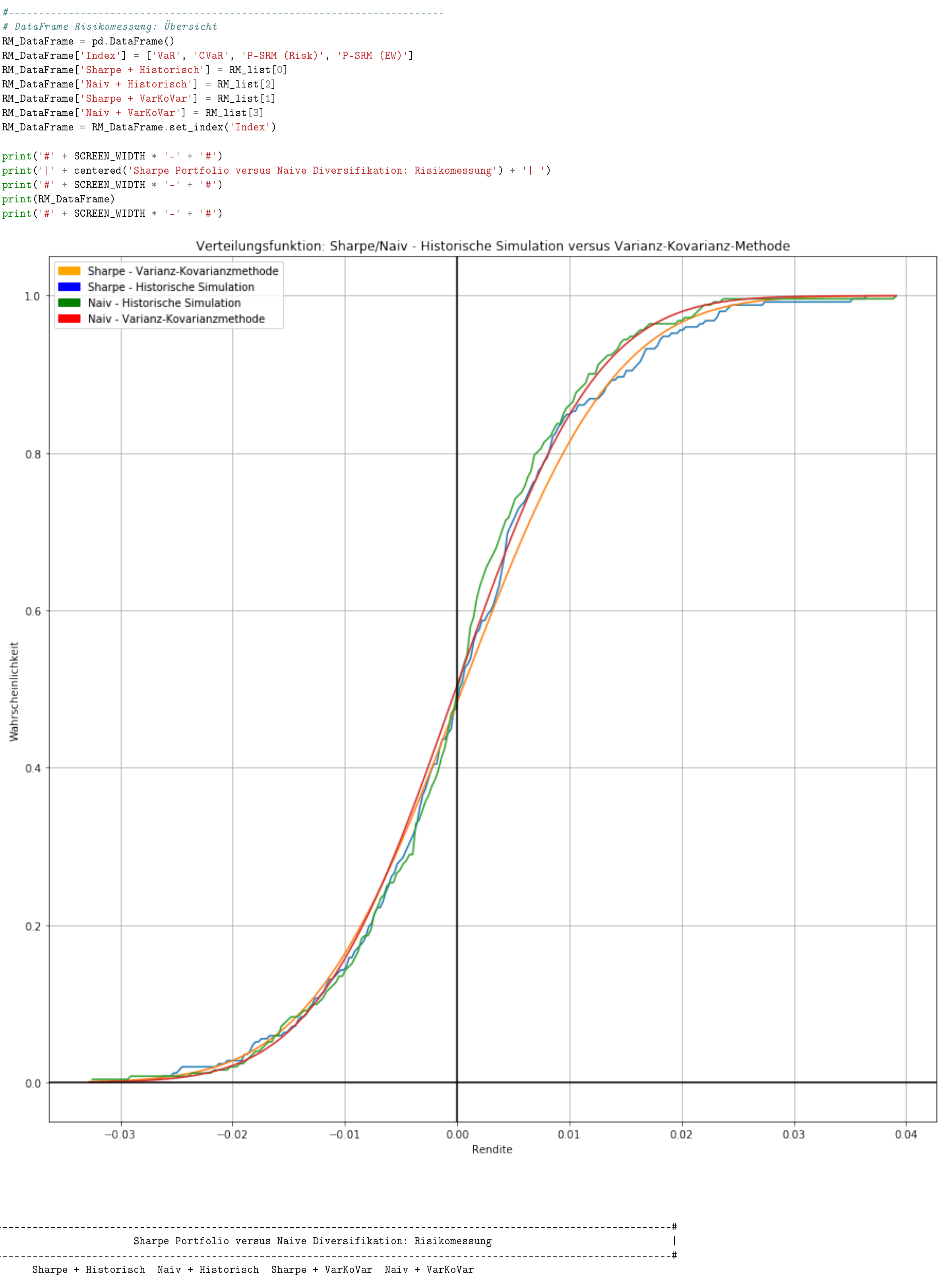



```
##########################################################################################################
|                                Naiv: Risikomessung - Historische Simulation                            |
##########################################################################################################
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                                    Der VaR beträgt: 0.013091035489033587.                              |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                                    Der CVaR beträgt: 0.018124431872575855.                             |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                          Power-Spektrales Risikomaß bei der Monte-Carlo-Simulation:                    |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                              Der Erwartungswert beträgt: -0.00012575966763054915.                      |
|                                  Das Risiko beträgt: -0.007141339357542257.                            |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
##########################################################################################################
|                               Naiv: Risikomessung - Varianz-Kovarianz-Methode                          |
##########################################################################################################
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                                    Der VaR beträgt: 0.01271934961859781.                               |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                                    Der CVaR beträgt: 0.01735453473226428.                              |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                          Power-Spektrales Risikomaß bei der Monte-Carlo-Simulation:                    |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                              Der Erwartungswert beträgt: -0.0001257596676305484.                       |
|                                  Das Risiko beträgt: -0.006985851725375298.                            |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
```

