Politecnico di Milano

CMST Capital

Report Tecnico
7 Novembre 2019

Alessandra Crucillà
Alessandro Marsico
Valentina Serea
Aurora Trebbi

Contents

1 Introduzione

Dopo l'ultima consegna del 24/10 abbiamo deciso di non modificare più il nostro portafoglio perché, avendo ottimizzato la composizione solo qualche giorno prima della scadenza, essendo l'orizzonte temporale ridotto, non abbiamo potuto analizzare pienamente le performance di tale cambio. Adesso invece, possiamo valutare i risultati del cambio su un periodo più lungo, che va dal 16/10 al 1/11.

2 Composizione Portafoglio e Benchmark

Le composizioni di portafoglio e benchmark rimangono dunque invariate.

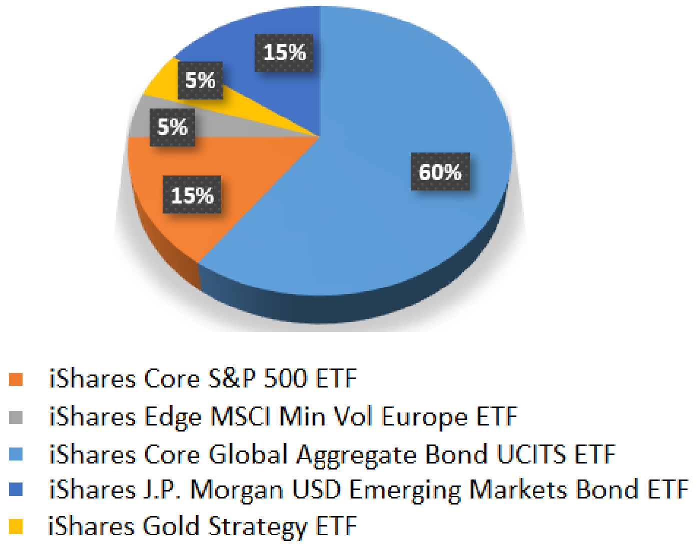

Figure 1: Pesi adottati

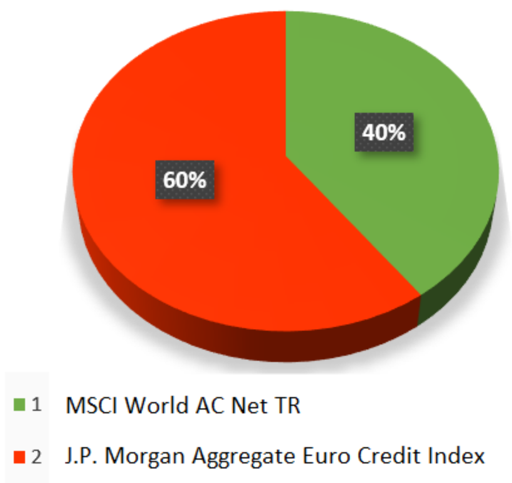

Figure 2: Composizione Benchmark di riferimento

3 Valutazione Analisi di Rischio del Report precedente

Nel report precedente, avevamo deciso di implementare un modello che valutasse la rischiosità del nostro portafoglio. Questo modello ci forniva una stima del VaR (Value At Risk) e delll'ES (Expected Shortfall) rispettivamente a:

- Un giorno
- Una settimana
- Due settimane

utilizzando due livelli di confidenza:

- $\alpha = 0.99$
- $\alpha = 0.95$

Di seguito sono riportati i risultati che erano stati stimati, fissati alla data del 16/10:

	ES1	**VaR1**
99%	40.529,00	33.576,00
95%	25.153,00	16.973,00

Figure 3: Historical Simulation

	ES2	**VaR2**
99%	74.844,00	66.723,00
95%	54.689,00	42.997,00

Figure 4: Statistical Bootstrap and path generation for 7 days ES and VaR

	ES3	**VaR3**
99%	88.046,00	78.179,00
95%	71.823,00	64.278,00

Figure 5: Statistical Bootstrap and path generation for 14 days ES and VaR

Di seguito vengono invece riportati i Profit/Loss che si sono effettivamente verificati (per correttezza bisogna, per la valutazione a un giorno, guardare la variazione a un giorno del 17/10-18/10 a causa dell'implementazione del cambio dei pesi tra il 16 e il 17):

- Un giorno: perdita di circa 10.000 euro.
- Una settimana: profitto di circa 4.000 euro.
- Due settimane: profitto di circa 15.000 euro.

In conclusione quindi possiamo notare come la nostra previsione, attraverso l'utilizzo di VaR ed ES, sia stata pienamente rispettata, anche nel caso più restrittivo in cui si chiedeva il livello del 95%.

4 Multicurrency Performance Attribution

4.1 Approccio Naïve

Considerando che tutti gli ETF su cui abbiamo investito sono valutati in dollari, eccetto uno, abbiamo deciso di approfondire il contributo del cambio della valuta sulle performance del nostro portafoglio. Abbiamo modificato il foglio Excel "Performance" per poter evidenziare meglio questo aspetto.
Per calcolare la differenza tra il rendimento del nostro portafoglio e quello del benchmark, invece di considerare i rispettivi rendimenti nella valuta di base (euro), abbiamo adottato un approccio naïve calcolando separatamente il contributo fornito dai rendimenti locali (quasi tutti in dollari nel nostro caso) e quello dovuto all'esposizione al cambio di valuta, verificando infine che i valori ottenuti coincidessero.
Per poter confrontare adeguatamente ogni asset nella valuta locale con il rispettivo benchmark, abbiamo dovuto suddividere la composizione obbligazionaria del nostro portafoglio, in quanto l'AGGH è valutato in euro e l'EMB in dollari mentre l'indice obbligazionario è in euro.

Il primo step consiste nel calcolare i rendimenti base e locali per ogni tipo:

- Rendimento cambio euro-dollaro per i due periodi con le diverse composizioni (16/9-16/10 e 17/10-1/11):
$$R_{cambio} = \frac{S_{t1}}{S_{t0}} - 1$$
- Rendimento locale dell'i-esima asset class (approssimato):
$$R_{locale}(i) = R_{base}(i) + R_{cambio}$$

Procediamo poi con la "Naïve Currency Attribution" il cui valore approssimato è ottenuto facendo riferimento ai rendimenti base e locale dell'insieme di tutti gli assets e del benchmark con i relativi pesi:
$$NaïveCurrencyAttribution = (R^p_{base} - R^p_{locale}) + (R^b_{base} - R^b_{locale})$$

Nel nostro caso però, essendo entrambi gli indici di riferimento valutati in euro, non apparirà il secondo contributo della somma.
Il contributo di Asset Allocation è invariato rispetto ai rendimenti locali, mentre per lo Stock Picking e l'Interaction Effect basta sostituire il rendimento di base con quello locale.

Il risultato complessivo desiderato sarà dunque la somma di questi contributi:

$$R^p - R^b = AssetAllocation + StockPicking_{locale} + InteractionEffect_{locale} + NaïveCurrencyAttribution$$

4.2 Commenti

Questa estensione della performance attribution ci permette di osservare la componente valutaria.
Dai risultati ottenuti possiamo notare la differenza tra il periodo precedente alla modifica della composizione del portafoglio e quello successivo.

naive currency attribution

W1	W2	Tot
0,05%	-0,41%	-0,367390%

Figure 6: Naïve Currency Attribution

Inizialmente le quote del nostro portafoglio investite in dollari eccedevano quelle valutate in euro ma, come si può vedere dal grafico seguente, tra il 16/09 e il 16/10 non è stata registrata mediamente una decisiva sovra o sub performance del dollaro rispetto all'euro. Per questa ragione il contributo della Naïve Currency Attribution è pari solo allo 0.05%, valore che pur essendo poco significativo assume un valore positivo.

Il grafico mostra l'andamento del cambio nel periodo di gestione del nostro portafoglio.

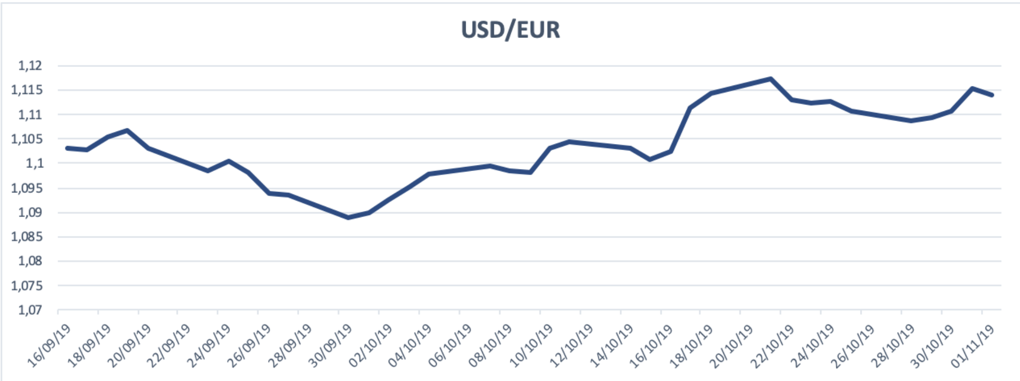

Figure 7: Tasso di cambio

Dopo la modifica dei pesi però questo contributo raggiunge una percentuale negativa più significativa della precedente. Variando la composizione ed aumentando notevolmente il peso dell'AGGH valutato in euro, abbiamo di fatto registrato e reso effettiva una perdita sul cambio perché abbiamo effettuato la transazione con un cambio inferiore rispetto al momento dell'acquisto. Per nostra sfortuna dopo il 16/10 l'andamento del dollaro registra un trend positivo rispetto all'euro e ci fa riflettere sull'errore di timing che abbiamo commesso nella transazione.

Complessivamente l'effetto valutario risulta negativo nella performance (-0.37%) e, in questo contesto, ci permette di valutare in modo sfavorevole la decisione di modifica della composizione che era basata, oltre che sull'ottimizzazione, anche sulla fiducia di una migliore performance dell'euro.

5 Portafoglio Ottimo e Frontiera dei Portafogli

Per il processo di ottimizzazione, nella scorsa consegna, abbiamo usato il risolutore di Excel per ottenere i pesi del portafoglio ottimo.
Vorremmo ora, con l'implementazione MATLAB seguente, fare un'analisi più dettagliata e quindi capire dove questo portafoglio si trovi rispetto alla frontiera efficiente per valutare se la nostra scelta dei pesi sia stata accorta.

5.1 Implementazione MATLAB

Di seguito è possibile vedere il codice utilizzato per l'implementazione:

```
clear all
close all
clc

%% Import Historical Data
data=readtable('project1.xlsx');
head(data, 10)
dates = datenum(data.Date);
benchPrice1 = data.MSCIACWI;
benchPrice2 = data.JPMMAGGIE;
assetNames = data.Properties.VariableNames(2:end-2);
assetPrice = data(:,assetNames).Variables;
assetP = assetPrice./assetPrice(1, :);
benchmarkP1 = benchPrice1 / benchPrice1(1);
benchmarkP2 = benchPrice2 / benchPrice2(1);

% The visualization shows the evolution of all the asset prices normalized
% to start at unity, that is accumulative returns.
figure;
plot(dates,assetP);
hold on;
plot(dates,benchmarkP1,'LineWidth',3,'Color','k');
plot(dates,benchmarkP2,'LineWidth',3,'Color','b');
hold off;
xlabel('Date');
ylabel('Normalized Price');
title('Normalized Asset Prices and Benchmark');
datetick('x');
legend('AGGH','IVV','EUMV','IAUF','EMB','MSCI','JPMMAGGIE','Location','southeast')
grid on;

%% Compute Returns and Risk-Adjusted Returns
benchReturn1 = tick2ret(benchPrice1);
benchReturn2 = tick2ret(benchPrice2);
assetReturn = tick2ret(assetPrice);

benchRetn1 = mean(benchReturn1);
benchRetn2 = mean(benchReturn2);
benchRisk1 =  std(benchReturn1);
benchRisk2 =  std(benchReturn2);
assetRetn = mean(assetReturn);
assetRisk =  std(assetReturn);
scale = size(data,1);

assetRiskR = sqrt(scale) * assetRisk;
benchRiskR1 = sqrt(scale) * benchRisk1;
benchRiskR2 = sqrt(scale) * benchRisk2;
assetReturnR = scale * assetRetn;
benchReturnR1 = scale * benchRetn1;
benchReturnR2 = scale * benchRetn2;

```

```
figure;
scatter(assetRiskR, assetReturnR, 6, 'm', 'Filled');
hold on
scatter(benchRiskR1, benchReturnR1, 6, 'g', 'Filled');
scatter(benchRiskR2, benchReturnR2, 6, 'g', 'Filled');
for k = 1:length(assetNames)
    text(assetRiskR(k) + 0.005, assetReturnR(k), assetNames{k}, 'FontSize', 8);
end
text(benchRiskR1 + 0.005, benchReturnR1, 'Benchmark1', 'Fontsize', 8);
text(benchRiskR2 + 0.005, benchReturnR2, 'Benchmark2', 'Fontsize', 8);
hold off;

xlabel('Risk (Std Dev of Return)');
ylabel('Expected Annual Return');
grid on;

%% Set Up a Portfolio Optimization
p = Portfolio('AssetList',assetNames);
p = setDefaultConstraints(p); % all weights sum to 1, no shorting, and 100% ...
    investment in risky assets
activReturn = assetReturn - 0.4*benchReturn1-0.6*benchReturn2;
pAct = estimateAssetMoments(p,activReturn,'missingdata',false)

%% Compute the Efficient Frontier Using the Portfolio Object
% Compute the mean-variance efficient frontier of 20 optimal portfolios.
% Visualize the frontier over the risk-return characteristics of the individual ...
    assets.
% Furthermore, calculate and visualize the information ratio for each portfolio ...
    along the frontier.

pwgtAct = estimateFrontier(pAct, 20); % Estimate weights
[portRiskAct, portRetnAct] = estimatePortMoments(pAct, pwgtAct); % Get risk and return

% Extract asset moments & names
[assetActRetnDaily, assetActCovarDaily] = getAssetMoments(pAct);
assetActRiskDaily = sqrt(diag(assetActCovarDaily));
assetNames = pAct.AssetList;

% Rescale
assetActRiskAnnual = sqrt(scale) * assetActRiskDaily;
portRiskAnnual  = sqrt(scale) *  portRiskAct;
assetActRetnAnnual = scale * assetActRetnDaily;
portRetnAnnual = scale *  portRetnAct;

figure;
subplot(2,1,1);
plot(portRiskAnnual, portRetnAnnual, 'bo-', 'MarkerFaceColor', 'b');
hold on;

scatter(assetActRiskAnnual, assetActRetnAnnual, 12, 'm', 'Filled');
hold on;
for k = 1:length(assetNames)
    text(assetActRiskAnnual(k) + 0.005, assetActRetnAnnual(k), assetNames{k}, ...
        'FontSize', 8);
end

hold off;

xlabel('Risk (Std Dev of Active Return)');
ylabel('Expected Active Return');
grid on;

subplot(2,1,2);
plot(portRiskAnnual, portRetnAnnual./portRiskAnnual, 'bo-', 'MarkerFaceColor', 'b');
xlabel('Risk (Std Dev of Active Return)');
ylabel('Information Ratio');
```

```
grid on;


%% Perform Information Ratio Maximization Using Optimization Toolbox
objFun = @(targetReturn) -infoRatioTargetReturn(targetReturn,pAct);
options = optimset('TolX',1.0e-8);
[optPortRetn, ¬, exitflag] = fminbnd(objFun,0,max(portRetnAct),options);
[optInfoRatio,optWts] = infoRatioTargetReturn(optPortRetn,pAct);
optPortRisk = estimatePortRisk(pAct,optWts)

opt1Wts=[0.6 0.15 0.05 0.05 0.15]'
opt1PortRisk = estimatePortRisk(pAct,opt1Wts)
opt1PortRetn = estimatePortReturn(pAct,opt1Wts)

%% Plot the Optimal Portfolio
% Rescale
optPortRiskAnnual = sqrt(scale) * optPortRisk;
optPortReturnAnnual = scale * optPortRetn;
opt1PortRiskAnnual = sqrt(scale) * opt1PortRisk;
opt1PortReturnAnnual = scale * opt1PortRetn;
figure;
subplot(2,1,1);

scatter(assetActRiskAnnual, assetActRetnAnnual, 6, 'm', 'Filled');
hold on
for k = 1:length(assetNames)
    text(assetActRiskAnnual(k) + ...
        0.005,assetActRetnAnnual(k),assetNames{k},'FontSize',8);
end
plot(portRiskAnnual,portRetnAnnual,'bo-','MarkerSize',4,'MarkerFaceColor','b');
plot(optPortRiskAnnual,optPortReturnAnnual,'ro-','MarkerFaceColor','r');
plot(opt1PortRiskAnnual,opt1PortReturnAnnual,'go-','MarkerFaceColor','g');
hold off;

xlabel('Risk (Std Dev of Active Return)');
ylabel('Expected Active Return');
grid on;

subplot(2,1,2);
plot(portRiskAnnual,portRetnAnnual./portRiskAnnual,'bo-','MarkerSize',4,'MarkerFaceColor','b');
hold on
plot(optPortRiskAnnual,optPortReturnAnnual./optPortRiskAnnual,'ro-','MarkerFaceColor','r');
plot(opt1PortRiskAnnual,opt1PortReturnAnnual./opt1PortRiskAnnual,'go-','MarkerFaceColor','g');
hold off;

xlabel('Risk (Std Dev of Active Return)');
ylabel('Information Ratio');
title('Information Ratio with Optimal Portfolio');
grid on;


%% Display the Portfolio Optimization Solution
assetIndx = optWts > .001;
results = table(assetNames(assetIndx)', optWts(assetIndx)*100, ...
    'VariableNames',{'Asset', 'Weight'});
disp('Maximum Information Ratio Portfolio:');
disp(results);
fprintf('Max. Info Ratio portfolio has expected active return %0.2f%%\n', ...
    optPortRetn*scale*100);
fprintf('Max. Info Ratio portfolio has expected tracking error of %0.2f%%\n', ...
    optPortRisk*sqrt(scale)*100);
```

Nel grafico seguente viene mostrata l'evoluzione di tutti i prezzi degli ETF e dei benchmark normalizzati, ovvero i rendimenti cumulati:

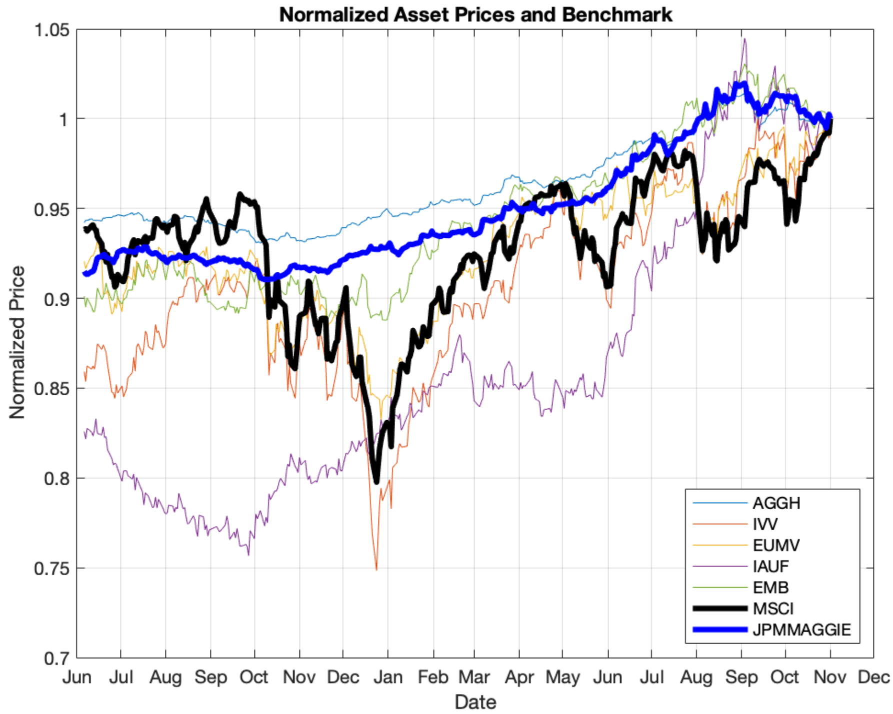

Figure 8: Andamento Assets e benchmark

Fin da subito è evidente che l'AGGH sia stato, nel periodo considerato, l'ETF con il miglior andamento. Questo ci porta, in prima analisi, a pensare di aver fatto bene a investire principalmente in questo asset.

Il grafico seguente invece, riporta il confronto annuale risk-return. Appare immediatamente che l'IVV sia un asset parecchio rischioso senza di contro avere un rendimento elevato che ne giustifichi questa rischiosità; al contrario l'AGGH appare essere l'ETF a più alto rapporto tra rendimento/rischio:

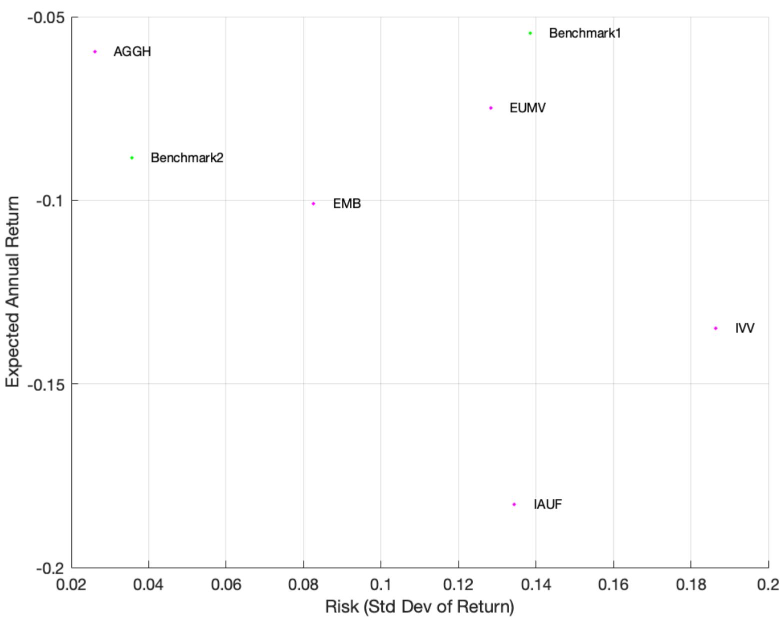

Figure 9: Confronto risk-return Assets e benchmark

Al fine di costruire la frontiera efficiente di media-varianza dei portafogli ottimi contenenti i nostri ETF, abbiamo innanzitutto impostato un problema di ottimizzazione del portafoglio. Poiché l'obiettivo è ottimizzare l'allocazione del portafoglio rispetto a un benchmark, viene calcolato il rendimento attivo di ciascun ETF.
A questo punto si calcola la frontiera efficiente della media-varianza di 20 portafogli ottimali. Inoltre, viene calcolato e plottato l'I.R. per ciascun portafoglio lungo la frontiera.

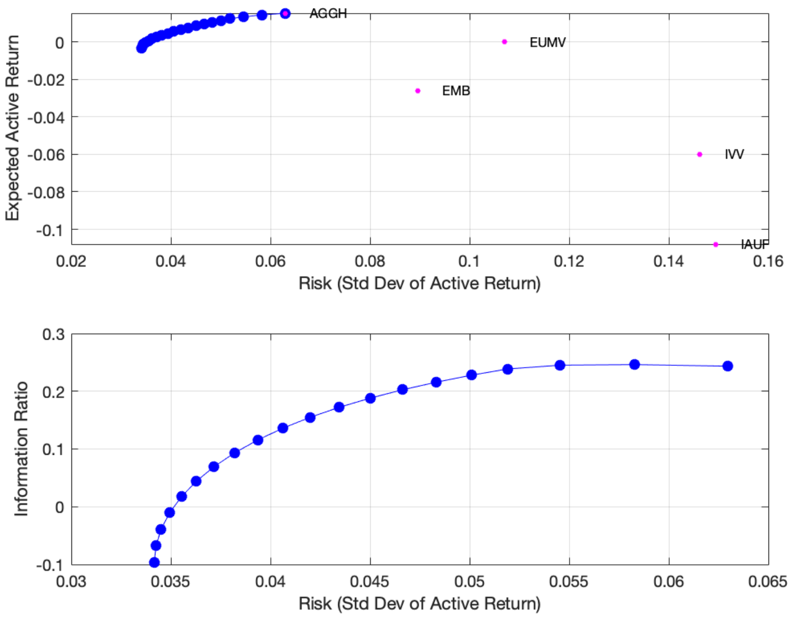

Figure 10: Frontiera ed I.R.

Da questa immagine è subito evidente che un portafoglio costituito solo dall'ETF AGGH sarebbe stato praticamente sulla frontiera. Questo sostiene in maniera solida la nostra intuizione di investire per lo più in questo titolo. Ad ogni modo, il nostro obiettivo rimane massimizzare l'information ratio, quindi avremo comunque bisogno anche di inserire altri ETF, quali per esempio l'EMB, che mantiene tutto sommato un buon rapporto tra ritorno atteso/rischio e può creare correlazione negativa utile a ridurre il peso della volatilità. (infatti questo è il secondo titolo più presente nel nostro portafoglio, dopo l'AGGH).

A questo punto la nostra analisi si focalizza nel determinare dove si trovi il portafoglio da noi implementato rispetto alla frontiera e dove si trovi il portafoglio ottimo restituito da Matlab che sta sulla frontiera e al tempo stesso massimizza l'I.R.. Di seguito è riportato il risultato del processo di ottimizzazione in MATLAB:

```
Maximum Information Ratio Portfolio:
    Asset     Weight
    ______    ______

    'AGGH'    91.796
    'EUMV'    8.2045

Max. Info Ratio portfolio has expected active return 1.41%
Max. Info Ratio portfolio has expected tracking error of 5.71%
```

Figure 11: Portafoglio ottimo MATLAB

Nel grafico seguente possiamo vedere in verde il nostro portafoglio, mentre in rosso quello ottimale, che prevede: quasi 92% in AGGH e circa 8% in EUMV. Notiamo che c'è una differenza sostanziale tra l'I.R. da noi raggiunto e l'I.R. che avremmo avuto con il portafoglio ottimo sulla frontiera:

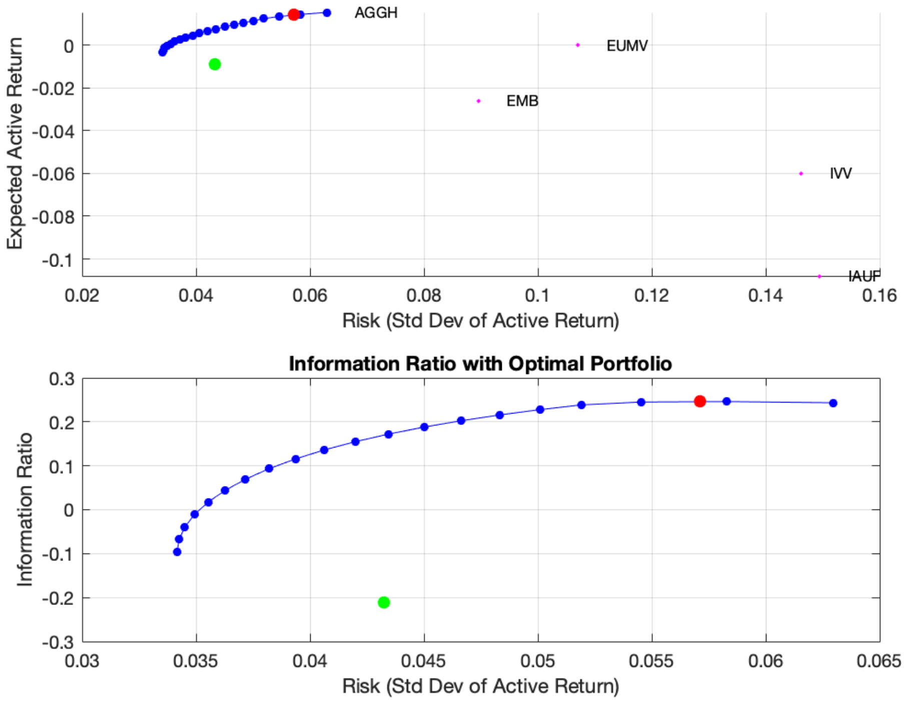

Figure 12: Frontiera portafogli

5.2 Analisi a posteriori

Un'analisi a posteriori quindi, ci porta a dire che avremmo forse dovuto dare più peso alla nostra analisi quantitativa pura optando per questa seconda scelta.
Tuttavia, trattandosi di una scelta radicale (investire solo in due titoli), non ci è sembrato il caso di affidarci totalmente ad una selezione algoritmica pura, ma abbiamo preferito tener conto anche della nostra visione qualitativa sul possibile andamento del mercato.

6 Performance

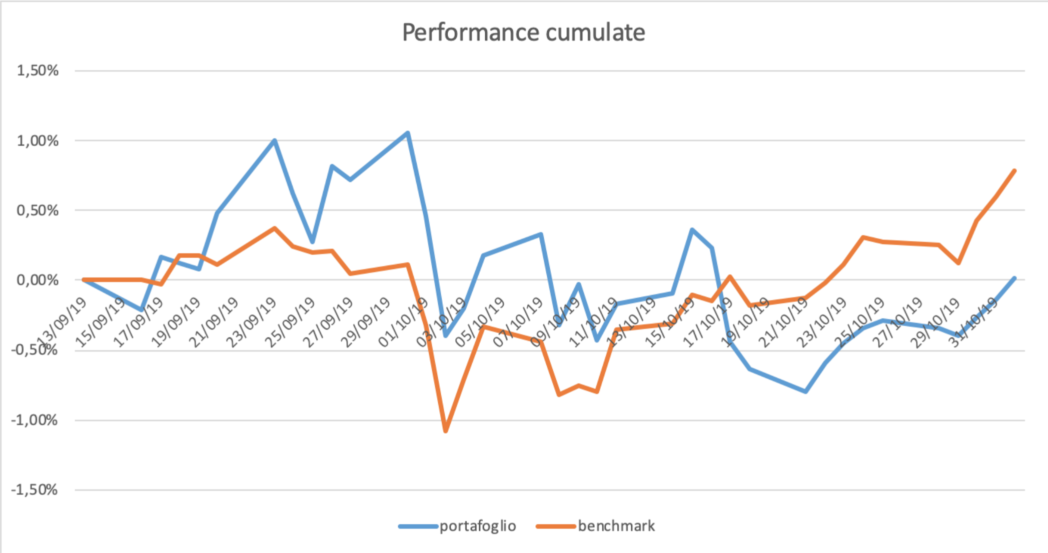

Figure 13: Confronto rendimenti cumulati

Il 17/10, a seguito della modifica della composizione, si registra un significativo calo della performance del portafoglio.
Come abbiamo già visto dall'analisi della Multicurrency Performance Attribution il tasso di cambio ha giocato un ruolo fondamentale e sfavorevole su questo punto di vista.
Se all'inizio investire su ETF valutati in dollari aveva avuto un effetto positivo sui rendimenti, al momento della modifica il tasso di cambio ha avuto un impatto negativo portando il trend del nostro portafoglio sotto al benchmark.

6.1 Information Ratio

Returns Mean	-0,02%
Returns Standard Deviaton	0,0026091
I.R	-0,0832

Figure 14: Information Ratio

Per quanto riguarda il calcolo dell'information ratio, nel periodo in esame abbiamo riscontrato un ulteriore calo, passando da un I.R. di -0.06 a -0.08.

7 Previsione per i Rendimenti Logaritmici

Al fine di implementare un modello quantitativo di forecasting nel breve periodo, abbiamo deciso di utilizzare modelli "Autoregressive" e "Moving Average" sulla serie storica dei rendimenti per poter fare una previsione a 2 giorni riguardo ai possibili valori futuri.

7.1 Modelli per i Rendimenti Logaritmici

Per ciascun ETF del nostro portafoglio, abbiamo costruito e valutato i seguenti modelli:

1. AR(2)
2. AR(3)
3. MA(2)
4. MA(3)
5. ARMA(3,3)

7.1.1 Modello AR(p)

In generale, il modello autoregressivo di ordine p specifica che la variabile in uscita dipende linearmente dai valori delle uscite precedenti.
Matematicamente, è caratterizzato dalla seguente forma:

$$z_t = \sum_{i=1}^{p} \Phi_i z_{t-i} + u_t \tag{1}$$

dove Φ_i sono i coefficienti della regressione lineare della variabile casuale z_t rispetto ai suoi stessi valori passati e u_t è il processo di rumore bianco, che descrive l'errore associato al modello.

7.1.2 Modelli MA(q)

Per quanto riguarda il modello a media mobile (Moving Average) invece, esso è basato sull'ipotesi che la variabile in uscita possa essere modellata come combinazione lineare di rumori bianchi ad istanti precedenti, di conseguenza incorrelati e indipendenti.
La forma matematica di tale modello è la seguente:

$$z_t = u_t - \sum_{i=1}^{q} \omega_i u_{t-i} \tag{2}$$

dove ω_i sono i coefficienti costanti e u_{t-i} sono delle variabili casuali di tipo rumore bianco con media pari a zero.

7.1.3 Modelli ARMA (p,q)

Infine il modello autoregressivo a media mobile, detto anche ARMA, è un tipo di modello matematico lineare che fornisce istante per istante un valore di uscita basandosi sui precedenti valori in entrata e in uscita. In particolare è dato da:

$$z_t = \sum_{i=1}^{p} (-\alpha_i) z_{t-i} + \sum_{i=0}^{q} \omega_i u_{t-i} \tag{3}$$

dove la prima sommatoria viene chiamata autoregressione e la seconda media mobile.

7.2 Stima dei modelli e previsione dei rendimenti - Implementazione Matlab

Di seguito è possibile vedere il codice utilizzato per l'implementazione e l'utilizzo dei modelli di previsione:

```
clear all
close all
clc

%% Importazione Dati
load('projectmyversionS1.mat');

projectmyversionS2 = flipud(projectmyversionS1); %logreturns ordinati dal meno ...
    recente al pi  recente

%% Modelli per i rendimenti logaritmici

modelAR3 = arima(3,0,0);
modelAR4 = arima(4,0,0);

modelMA3 = arima(0,0,3);
modelMA4 = arima(0,0,4);

modelARMA3 = arima(3,0,3);
modelARMA4 = arima(4,0,4);

K = 2; %numero di giorni per cui vogliamo fare previsione

%% Stima dei modelli e forecast per ciascun titolo

for j = 1:5

    EstMdlAR3(j) = estimate(modelAR3,projectmyversionS2(:,j));
    [FAR3(:,j),MSEAR3(:,j)] = forecast(EstMdlAR3(j),K,projectmyversionS2(:,j));

    EstMdlAR4(j) = estimate(modelAR4,projectmyversionS2(:,j));
    [FAR4(:,j),MSEAR4(:,j)] = forecast(EstMdlAR4(j),K,projectmyversionS2(:,j));


    EstMdlMA3(j) = estimate(modelMA3,projectmyversionS2(:,j));
    [FMA3(:,j),MSEMA3(:,j)] = forecast(EstMdlMA3(j),K,projectmyversionS2(:,j));

    EstMdlMA4(j) = estimate(modelMA4,projectmyversionS2(:,j));
    [FMA4(:,j),MSEMA4(:,j)] = forecast(EstMdlMA4(j),K,projectmyversionS2(:,j));

     EstMdlARMA3(j) = estimate(modelARMA3,projectmyversionS2(:,j));
    [FARMA3(:,j),MSEARMA3(:,j)] = forecast(EstMdlARMA3(j),K,projectmyversionS2(:,j));

    EstMdlARMA4(j) = estimate(modelARMA4,projectmyversionS2(:,j));
    [FARMA4(:,j),MSEARMA4(:,j)] = forecast(EstMdlARMA4(j),K,projectmyversionS2(:,j));
end
```

Come si può vedere dal codice, dopo aver costruito i modelli attraverso il comando 'Arima', abbiamo utilizzato il comando Matlab 'Estimate' per poter stimare i parametri necessari all'utilizzo del modello sulla base della serie storica a nostra disposizione.

Dopo aver valutato la bontà dei parametri stimati dai vari modelli, ci siamo resi conto che nemmeno i modelli un po' "più complessi" riuscivano a fornire un stima chiara e attendibile dei parametri.

A titolo di esempio sono riportati di seguito i parametri stimati attraverso il modello ARMA(4,4) per tutti gli assets all'interno del nostro portafoglio. Come si evince dai vari P-Value forniti, nessuno risulta essere inquivocabilmente attendibile. Il parametro decisionale utilizzato per scegliere tra i modelli è stato quello di valutare la significatività dei parametri rispetto ad un valore soglia $\alpha = 0.05$.

ARIMA(4,0,4) Model (Gaussian Distribution):

	Value	StandardError	TStatistic	PValue
Constant	0.00024675	0.00029605	0.83347	0.40458
AR{1}	-0.24759	1.2461	-0.19869	0.84251
AR{2}	0.049946	0.53673	0.093056	0.92586
AR{3}	-0.393	0.54802	-0.71712	0.4733
AR{4}	0.12708	0.76431	0.16627	0.86794
MA{1}	0.31721	1.2498	0.25381	0.79964
MA{2}	0.062755	0.52697	0.11909	0.90521
MA{3}	0.47554	0.45029	1.0561	0.29093
MA{4}	-0.060869	0.76491	-0.079577	0.93657
Variance	1.8437e-06	3.3185e-07	5.5558	2.7641e-08

Figure 15: ARMA(4,4) AGGH

ARIMA(4,0,4) Model (Gaussian Distribution):

	Value	StandardError	TStatistic	PValue
Constant	0.00043604	0.00026203	1.6641	0.096095
AR{1}	0.34359	0.21268	1.6155	0.10619
AR{2}	-0.52103	0.20263	-2.5714	0.01013
AR{3}	-0.018978	0.22357	-0.084886	0.93235
AR{4}	0.36236	0.18925	1.9147	0.055532
MA{1}	-0.33282	0.19696	-1.6898	0.091073
MA{2}	0.40987	0.20141	2.035	0.041846
MA{3}	0.027517	0.21542	0.12774	0.89836
MA{4}	-0.53954	0.18344	-2.9412	0.0032696
Variance	1.8781e-05	1.1017e-06	17.047	3.6487e-65

Figure 16: ARMA(4,4) EMB

ARIMA(4,0,4) Model (Gaussian Distribution):

	Value	StandardError	TStatistic	PValue
Constant	0.0002448	0.00028624	0.85523	0.39242
AR{1}	0.48162	0.63537	0.75801	0.44844
AR{2}	-0.48848	0.73575	-0.66393	0.50674
AR{3}	-0.019982	0.74315	-0.026887	0.97855
AR{4}	0.38639	0.49337	0.78316	0.43353
MA{1}	-0.57151	0.62521	-0.9141	0.36066
MA{2}	0.50215	0.7772	0.64611	0.51821
MA{3}	0.035287	0.80045	0.044085	0.96484
MA{4}	-0.50084	0.52998	-0.94502	0.34465
Variance	4.4813e-05	2.8134e-06	15.929	4.0112e-57

Figure 17: ARMA(4,4) EUMV

ARIMA(4,0,4) Model (Gaussian Distribution):

	Value	StandardError	TStatistic	PValue
Constant	4.1973e-05	1.0447e-05	4.0178	5.8739e-05
AR{1}	0.58333	0.22685	2.5715	0.010126
AR{2}	-0.41151	0.15564	-2.644	0.0081932
AR{3}	0.92556	0.12102	7.6478	2.0445e-14
AR{4}	-0.1374	0.20887	-0.65783	0.51065
MA{1}	-0.77317	0.21498	-3.5965	0.00032258
MA{2}	0.49498	0.17395	2.8456	0.0044333
MA{3}	-1	0.13724	-7.2866	3.1796e-13
MA{4}	0.27819	0.19826	1.4031	0.16058
Variance	4.7671e-05	3.0323e-06	15.721	1.0848e-55

Figure 18: ARMA(4,4) IAUF

ARIMA(4,0,4) Model (Gaussian Distribution):

	Value	StandardError	TStatistic	PValue
Constant	4.2304e-05	2.5362e-05	1.668	0.095322
AR{1}	0.45574	0.071191	6.4016	1.5377e-10
AR{2}	-0.12773	0.093861	-1.3609	0.17355
AR{3}	-0.26913	0.095703	-2.8121	0.0049219
AR{4}	0.84918	0.069906	12.148	5.9095e-34
MA{1}	-0.46906	0.061985	-7.5674	3.8084e-14
MA{2}	0.079533	0.080409	0.9891	0.32261
MA{3}	0.33324	0.082398	4.0442	5.2498e-05
MA{4}	-0.9437	0.061081	-15.45	7.5254e-54
Variance	9.2318e-05	5.6988e-06	16.2	5.0777e-59

Figure 19: ARMA(4,4) IVV

7.3 Analisi dei risultati ottenuti

Come abbiamo visto, il nostro modello econometrico non è stato capace di soddisfare l'attendibilità richiesta per poter fare forecasting sull'andamento del titolo. Quali sono le cause ?

- **Code di distribuzione lunghe**: la distribuzione dei log-return in generale non possiede code molto più lunghe di quelle di una distribuzione normale. Questo tipo di fenomeno incide sulla nostra modellizzazione ARMA, proprio per questo sarebbe infatti più appropriato utilizzare modelli più complessi di modellizzazione di serie storiche non-lineari quali modelli ARCH/GARCH

- **Asimmetria nella distribuzione**: i modelli ARMA non sono adatti a stimare serie storiche la cui distribuzione risulta essere asimmetrica. In questo caso sarebbe più affidabile stimare modelli GARCH(p,q) non simmetrici.

- **Volatility clustering**: di base è evidente che i log-return, essendo basati sull'andamento dei prezzi, presentino dei fenomeni di volatility clustering. I modelli ARCH/GARCH riescono a intercettare aquesto tipo di fenomeno, cosa che non riescono a fare i modelli ARMA.

References

[1] Articoli https://www.wallstreetitalia.com

[2] https://www.blackrock.com/americas-offshore/products/product-list!type=isharestab=overviewview=list

[3] https://www.ft.com

[4] https://www.ilsole24ore.com

[5] https://www.morningstar.com

[6] https://it.finance.yahoo.com

[7] http://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1114890/FULLTEXT02

[8] https://www.mathworks.com/help/finance/examples/portfolio-optimization-against-dow-benchmark.html