1.6 Gegenüberstellung der Verteilungsfunktionen und Risikomaße

Um die Verteilungsfunktionen und die berechneten Risikomaße besser vergleichen zu können, werden diese hier noch einmal zusammengetragen.

```
In [12]: #-----------------------------------------------------------------------
         # Sharpe-Portfolio: Historische Simulation - Plot (Blau)
         hist_sim(sharpe_values_PF, bins)

         #-----------------------------------------------------------------------
         # Sharpe-Portfolio: Varianz-Kovarianz-Methode - Plot (Orange)
         _ = var_co_var_sim(mini_values_PF, maxi_values_PF, bins, mu_sharpe_PF, std_sharpe_PF)

         #-----------------------------------------------------------------------
         # Naive Diversifikation: Historische Simulation - Plot (Grün)
         hist_sim(naiv_values_PF, bins)

         #-----------------------------------------------------------------------
         # Naive Diversifikation: Varianz-Kovarianz-Methode - Plot (Rot)
         _ = var_co_var_sim(mini_values_PF, maxi_values_PF, bins, mu_naiv_PF, std_naiv_PF)

         #-----------------------------------------------------------------------
         # Restliche Einstellungen für die Grafik
         plt.xlabel('Rendite')
         plt.ylabel('Wahrscheinlichkeit')
         blue_patch = mpatches.Patch(color='blue', label='Sharpe - Historische Simulation')
         orange_patch = mpatches.Patch(color='orange', label='Sharpe - Varianz-Kovarianzmethode')
         green_patch = mpatches.Patch(color='green', label='Naiv - Historische Simulation')
         red_patch = mpatches.Patch(color='red', label='Naiv - Varianz-Kovarianzmethode')
         plt.legend(handles=[orange_patch, blue_patch, green_patch, red_patch])
         plt.title('Verteilungsfunktion: Sharpe/Naiv - Historische Simulation versus Varianz-Kovarianz-Methode')
         plt.grid()
         plt.axhline(0, color='black')
         plt.axvline(0, color='black')
         plt.show()

         #-----------------------------------------------------------------------
         # DataFrame Risikomessung: Übersicht
         RM_DataFrame = pd.DataFrame()
         RM_DataFrame['Index'] = ['VaR', 'CVaR', 'P-SRM (Risk)', 'P-SRM (EW)']
         RM_DataFrame['Sharpe + Historisch'] = RM_list[0]
         RM_DataFrame['Naiv + Historisch'] = RM_list[2]
         RM_DataFrame['Sharpe + VarKoVar'] = RM_list[1]
         RM_DataFrame['Naiv + VarKoVar'] = RM_list[3]
         RM_DataFrame = RM_DataFrame.set_index('Index')

         print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
         print('|' + centered('Sharpe Portfolio versus Naive Diversifikation: Risikomessung') + '| ')
         print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
         print(RM_DataFrame)
         print('#' + SCREEN_WIDTH * '-' + '#')
```




```
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
|                        Sharpe Portfolio versus Naive Diversifikation: Risikomessung                    |
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
              Sharpe + Historisch  Naiv + Historisch  Sharpe + VarKoVar  Naiv + VarKoVar
Index
VaR                      0.013025           0.013091           0.013251         0.012719
CVaR                     0.018289           0.018124           0.018294         0.017355
P-SRM (Risk)            -0.006627          -0.007141          -0.007013        -0.006986
P-SRM (EW)               0.000451          -0.000126           0.000451        -0.000126
#--------------------------------------------------------------------------------------------------------#
```

** Hinweis zur Verwendung des modizifierten Quellcodes von Bernard Brenyah zur Bestimmung des Sharpe Portfolios mittels Monte-Carlo Simulation: