

Corso di laurea in
L41 - STATISTICA E BIG DATA

Insegnamento di
PROGRAMMAZIONE PER LA STATISTICA E I BIG DATA

**STUDIO E ANALISI DEGLI EFFETTI DELLA CRISI FINANZIARIA DEL 2008
SULLE AZIONI DELLE PRINCIPALI BANCHE AMERICANE ED ITALIANE**

RELATORE:

Ch.mo Prof.re/ssa Loconsole Claudio

CANDIDATO:

GIUSEPPE ARGENTIERI
Matricola:0412100063

Anno Accademico
2021/2022

Sommario

INTRODUZIONE	2
CONTESTO STORICO	2
OBIETTIVI E METODO DI LAVORO	5
ANALISI DEI DATI.....	6
DATASET	6
ANALISI ESPLORATIVA DEI DATI.....	11
ANALISI SUI RENDIMENTI.....	25
ANALISI DI CORRELAZIONE	33
CONCLUSIONI.....	40
RIFERIMENTI	40

INTRODUZIONE

Al giorno d'oggi uno dei settori in maggior sviluppo è di sicuro quello dell'informatica e con l'incremento delle capacità di calcolo aumentano considerevolmente anche i possibili utilizzi.

Uno di questi è di sicuro la "Data Analytics", ossia l'insieme delle tecniche utilizzate per analizzare i dati al fine di migliorare la produttività e i guadagni aziendali. I dati possono essere estratti da varie fonti, quindi vengono puliti e categorizzati per analizzare vari modelli comportamentali o per descrivere al meglio fenomeni storici.

Conseguentemente l'analisi esplorativa dei dati diventa una parte essenziale del ciclo di sviluppo di un qualsiasi progetto aziendale.

Allo stesso tempo può rivelarsi un interessante mezzo per descrivere gli effetti di alcuni accadimenti storici. Un avvenimento molto rilevante e recente inerente al mondo dell'economia e della finanza è di sicuro la crisi finanziaria avvenuta nel 2008. A tal proposito, in questo elaborato, verranno analizzati i dati storici di mercato delle più importanti banche americane ed italiane in modo da valutare gli effetti della crisi finanziaria sulle banche stesse.

CONTESTO STORICO

La crisi finanziaria del 2007-2008 ha avuto uno sviluppo graduale. Nell'estate del 2007 i mercati finanziari di tutto il mondo mostravano segnali per cui la resa dei conti sembrava imminente a causa di un'abbuffata di credito a buon mercato durata anni. Due fondi comuni di investimento della banca Bear Stearns erano falliti, la banca BNP Paribas avvertiva gli investitori che avrebbero potuto non essere in grado di prelevare denaro da tre dei suoi fondi e la banca britannica Northern Rock stava per richiedere finanziamenti di emergenza dalla Bank of England.

Eppure, nonostante i segnali di allarme, pochi investitori sospettavano che la peggiore crisi degli ultimi otto decenni stesse per travolgere il sistema finanziario globale, mettendo in ginocchio i colossi di Wall Street e innescando la Grande Recessione. È stato un epico crollo finanziario ed economico che è costato a molte persone comuni il lavoro, i risparmi di una vita, la casa o tutti e tre.

I semi della crisi finanziaria sono stati piantati durante anni di tassi di interesse bassissimi e standard di prestito allentati che hanno alimentato una bolla dei prezzi delle case negli Stati Uniti e altrove.

Cominciò, come al solito, con buone intenzioni. Di fronte allo scoppio della bolla delle dot-com, una serie di scandali contabili aziendali e agli attacchi terroristici dell'11 settembre, la Federal Reserve abbassò il tasso sui fondi federali dal 6,5% nel maggio 2000 all'1% nel giugno 2003.

L'obiettivo era quello di rilanciare l'economia mettendo denaro a disposizione delle imprese e dei consumatori a prezzi stracciati.

Il risultato fu una spirale al rialzo dei prezzi delle case poiché i mutuatari approfittarono dei bassi tassi ipotecari.

Anche i mutuatari subprime, quelli con una storia creditizia scarsa o assente, furono in grado di realizzare il sogno di acquistare una casa.

Le banche poi alienarono quei prestiti alle banche di Wall Street che li etichettarono in quelli che furono venduti come strumenti finanziari a basso rischio in qualità di titoli garantiti da ipoteca e obbligazioni di debito garantite (CDO). Ben presto si sviluppò un grande mercato secondario per la creazione e la distribuzione di prestiti subprime.

Alimentando una maggiore assunzione di rischio tra le banche la Securities and Exchange Commission (SEC) nell'ottobre 2004 allentò i requisiti patrimoniali netti per cinque banche di investimento: Goldman Sachs, Merrill Lynch, Lehman Brothers, Bear Stearns e Morgan Stanley. Ciò li rese liberi di sfruttare i loro investimenti iniziali fino a 30 volte o addirittura 40 volte.

Alla fine i tassi di interesse iniziarono a salire e la proprietà della casa raggiunse un punto di saturazione. La Fed iniziò ad aumentare i tassi nel giugno 2004 e due anni dopo il tasso sui fondi federali raggiunse il 5,25%, dove rimase fino all'agosto 2007.

Nel 2004 la proprietà della casa negli Stati Uniti raggiunse il picco del 69,2% e successivamente, all'inizio del 2006, i prezzi delle case cominciarono a scendere. Ciò causò enormi difficoltà a molti americani: le loro case valevano meno di quanto le pagavano, non potevano vendere quest'ultime senza dover prima estinguere i debiti con i loro finanziatori e, nel caso di mutui a tasso variabile, i loro costi aumentavano mentre il valore delle loro abitazioni diminuiva. I mutuatari subprime più vulnerabili erano bloccati con mutui che non potevano permettersi e che avevano precedentemente contratto.

All'inizio del 2007, un creditore subprime dopo l'altro presentò istanza di fallimento. Nei mesi di febbraio e marzo più di 25 istituti di credito subprime fallirono. Ad aprile il fondo di investimento New Century Financial, specializzato in prestiti subprime, presentò istanza di fallimento e licenziò metà della sua forza lavoro.

A giugno, la banca di investimento Bear Stearns interruppe i rimborsi in due dei suoi hedge fund, spingendo l'altra banca di investimento Merrill Lynch a sequestrare \$ 800 milioni di attività dai fondi.

Tuttavia questi erano solo piccoli avvertimenti rispetto a ciò che sarebbe accaduto nei mesi a venire.

Nell'agosto 2007 era diventato evidente che i mercati finanziari non potevano risolvere la crisi dei subprime e che i problemi si stavano riverberando ben oltre i confini degli Stati Uniti.

Il mercato interbancario, che fa muovere il denaro in tutto il mondo, si era bloccato completamente, in gran parte a causa della paura dell'ignoto. L'istituto bancario Inglese Northern Rock dovette rivolgersi alla Banca d'Inghilterra per un finanziamento di emergenza a causa di un problema di liquidità. Nell'ottobre 2007, la banca svizzera UBS divenne la prima grande banca ad annunciare perdite per 3,4 miliardi di dollari da investimenti legati ai subprime.

Nei mesi successivi, la Federal Reserve e altre banche centrali avrebbero intrapreso un'azione coordinata per fornire prestiti per miliardi di dollari ai mercati del credito globali, i quali si stavano fermando con il calo dei prezzi delle attività. Nel frattempo, le istituzioni finanziarie faticavano a valutare il valore dei trilioni di dollari di titoli garantiti da ipoteca, ormai tossici, che erano rimasti sui loro libri contabili.

Nell'inverno del 2008, l'economia statunitense era in piena recessione e, mentre continuavano le difficoltà di liquidità delle istituzioni finanziarie, i mercati azionari di tutto il mondo stavano crollando di più rispetto al periodo degli attacchi terroristici dell'11 settembre.

Nel gennaio 2008, la Fed tagliò il suo tasso di riferimento di tre quarti di punto percentuale, il suo più grande taglio in un quarto di secolo, nel tentativo di rallentare il crollo economico.

Le cattive notizie continuavano ad arrivare da tutte le parti. A febbraio, il governo britannico era stato costretto a nazionalizzare la Northern Rock.

A marzo la banca d'affari globale Bear Stearns, un pilastro di Wall Street che risale al 1923, crollò e fu acquisita da JPMorgan Chase ad un costo bassissimo.

Nell'estate del 2008 IndyMac Bank divenne una delle più grandi banche mai fallite negli Stati Uniti e i due maggiori finanziatori di case del paese, Fannie Mae e Freddie Mac, furono sequestrati dal governo statunitense.

Eppure il crollo della venerabile banca di Wall Street Lehman Brothers a settembre segnò il più grande fallimento nella storia degli Stati Uniti e per molti è diventato un simbolo della devastazione causata dalla crisi finanziaria globale. Quello stesso mese i mercati finanziari erano in caduta libera con i principali indici statunitensi che subivano alcune delle peggiori perdite mai registrate. La Fed, il Dipartimento del Tesoro, la Casa Bianca e il Congresso lottarono per proporre un piano globale per fermare l'emorragia e ripristinare la fiducia nell'economia.

Detto questo, più di 500 banche fallirono tra il 2008 e il 2015, rispetto a un totale di 25 nei sette anni precedenti secondo la Federal Reserve di Cleveland.

La maggior parte erano piccole banche regionali e tutte furono acquisite da altre banche insieme ai conti dei loro depositanti.

Per quanto riguarda le più grandi banche, tra cui JPMorgan Chase, Goldman Sachs, Bank of America e Morgan Stanley, tutte erano, notoriamente, troppo grandi per fallire. Presero i soldi del salvataggio, rimborsarono il governo e risorsero più grandi che mai dopo la recessione.

Anche il sistema bancario italiano, nel 2008, risentì della crisi sui mercati finanziari internazionali.

L'indebitamento del settore privato nel 2008 in Italia era inferiore a quello osservato in paesi come l'Inghilterra, la Svizzera o l'America. Per le imprese non finanziarie Italiane il rapporto fra debiti finanziari e prodotto era pari al 75%, circa 12 punti percentuali in meno della media europea. Per le famiglie i debiti finanziari rappresentavano il 49% del reddito disponibile, contro il 90% dell'area dell'euro e il 150% circa del Regno Unito e degli Stati Uniti.

I profitti delle principali banche Italiane, pur rallentando, erano rimasti positivi nei primi nove mesi del 2008.

Tutto questo congiuntamente alla ridotta incidenza nei bilanci delle banche italiane delle operazioni più esposte alla crisi finanziaria internazionale (come i mutui subprime) conduce a diverse riflessioni.

La prima è che le banche italiane in una fase iniziale hanno sofferto in termini di riduzione dei valori azionari a causa della correlazione dei titoli bancari nel mercato finanziario. Per fare una metafora, è come se avessero subito le conseguenze di un terremoto con epicentro a New York.

Negli anni successivi non sono riuscite a rispondere bene a questo drop di valore azionario causato dalla crisi per un contesto macroeconomico sfavorevole.

Tra il 2010 e il 2012 il mercato ha iniziato a temere che l'Italia non fosse più capace di rimborsare il suo debito pubblico. Questa crisi di sfiducia ha finito col travolgere anche chi, di questo immenso debito, è il principale acquirente: le banche italiane appunto.

OBIETTIVI E METODO DI LAVORO

L'obiettivo principale di questo lavoro di tesi è quello di condurre delle analisi sulle principali banche Italiane e Americane nel periodo compreso tra il 2006 e il 2016 in modo tale da osservare il loro comportamento precedentemente, durante e successivamente la crisi del 2008.

Gli obiettivi delle analisi sono i seguenti:

- effettuare uno studio esplorativo dei dati, ricercare le cause dei risultati numerici ottenuti e formulare delle osservazioni in base a queste ultime. L'obiettivo, in questo caso, sarà dunque cercare di estrapolare informazioni utili al fine di condurre una lettura interessante da un punto di vista economico e finanziario;
- non soffermarsi solo sul valore delle azioni, ma effettuare anche delle indagini sulla variazione percentuale del valore stesso al fine di trarre delle conclusioni interessanti sui rendimenti finanziari. In tal caso, l'obiettivo consisterà nell'individuazione di eventuali dipendenze nel mercato finanziario relativamente alle banche considerate, cioè si cercherà di rilevare come variano i rendimenti tra loro;
- effettuare anche uno studio sulla correlazione dei valori azionari delle banche al fine di osservare in che misura variano insieme. In questa sezione saranno svolte delle indagini sulla correlazione delle banche Americane e delle banche Italiane, ricercando le relative cause e relazionando i risultati con quelli della dipendenza dei rendimenti precedentemente ottenuti. L'obiettivo, in questa sezione, sarà dimostrare la presenza di correlazione, nel periodo considerato, tra le banche Americane e quelle Italiane.

ANALISI DEI DATI

Nell'era moderna una delle risorse più preziose è sicuramente rappresentata dai dati. Giornalmente diffondiamo nel web quantità spropositate di dati che spesso vengono utilizzate dalle aziende per profilare e poter trarre il massimo guadagno dalle future operazioni di mercato.

Naturalmente per fare ciò è necessario avere un database che sia pulito, organizzato ed affidabile. Spesso questi dati non sono disponibili ai comuni utenti del web, tuttavia esistono delle raccolte disponibili a tutti.

Un esempio tra i più rilevanti è sicuramente rappresentato dal provider **Yahoo**, il quale nella sua sezione *finance* rende disponibili gli storici dei valori di mercato delle più grandi società quotate in borsa. Questi dati saranno usati al fine di creare l'oggetto di analisi dello studio, cioè i dataset.

DATASET

Poiché il presente lavoro di tesi è improntato sull'analisi esplorativa dei valori azionari delle principali banche Italiane e Americane, verranno analizzati nel dettaglio i suddetti valori nel periodo della crisi finanziaria avvenuta nell'intorno del 2008.

I dati su cui è stato svolto il lavoro di tesi avranno come fonte *Yahoo finance* e l'intervallo di tempo delle analisi intercorre tra gennaio 2006 e gennaio 2016 in quanto si vuole indagare anche sugli effetti della crisi stessa.

Nel dettaglio le banche prese in analisi sono rispettivamente:

1. Banche americane
 - [Bank of America](#)
 - [Citigroup](#)
 - [Goldman Sachs](#)
 - [JPMorgan Chase](#)
 - [Morgan Stanley](#)
 - [Wells Fargo](#)
2. Banche italiane:
 - [Unicredit](#)
 - [Montepaschi di Siena](#)
 - [Intesa SanPaolo](#)
 - [Banco Bpm](#)
 - [Banca Popolare di Sondrio](#)

Per l'intera analisi dei dati, incluso il recupero dei dati per la creazione dei dataset su cui effettuare l'analisi, il linguaggio di programmazione selezionato per il numero di librerie disponibili nel campo della *Data Analysis* è stato Python. Il primo modulo di Python utilizzato per il recupero dei dati e la creazione dei dataset è stato *Pandas*. *Pandas*, infatti, è il modulo di Python più utilizzato per la gestione dei dataframe poiché consente di importare dati e manipolare gli stessi con una moltitudine di metodi che rendono più semplice l'analisi stessa.

Come verrà mostrato a breve, sono stati applicati diversi metodi appartenenti a questo modulo per arrivare alla formazione dei dataset delle banche Italiane e Americane.

In questo lavoro di tesi si considerano, infatti, due dataset, quello relativo alle azioni delle banche Italiane e quello relativo alle azioni delle banche Americane. Tali dataset costituiranno l'oggetto di analisi dello studio.

In Figura 1 si riporta il codice del procedimento relativo alla creazione dei dataset. Segue l'illustrazione del codice riga per riga per una maggiore chiarezza del procedimento seguito.

```
from pandas_datareader import data, wb
import pandas as pd
import numpy as np
import datetime
%matplotlib inline
start = datetime.datetime(2006, 1, 1)
end = datetime.datetime(2016, 1, 1)

# Bank of America
BAC = data.DataReader("BAC", 'yahoo', start, end)
# CitiGroup
C = data.DataReader("C", 'yahoo', start, end)
# Goldman Sachs
GS = data.DataReader("GS", 'yahoo', start, end)
# JPMorgan Chase
JPM = data.DataReader("JPM", 'yahoo', start, end)
# Morgan Stanley
MS = data.DataReader("MS", 'yahoo', start, end)
# Wells Fargo
WFC = data.DataReader("WFC", 'yahoo', start, end)

tickers = ['BAC', 'C', 'GS', 'JPM', 'MS', 'WFC']
bank_stocks = pd.concat([BAC, C, GS, JPM, MS, WFC], axis=1, keys=tickers)
bank_stocks.columns.names = ['Bank Ticker', 'Stock Info']

#UCG.MI unicredit
UC = data.DataReader("UCG.MI", 'yahoo', start, end)
#BMPS.MI montepaschi di Siena
BMPS = data.DataReader("BMPS.MI", 'yahoo', start, end)
#ISP.MI Intesa SanPaolo
ISP = data.DataReader("ISP.MI", 'yahoo', start, end)
#Banco Bpm. BAMI.MI
BAMI = data.DataReader("BAMI.MI", 'yahoo', start, end)
#Banca Popolare di Sondrio S.p.A (BPSO.MI)
BPSO = data.DataReader("BPSO.MI", 'yahoo', start, end)

#yahoo finance in questo caso ci riporta i valori delle azioni
#della banca Montepaschi di Siena con quattro zero aggiuntivi
BMPS['Close'] = BMPS['Close'].apply(lambda x : x/10000)

ita_tickers = ['BAMI', 'BMPS', 'BPSO', 'ISP', 'UC']
ita_bank_stocks = pd.concat([BAMI, BMPS, BPSO, ISP, UC], axis=1, keys=ita_tickers)
ita_bank_stocks.columns.names = ['Bank Ticker', 'Stock Info']
```

Figura 1 – Processo relativo alla creazione dei dataset

Al fine di reperire i dati direttamente dal web ed importarli in un dataframe è stato usato il modulo *Pandas_datareader*.

Per ogni banca selezionata è stato, dunque, scaricato un dataframe dalla fonte ‘yahoo finance’ attraverso il modulo appena citato.

Prendendo come esempio il dataframe riguardo la banca *Montepaschi di Siena*, il rispettivo dataframe sarà importato con la seguente riga di codice:

```
BMPS = data.DataReader("BMPS.MI", 'yahoo', start, end)
```

dove "BMPS.MI" è la stringa relativa al codice identificativo della banca (Montepaschi nel caso di esempio), ‘yahoo’ è la fonte, start e end sono delle variabili relative al periodo iniziale e finale dell’analisi (rispettivamente gennaio 2006 e gennaio 2016 nell’esempio).

Per ottenere il dataset delle banche Italiane è stata eseguita un’unione delle colonne dei dataframe delle singole banche attraverso il metodo ‘Concat’ del modulo pandas:

```
ita_bank_stocks = pd.concat([BAMI, BMPS, BPSO, ISP, UC], axis=1, keys= ['BAMI', 'BMPS', 'BPSO', 'ISP', 'UC'])
```

Questo metodo è attuato con la variabile ‘axis = 1’ poiché stiamo unendo le colonne dei vari dataframe. Queste vengono unite in base ad una corrispondenza dell’indice, ovvero il campo che consente di identificare ogni singola riga e che, conseguentemente, si può considerare come una sorta di chiave primaria o il campo che spiega la granularità del dataframe. Nel caso in esame, l’indice è costituito dal campo delle date, in quanto ad ogni riga corrisponde una data diversa. Si noti che, nel comando precedente attraverso la variabile keys, sono stati assegnati i codici identificativi delle banche al fine di associare i prezzi con la relativa banca.

Questo comporta che nel dataframe utilizzato sono presenti due livelli gerarchici nelle colonne: il primo livello della gerarchia, infatti, è rappresentato dai vari codici identificativi delle banche, mentre il secondo livello dai diversi prezzi delle azioni. Per comprendere i codici Python successivi occorre ricordare che il primo livello delle colonne è stato rinominato ‘Bank Ticker’ e il secondo livello ‘Stock Info’ attraverso il seguente codice:

```
ita_bank_stocks.columns.names = ['Bank Ticker', 'Stock Info']
```

Lo stesso procedimento è stato eseguito anche sul dataset Americano. Inoltre, il nome assegnato alla variabile a cui questo dataset punta è ‘bank_stocks’, mentre la variabile relativa a quello Italiano è ‘ita_bank_stocks’.

Nella naming convention adottata si usa il prefisso ‘ita_’ per tutti gli oggetti che riguardano le banche Italiane e nessun prefisso per quelle Americane (avendo assegnato i nomi delle variabili in lingua inglese).

Una volta importati i dataset è possibile esplorarne i dati al loro interno. La prima analisi consiste nell’ispezione delle colonne che “yahoo finance” fornisce. Ciascuno dei due dataset si compone di sei colonne:

1. **Open:** valore del prezzo dell'azione all'apertura del mercato;
2. **High:** valore del prezzo dell'azione più alto registrato durante la giornata;
3. **Low:** valore del prezzo dell'azione più basso registrato durante la giornata;
4. **Close:** valore del prezzo dell'azione alla chiusura del mercato;
5. **Adj Close:** valore del prezzo di chiusura della giornata dopo gli aggiustamenti per tutti i frazionamenti e le distribuzioni di dividendi applicabili;
6. **Volume:** numero di azioni scambiate durante la giornata presa in esame.

Una seconda analisi preliminare consiste nell'accertarsi che i dati su cui verranno effettuate le analisi siano del giusto tipo e per procedere con questo tipo di analisi si utilizza l'attributo *dtypes* di un dataframe:

```

ita_bank_stocks.dtypes

Bank Ticker  Stock Info
BAMI        High      float64
            Low       float64
            Open      float64
            Close     float64
            Volume    float64
            Adj Close  float64
BMP5        High      float64
            Low       float64
            Open      float64
            Close     float64
            Volume    float64
            Adj Close  float64
BPSO        High      float64
            Low       float64
            Open      float64
            Close     float64
            Volume    float64
            Adj Close  float64
ISP         High      float64
            Low       float64
            Open      float64
            Close     float64
            Volume    float64
            Adj Close  float64
UC          High      float64
            Low       float64
            Open      float64
            Close     float64
            Volume    float64
            Adj Close  float64
dtype: object

```

Figura 2 - Tipi di dato all'interno dei dataset

Si può osservare che la tipologia di dato è quella corretta in quanto la colonna 'Close' su cui baseremo la nostra analisi (relativa spiegazione nel prossimo

paragrafo) è un float64 per ogni banca considerata. Si verifica lo stesso anche nel dataset delle banche statunitensi.

Una volta verificata la correttezza dei tipi di dato è possibile proseguire con l'analisi esplorativa dei dati.

Per maggiore chiarezza, in Figura 3 si riportano le prime cinque e le ultime cinque righe del dataset italiano.

Bank Ticker	BAMI						BMPS						ISP					
Stock Info	High	Low	Open	Close	Volume	Adj Close	High	Low	Open	Close		Open	Close	Volume				
Date																		
2006-01-02	61.236290	60.542278	61.236290	60.828049	288672.0	42.959240	848823.4375	839153.3125	842913.9375	84.774900	...	4.190035	4.215741	8582965.0				
2006-01-03	63.277500	60.338158	60.664749	63.277500	979726.0	44.689140	854733.0000	842376.6875	846137.3125	84.828625	...	4.218078	4.199383	20378208.0				
2006-01-04	63.930687	62.869259	63.277500	63.359146	681839.0	44.746803	855270.2500	839690.5625	855270.2500	85.312131	...	4.218078	4.260142	23735830.0				
2006-01-05	63.726566	63.073380	63.522446	63.277500	563978.0	44.689140	859568.0625	842376.6875	853121.3125	85.097238	...	4.255468	4.183024	21136387.0				
2006-01-06	65.563652	63.155025	63.522446	65.563652	742152.0	46.303711	849897.9375	841302.2500	848823.4375	84.345119	...	NaN	NaN	NaN				
...				
2015-12-23	9.600681	9.333583	9.370680	9.571003	2245693.0	7.925231	12550.0000	12100.0000	12110.0000	1.247000	...	3.118000	3.090000	65743343.0				
2015-12-28	9.637778	9.511648	9.556165	9.593262	873514.0	7.943663	12900.0000	12490.0000	12530.0000	1.252000	...	3.082000	3.074000	36591713.0				
2015-12-29	9.674875	9.519068	9.615520	9.615520	1139220.0	7.962093	12640.0000	12350.0000	12580.0000	1.248000	...	3.090000	3.132000	49548076.0				
2015-12-30	9.615520	9.504229	9.556165	9.504229	1155457.0	7.869940	12520.0000	12320.0000	12420.0000	1.232000	...	3.116000	3.088000	48024505.0				
2015-12-31	9.504229	9.504229	9.504229	9.504229	0.0	7.869940	12320.0000	12320.0000	12320.0000	1.232000	...	3.088000	3.088000	0.0				

2537 rows × 30 columns

Figura 3 – Prime ed ultime 5 righe del dataset delle banche Italiane

Sempre con riferimento alla Figura 3, nei riquadri blu è possibile osservare i livelli gerarchici relativi alle colonne (“Bank Ticker” e “Stock Info”), mentre in basso l’indice delle date relativo alle righe. Nei riquadri rossi sono riportati i valori del primo livello gerarchico delle colonne (“Bank Ticker”), ovvero i codici identificativi delle banche che sono stati assegnati in fase di creazione del dataset, mentre nell’intestazione sottostante i valori relativi al secondo livello, cioè le colonne fornite da Yahoo finance spiegate precedentemente. Per il Dataset Americano sono presenti gli stessi criteri.

È doveroso menzionare, inoltre, che si sono presentati dei problemi con la fonte Yahoo Finance per quanto concerne i Prezzi di chiusura dei titoli azionari della Montepaschi di Siena poiché riportavano sistematicamente quattro zeri in più nella parte meno significativa del numero.

Come è possibile notare nella Figura 1, infatti, ogni valore del Closing Price riferito alla Montepaschi viene diviso per 10.000.

ANALISI ESPLORATIVA DEI DATI

Per quanto riguarda sia l'analisi esplorativa, sia le analisi riportate nei paragrafi successivi, è stato selezionato il *Closing Price* (*Prezzo di chiusura*), cioè l'ultimo prezzo al quale un titolo viene scambiato durante il normale giorno di negoziazione. Il *Closing Price* è, infatti, il benchmark standard utilizzato dagli investitori per monitorare le performance nel tempo. Il prezzo di chiusura è considerato la valutazione più accurata di un'azione fino alla ripresa delle negoziazioni nel giorno di trading successivo.

Conseguentemente, è stato individuato in questo prezzo il valore più vicino al valore quotidiano dell'azione, motivo per cui è stato scelto questo campo per effettuare le analisi del lavoro di tesi.

Come primo passo sono stati analizzati i valori massimi e minimi per ogni azione bancaria nell'intero arco temporale considerato per la colonna di riferimento, la colonna 'Close Price'.

Dai valori di massimo è possibile notare come *CitiGroup* con 564,09 e *Unicredit* col valore di 204,79 hanno raggiunto i picchi del prezzo di chiusura, mentre ai minimi troviamo *Bank of America* con 3,14 e *Intesa San Paolo* con 0,87. Questi valori, in realtà, non sono molto significativi, ma sicuramente rappresentano un buon punto di partenza in riferimento all'osservazione della variazione (delta tra il massimo e il minimo) dei prezzi di chiusura. Interessante è, inoltre, osservare come il delta appena citato nei valori azionari delle banche Americane sia effettivamente maggiore di quello Italiano.

```
bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').max()
```

```
Bank Ticker
BAC      54.900002
C        564.099976
GS       247.919998
JPM       70.080002
MS        89.300003
WFC       58.520000
dtype: float64
```

```
bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').min()
```

```
Bank Ticker
BAC        3.14
C         10.20
GS         52.00
JPM        15.90
MS          9.20
WFC         8.12
dtype: float64
```

```
ita_bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').max()
```

```
Bank Ticker
BAMI      100.509163
BMPS      112.173637
BPSO       12.138954
ISP         5.851561
UC        204.799240
dtype: float64
```

```
ita_bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').min()
```

```
Bank Ticker
BAMI        4.536156
BMPS         1.154000
BPSO         2.840000
ISP          0.868000
UC          11.453610
dtype: float64
```

Figura 3 – Closing Price Massimi e Minimi per le banche Americane e Italiane
Bami = Banco BPM, BMPS = Banca Montepaschi di Siena, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, ISP = Intesa SanPaolo, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, BAC = Bank of America, C = CitiGroup, GS = Goldman Sachs, JPM = JPMorgan Chase, MS = Morgan Stanley, WFC = Wells Fargo

Dall'analisi sarebbe possibile considerare il valore di 564.09 di *Citigroup* come un outlier, ma dall'analisi più approfondita che segue si è scoperto che invece tale valore non lo è.

Per dimostrarlo analizziamo i primi 10 massimi della *Citigroup* con il seguente codice:

```

list_10 = []
for i,v in bank_stocks['C']['Close'].items():
    if len(list_10) < 10:
        list_10.append(v)
        list_10.sort()
    for j in range(len(list_10)):
        if list_10[j] < v:
            list_10[j] = v
            list_10.sort()
list_10

[554.4000244140625,
 557.0,
 558.7999877929688,
 558.7999877929688,
 558.7999877929688,
 564.0999755859375,
 564.0999755859375,
 564.0999755859375,
 564.0999755859375,
 564.0999755859375]

```

Figura 5 – Primi 10 massimi della banca Citigroup

La *Citigroup*, infatti, presenta dei valori azionari più alti rispetto alle altre banche nel periodo iniziale dell'analisi, ma come vedremo poco più avanti anche una maggiore rischiosità e quindi maggiori oscillazioni di prezzo.

Un'analisi più interessante, invece, riguarda i giorni in cui sono stati registrati i valori azionari minimi e massimi:

```
bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').idxmin()
```

```
Bank Ticker
BAC    2009-03-06
C      2009-03-05
GS     2008-11-20
JPM    2009-03-09
MS     2008-11-20
WFC    2009-03-05
dtype: datetime64[ns]
```

```
ita_bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').idxmin()
```

```
Bank Ticker
BAMI    2012-07-24
BMPS    2015-12-14
BPSO    2015-01-12
ISP     2011-09-12
UC      2012-01-09
dtype: datetime64[ns]
```

```
bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').idxmax()
```

```
Bank Ticker
BAC    2006-11-16
C      2006-12-27
GS     2007-10-31
JPM    2015-07-22
MS     2007-06-14
WFC    2015-07-22
dtype: datetime64[ns]
```

```
ita_bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').idxmax()
```

```
Bank Ticker
BAMI    2007-05-02
BMPS    2007-05-18
BPSO    2007-05-08
ISP     2007-05-07
UC      2007-04-26
dtype: datetime64[ns]
```

Figura 6 – giorni dei Closing Price Massimi e Minimi per le banche Americane e Italiane

Bami = Banco BPM, BMPS = Banca Montepaschi di Siena, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, ISP = Intesa SanPaolo, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, BAC = Bank of America, C = CitiGroup, GS = Goldman Sachs, JPM = JPMorgan Chase, MS = Morgan Stanley, WFC = Wells Fargo

Le date corrispondenti ai prezzi minimi di chiusura delle banche Americane sono in linea con le aspettative, poiché ricadono tutte tra il 2008 e il 2009. Le date dei minimi relative alle banche Italiane, invece, inizialmente potrebbero

sorprendere poiché ricadono tra il 2011 e il 2012. In realtà nel 2008 c'è stato un crollo maggiore in termini di caduta dei valori azionari; successivamente, i valori azionari hanno raggiunto valori molto più bassi rispetto a quelli precedenti al 2008.

Le date dei valori massimi, invece, fanno intuire un recupero dopo il 2008 per una parte delle Banche Americane, poiché si collocano nel periodo successivo alla crisi, mentre per quelle Italiane i valori massimi sono tutti precedenti alla crisi.

Dai risultati ottenuti con queste analisi preliminari è possibile intuire il probabile andamento delle azioni nell'intervallo temporale considerato. Per comprendere meglio tale andamento, in Figura 7 e in Figura 8, sono riportati i grafici degli andamenti dei trend azionari americani e italiani, rispettivamente, creati attraverso il modulo *matplotlib* (una libreria per la creazione di grafici).

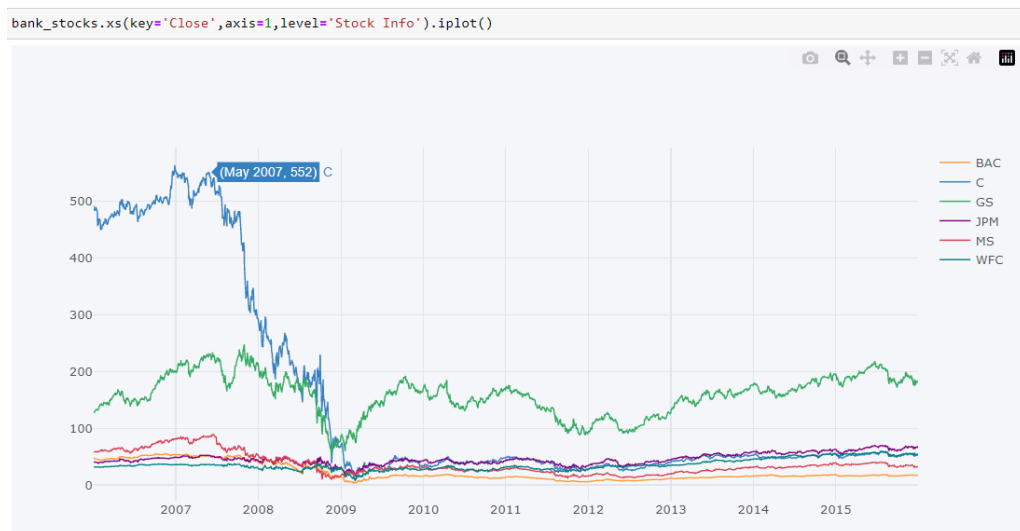


Figura 7 – Trend delle azioni Americane

BAC = Bank of America, C = CitiGroup, GS = Goldman Sachs, JPM = JPMorgan Chase, MS = Morgan Stanley, WFC = Wells Fargo



Figura 8 – Trend delle azioni Italiane

Bami = Banco BPM, BMPS = Banca Montepaschi di Siena, UC = Unicredit, ISP = Intesa SanPaolo, BPSO = Banca Popolare di Sondrio

Come è possibile notare dalle figure precedenti, i grafici riportati sono dotati di tooltip, ovvero un popup che appare muovendo il cursore sul grafico. Nel nostro caso viene mostrato il valore azionario relativo alla data e alla banca su cui si punta il cursore. Si invita, dunque, alla consultazione dei grafici interattivi direttamente dal notebook Jupyter per usufruire di tale funzionalità. Osservando il trend delle azioni italiane, inoltre, desta particolare attenzione il fenomeno per cui dopo il massimo raggiunto per tutte le banche verso la fine del 2007 ci sia un palese andamento verso il basso.

Le distribuzioni ricordano quasi quelle di un'esponenziale negativa. Questo è un indicatore del fatto che gli effetti della crisi del 2008 si sono fatti sentire anche negli anni successivi per quanto concerne le banche Italiane. Il trend del prezzo di chiusura è evidente per *Unicredit*, *Banco BPM* e la *Montepaschi di Siena*, mentre l'andamento della *Banca Popolare di Sondrio* e *Intesa San Paolo* sembrano quasi costanti, quindi, non rimane che approfondire l'andamento di queste ultime due per verificare se quanto appare inizialmente è corretto.

```
temp_ita_bank_stocks = ita_bank_stocks[['ISP','BPSO']]
temp_ita_bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').iplot()
```



Figura 9 – Trend Intesa SanPaolo e Banca Popolare di Sondrio
ISP = Intesa SanPaolo, BPSO = Banca Popolare di Sondrio

L'andamento, dunque, non risulta essere costante, ma semplicemente i valori azionari molto più alti delle altre banche faceva sembrare che lo fosse. In particolare, l'andamento è abbastanza simile a quello delle altre poiché emerge ancora un picco nel 2007 e una discesa drastica dal 2008 in poi. Si può quindi dedurre che, in termini assoluti, le banche con maggiori valori azionari sono state quelle che hanno sofferto di più la crisi e i suoi effetti, ma in termini relativi invece tutte le banche Italiane hanno sofferto in un modo molto simile la crisi.

Riprendendo il caso americano, la prima cosa che si nota è l'andamento della *Citigroup* e come i valori di questa siano bruscamente calati dal 2008 in poi. Osservando la *Goldman Sachs*, però, appare subito chiaro che non tutte le banche hanno risposto alla crisi nello stesso modo.

La *Goldman Sachs*, infatti, è sempre vittima di un calo altrettanto drastico nel 2008, ma negli anni successivi ha ripreso il trend precedente e sembra convergere verso valori azionari sempre più alti. In questo caso, quindi, la crisi può essere letta come un momentaneo periodo di calo. Viene spontaneo chiedersi se si tratta di un'eccezione oppure può essere individuato questo comportamento anche per le altre banche Americane. È necessario condurre un'indagine, poiché per i valori più alti delle due banche appena discusse non si riesce ad individuare un trend chiaro.

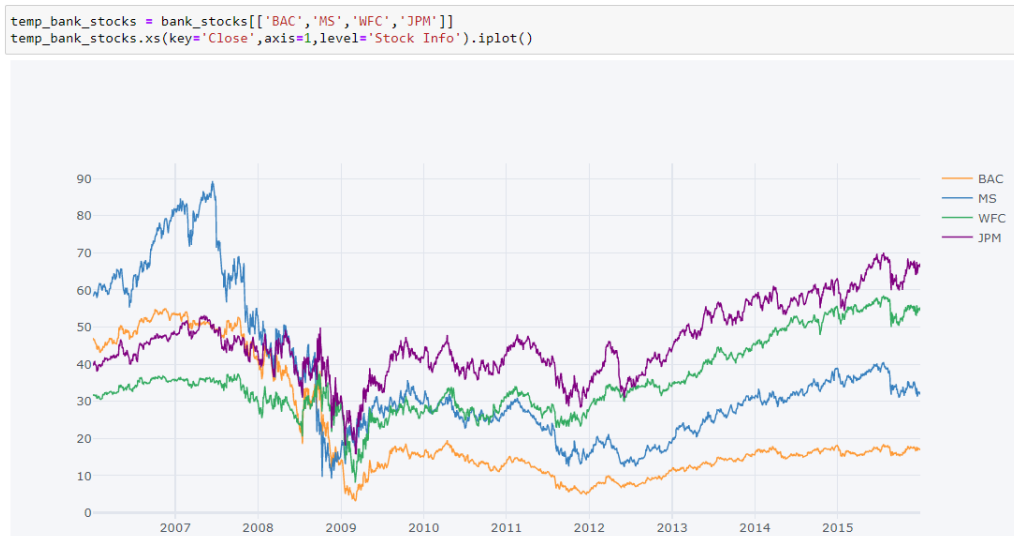


Figura 10 – Trend banche Americane con valori più bassi
BAC = Bank of America, JPM = JPMorgan Chase, MS = Morgan Stanley, WFC = Wells Fargo

Dal grafico riportato in Figura 10, si può osservare come la considerazione appena fatta per *Goldman Sachs* in merito all’ottima risposta alla crisi del 2008 si possa estendere anche ad altre banche, come *JP Morgan Chase* e *Wells Fargo*. In particolare, queste ultime hanno risposto talmente bene che non solo hanno superato i valori del 2007, ma hanno anche un trend convergente positivo. Non si può dire lo stesso per *Morgan Stanley* e *Bank of America* che non hanno risposto alla crisi in un modo tanto diverso rispetto a *Citigroup* e alle banche Italiane.

Si può dunque notare che il 50% delle banche Americane analizzate hanno risposto meglio, per diversi fattori concomitanti: reputazione storica, contenuta esposizione ai mutui “tossici” rispetto alle altre banche, acquisizione di banche d’affari fallite a costi contenuti, maggiore capitale circolante, maggior numero di clienti e maggiori campagne pubblicitarie sono stati sicuramente elementi per comporre la pozione vincente.

Nel caso *Citigroup*, questo calo brusco può essere interpretato come l’adozione di politiche societarie sbagliate in un primo momento per la forte esposizione ai mutui subprime; successivamente aiuti monetari da parte della TARP federale, annunci di tagli di personale e perdita di clienti causarono una mancanza di fiducia da parte degli azionisti che comportò una perdita del suo valore di borsa di circa 200 miliardi. Mentre per le banche Americane può valere la frase “Si raccoglie ciò che si semina”, non si può dire altrettanto del caso italiano. Per quanto concerne le banche Italiane, infatti, c’è stata sicuramente una mancanza di fiducia da parte degli investitori. Il perché non risiede in politiche societarie sbagliate adottate dalle banche nell’acquisto di titoli tossici o mutui subprime.

Il motivo risiede, in una fase iniziale, nella correlazione del mercato finanziario internazionale e, in un secondo momento, nel contesto politico e macroeconomico sfavorevole che purtroppo non ha aiutato.

Si deve considerare che tra il 2010 e il 2012 il mercato ha iniziato a temere che l'Italia non fosse più capace di rimborsare il suo debito pubblico al suo principale acquirente rappresentato dalle banche Italiane.

Si è ritenuto interessante analizzare le medie mobili applicate su un arco di 30 giorni per visualizzare un andamento più smooth dei grafici e per ridurre l'impatto di eventuali giorni di valutazioni troppe generose o severe dovute ai rumori del mercato. In Figura 11 e in Figura 12, si riporta sia il codice relativo, sia il grafico ottenuto.

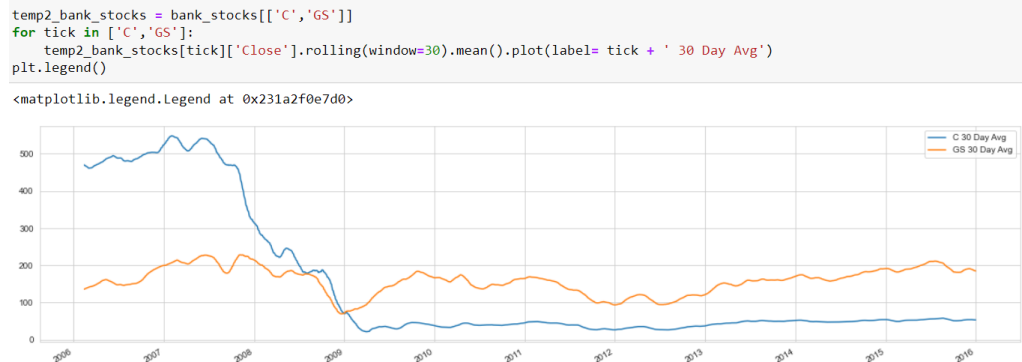


Figura 11 – Medie mobili mensili CitiGroup e Goldman Sachs
C = CitiGroup, GS = Goldman Sachs

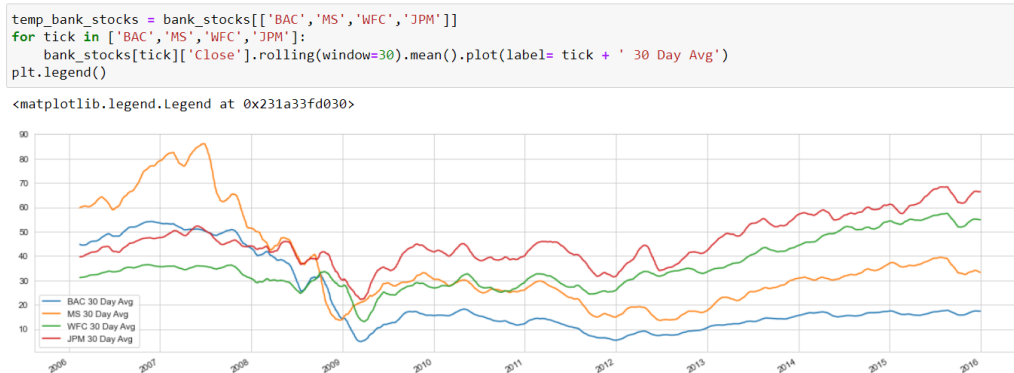


Figura 12 – Medie mobili mensili banche Americane con valori più bassi
BAC = Bank of America, JPM = JPMorgan Chase, MS = Morgan Stanley, WFC = Wells Fargo

Si considerano sempre due grafici per osservare meglio gli andamenti, che altrimenti sarebbero meno visibili per un cambio di scala. Si nota molto meglio, infatti, per *Bank of America*, *JPMorgan Chase*, *Morgan Stanley* e *Wells Fargo* la gerarchia in termini di valori azionari che si crea dal 2011 in poi.

Queste visualizzazioni servono quindi per analizzare un valore più significativo dell'azione e osservare i trend (per cui vengono confermate le stesse valutazioni fatte prima).

Anche per quanto riguarda il caso Italiano, in Figura 13 e in Figura 14, si riporta sia il codice relativo, sia il grafico ottenuto.

```
temp2_ita_bank_stocks = ita_bank_stocks[['BAMI', 'BMPS', 'UC']]
for tick in ['BAMI', 'BMPS', 'UC']:
    temp2_ita_bank_stocks[tick]['Close'].rolling(window=30, min_periods=1).mean().plot(label= tick + ' 30 Day Avg')
plt.legend()
```

<matplotlib.legend.Legend at 0x231a46be1d0>

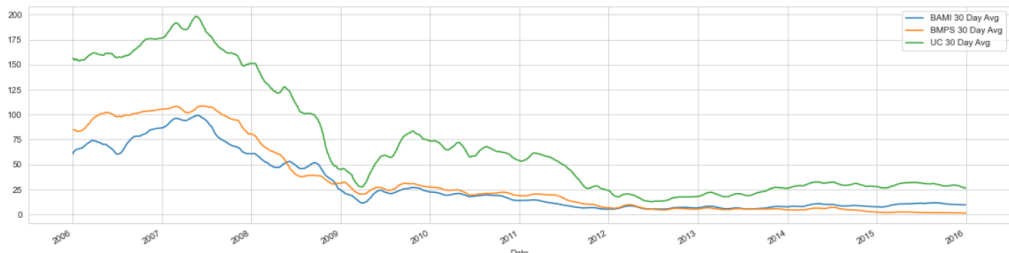


Figura 13 – Medie mobili mensili banche Italiane con valori più alti
Bami = Banco BPM, BMPS = Banca Montepaschi di Siena, UC = Unicredit

```
temp_ita_bank_stocks = ita_bank_stocks[['ISP', 'BPSO']]
for tick in ['ISP', 'BPSO']:
    temp_ita_bank_stocks[tick]['Close'].rolling(window=30, min_periods=1).mean().plot(label= tick + ' 30 Day Avg')
plt.legend()
```

<matplotlib.legend.Legend at 0x231a10cf1f0>

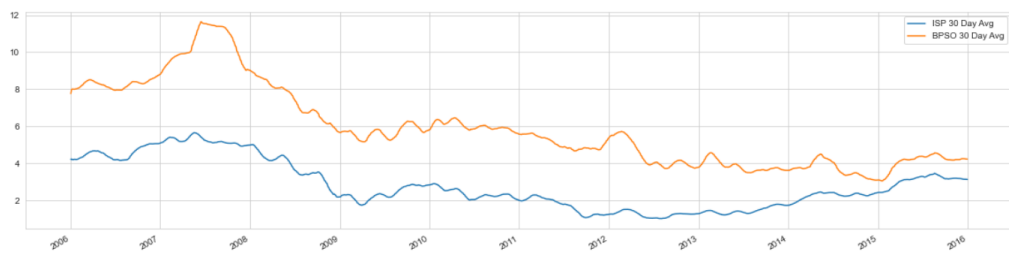


Figura 14 – Medie mobili mensili banche Italiane con valori più alti Intesa
SanPaolo e Banca Popolare di Sondrio
ISP = Intesa SanPaolo, BPSO = Banca Popolare di Sondrio

Anche per i grafici che si riferiscono alle banche italiane valgono le stesse considerazioni fatte per le banche Americane in merito alla significatività dei valori e alla potenziale individuazione di una gerarchia dei valori azionari. Si può inoltre notare che nel codice relativo a questi ultimi due grafici si è aggiunto un parametro in più nel metodo *rolling*, ovvero *min_periods = 1*. Questo perché, facendo delle indagini sono stati rilevati valori nulli nel dataset delle banche Italiane.

La variabile 'min_period', ovvero il numero minimo di osservazioni nella window richiesta per avere un valore (altrimenti il risultato è NA) è stata posta uguale ad uno, in modo tale che basti anche solo un'osservazione per ottenere un valore. Successivamente la media mobile sarà calcolata considerando al denominatore il numero di osservazioni ritrovate.

A questo punto è stato doveroso, al fine di verificare l'attendibilità di questi risultati, indagare sul numero di NaN (Not a Number) nel Dataset in tutte le colonne dei prezzi (purtroppo i valori azionari non sempre resi disponibile da yahoo Finance per ogni data).

```
ita_bank_stocks[ita_bank_stocks.isna().any(axis=1)]
```

Bank Ticker	BAMI						BMPS				... ISP			
Stock Info	High	Low	Open	Close	Volume	Adj Close	High	Low	Open	Close	...	Open	Close	Volum
Date														
2006-01-06	65.563652	63.155025	63.522446	65.563652	742152.0	46.303711	8.498979e+05	8.413022e+05	8.488234e+05	84.345119	...	NaN	NaN	
2006-04-25	69.237831	68.380524	68.829590	68.747940	141755.0	48.552589	1.022349e+06	1.012679e+06	1.013753e+06	102.234875	...	NaN	NaN	
2006-06-02	64.951294	63.399971	64.093987	64.012337	582112.0	47.284599	1.014290e+06	9.917267e+05	1.006769e+06	100.139681	...	NaN	NaN	
2006-11-01	86.873886	85.077621	85.159264	86.220695	2819056.0	63.689457	1.041152e+06	1.033093e+06	1.033631e+06	103.685400	...	NaN	NaN	
2006-12-08	86.220695	85.567513	85.975754	85.975754	967056.0	63.508518	1.050822e+06	1.037928e+06	1.045450e+06	104.168906	...	NaN	NaN	
2007-04-25	99.855980	97.978065	97.978065	99.692680	681435.0	73.640930	1.069088e+06	1.053508e+06	1.058343e+06	106.801338	...	NaN	NaN	
2007-11-01	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	9.519716e+05	9.208123e+05	9.508972e+05	92.779631	...	NaN	NaN	
2008-04-25	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	6.355431e+05	5.506608e+05	5.882669e+05	61.405394	...	4.477472	4.500841	41693
2008-06-02	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	4.426776e+05	4.287096e+05	4.426776e+05	43.193297	...	3.928304	3.860534	60658
2008-12-08	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	3.502740e+05	3.272805e+05	3.272805e+05	34.167831	...	NaN	NaN	

10 rows × 30 columns

Figura 15 – Dataframe dei NaN

Con il codice riportato in Figura 15, è possibile esaminare complessivamente in quante righe è presente almeno un NaN in tutte le colonne del Dataset ita_bank_stocks ed il risultato è solo pari a 10, quindi un aspetto che può essere considerato trascurabile.

Infine, si procede con un ultimo controllo sulle colonne di analisi del Closing Price per esaminare rispettivamente quale sia la percentuale di NaN per banca (si veda Figura 16).

```

totale = len(ita_bank_stocks)
for tick in ita_tickers:
    conta = 0
    for v in list(ita_bank_stocks[tick]['Close']):
        if pd.isna(v):
            conta+=1
    print('\033[1m' + tick )
    print('\033[0m' + 'Numero di NA', conta)
    print('Percentuale di NA è', '{:.2%}'.format(conta/totale))
    print('\n')

```

BAMI

Numero di NA 4
Percentuale di NA è 0.16%

BMPS

Numero di NA 0
Percentuale di NA è 0.00%

BPSO

Numero di NA 2
Percentuale di NA è 0.08%

ISP

Numero di NA 8
Percentuale di NA è 0.32%

UC

Numero di NA 7
Percentuale di NA è 0.28%

Figura 16 – Percentuali dei NaN

Dai risultati ottenuti nella figura precedente, è possibile affermare l'integrità dell'analisi in quanto tutte le percentuali di NaN calcolate sono bassissime, non raggiungendo mai l'1%.

Nell'analisi esplorativa è stato valutato utile calcolare la media e la deviazione standard del prezzo di chiusura dei vari titoli azionari.

```
bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').mean()
```

```
Bank Ticker
BAC      22.174660
C        145.388713
GS       158.481482
JPM      45.985546
MS       36.006198
WFC      35.598323
dtype: float64
```

```
ita_bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').mean()
```

```
Bank Ticker
BAMI     28.295616
BMPS     32.622374
BPSO     5.870907
ISP      2.780292
UC       69.979573
dtype: float64
```

```
bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').std()
```

```
Bank Ticker
BAC      15.304887
C        177.398413
GS       35.635574
JPM      9.839554
MS       18.669383
WFC      10.012564
dtype: float64
```

```
ita_bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').std()
```

```
Bank Ticker
BAMI     28.035791
BMPS     36.201217
BPSO     2.156981
ISP      1.309805
UC       56.319097
dtype: float64
```

Figura 17 – Medie e deviazioni standard dei prezzi di chiusura

Bami = Banco BPM, BMPS = Banca Montepaschi di Siena, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, ISP = Intesa SanPaolo, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, BAC = Bank of America, C = CitiGroup, GS = Goldman Sachs, JPM = JPMorgan Chase, MS = Morgan Stanley, WFC = Wells Fargo

La deviazione standard, rappresentando la misura con cui i valori della distribuzione si discostano dalla media, in questo caso può essere letta in due modi:

- come indice di rischio, quindi al suo aumentare un investitore avverso al rischio dovrebbe essere disincentivato ad investire nell'azione di riferimento;
- dato il periodo di analisi, come misura di oscillazione pre e post crisi, quindi un maggiore incremento è sintomo di un maggiore effetto della crisi.

Sempre in Figura 17, è possibile notare che le banche che presentano una maggiore deviazione standard e che, quindi non hanno retto bene la crisi sono *Unicredit* con 56,31 e *Citigroup* con 177,39 (coerentemente con quello che è stato detto prima nell'analisi dei trend).

Citigroup è sicuramente il caso peggiore, infatti questa varianza eccessiva non è neanche supportata dal valore medio massimo (essendo più alto quello di *Goldman Sachs*).

Se si considera il grafico dei trend presentato precedentemente (per *Citigroup* sempre in discesa), questa deviazione standard può essere letta solo come crollo causato dalla crisi.

Questa analisi potrebbe servire ad un investitore, che magari in un futuro vede le azioni di quest'ultima banca salire, ma non tiene conto di come possa reggere un'eventuale crisi futura.

Casi come il *Banco BPM*, la *Montepaschi* e *Goldman Sachs* hanno una deviazione medio-alta, ma questa maggiore oscillazione è accompagnata da un valore medio più alto.

Una buona soluzione di investimento, considerando il trade-off tra valore medio e deviazione standard, sembrerebbe essere *JPMorgan* avendo la deviazione standard più bassa tra le banche americane e uno dei valori più alti in termini di valore medio.

Una soluzione per potenziali investitori più propensi al rischio sembrerebbe essere *Goldman Sachs* con una delle deviazioni standard più alte, ma che al contempo espone il valore medio maggiore di tutti gli altri.

In questo caso, la deviazione standard può essere letta solo come indice di rischiosità: analizzando il grafico del trend, per questa banca la crisi del 2008 sembra essere solo una delle tante oscillazioni.

La soluzione per i potenziali investitori più avversi al rischio sembrerebbe essere, invece, *Intesa SanPaolo* con una deviazione standard di 1,31, che nel periodo considerato può essere considerato una sorta di record. Tale effetto, però, deve essere considerato congiuntamente ad un valore medio molto basso, oltre che a dei valori bassi delle azioni pre crisi.

ANALISI SUI RENDIMENTI

Le analisi condotte finora hanno analizzato i valori del prezzo di chiusura. Può essere molto interessante analizzare anche le variazioni percentuali del prezzo di chiusura stesso, ovvero i *rendimenti*. Un rendimento, noto anche come rendimento finanziario, nei suoi termini più semplici, è il denaro guadagnato o perso su un investimento in un certo periodo di tempo.

Saranno osservate, dunque, le variazioni del valore degli investimenti nei titoli bancari considerati durante il periodo di analisi esaminato. Un rendimento positivo rappresenta un profitto, mentre un rendimento negativo segna una perdita.

In Figura 18, si riporta il codice relativo alla creazione del dataframe dei rendimenti per Italia e America.

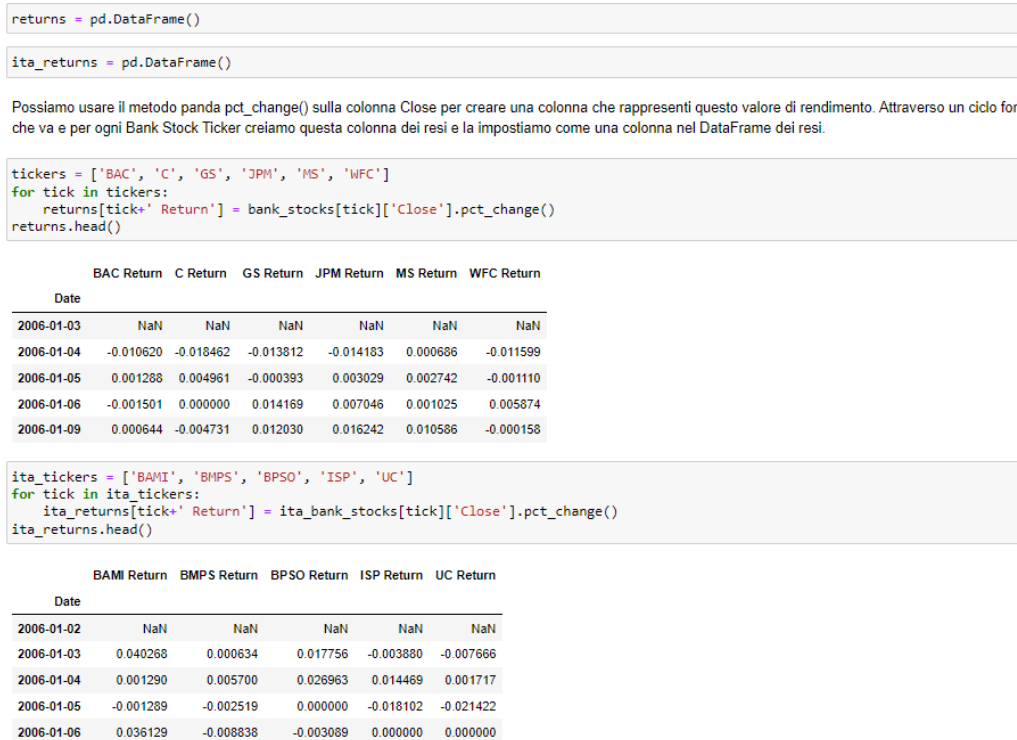


Figura 18 – Creazione dataframe dei rendimenti

Questo dataframe viene creato tramite una trasformazione dei dataset che sono sempre le nostre fonti per effettuare le dovute analisi.

Si può dunque notare dall'immagine che abbiamo generato due nuovi Dataframe vuoti: *returns* per le banche Americane e *ita_returns* per le banche Italiane. Questo Dataframe conterrà i rendimenti per ogni azione bancaria, ricordando che i *returns* o rendimenti finanziari sono definiti come:

$$r_t = \frac{p_t - p_{t-1}}{p_{t-1}}$$

dove r_t è il rendimento alla data t , p_t è il prezzo di chiusura alla data t e p_{t-1} è il prezzo di chiusura nel giorno di negoziazione precedente.

Utilizzando il metodo `pct_change()` sulla colonna 'Close' del dataset è possibile creare una colonna che rappresenti tale valore di rendimento. Attraverso il costrutto di iterazione (ciclo `for`) che applica il metodo di calcolo per ogni prezzo di chiusura di ciascuna banca creiamo le colonne dei rendimenti nei nuovi DataFrame.

Una volta creato il dataframe, possiamo procedere con le prime analisi insieme alle relative valutazioni.

Innanzitutto, si calcolano i rendimenti medi per l'intero arco temporale considerato attraverso il codice riportato in Figura 19.

```
returns.mean()
BAC Return    0.000258
C Return      -0.000157
GS Return     0.000452
JPM Return    0.000575
MS Return     0.000423
WFC Return    0.000657
dtype: float64
```

```
ita_returns.mean()
BAMI Return   -0.000274
BMPS Return   -0.001176
BPSO Return   -0.000057
ISP Return    0.000251
UC Return     -0.000247
dtype: float64
```

Figura 19 – Rendimenti medi delle banche americane ed italiane
Bami = Banco BPM, BMPS = Banca Montepaschi di Siena, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, ISP = Intesa SanPaolo, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, BAC = Bank of America, C = CitiGroup, GS = Goldman Sachs, JPM = JPMorgan Chase, MS = Morgan Stanley, WFC = Wells Fargo

È interessante osservare come le medie americane siano tutte superiori allo zero ad eccezione di *Citigroup*, mentre nel mercato italiano si riscontra la situazione inversa.

Il rendimento medio negativo indica appunto una reazione negativa nel periodo pre e post crisi considerato che coinvolge il caso delle banche Italiane, ma non quelle Americane.

In linea con quanto detto nel paragrafo precedente, infatti, si può considerare ciò come un'ulteriore conferma del fatto che le banche Americane hanno risposto meglio alla crisi nel periodo successivo al 2008.

Molto più interessante, invece, il rilevamento dei giorni dei minimi rendimenti riportato in Figura 20.

```

returns.idxmin()

BAC Return    2009-01-20
C Return      2009-02-27
GS Return     2009-01-20
JPM Return    2009-01-20
MS Return     2008-10-09
WFC Return    2009-01-20
dtype: datetime64[ns]

ita_returns.idxmin()

BAMI Return    2008-12-01
BMPS Return    2008-04-28
BPSO Return    2008-10-08
ISP Return     2008-11-11
UC Return      2012-01-05
dtype: datetime64[ns]

```

Figura 20 – giorni relativi ai minimi rendimenti delle banche americane ed italiane

Bami = Banco BPM, BMPS = Banca Montepaschi di Siena, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, ISP = Intesa SanPaolo, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, BAC = Bank of America, C = CitiGroup, GS = Goldman Sachs, JPM = JPMorgan Chase, MS = Morgan Stanley, WFC = Wells Fargo

Nel paragrafo precedente, è stato possibile notare come le date relative ai minimi rendimenti delle banche Italiane fossero successive al periodo del 2008-2009, anche se è evidente che proprio nel periodo del 2008-2009 c'è stato il drop maggiore in termini di caduta dei valori azionari poiché qui possiamo individuare i minimi delle variazioni percentuali dei valori azionari.

Per il caso delle banche Americane, le date relative al minimo della variazione percentuale del valore azionario si collocano negli stessi anni delle date relative al minimo del valore stesso, ovvero tra il 2008 e il 2009.

Questa deriva anche dal trend, che, come è stato possibile notare precedentemente, è in declino dopo l'anno 2008 per le banche Italiane e in risalita per buona parte di quelle Americane, mentre per l'altra porzione di banche Americane con un trend in calo dopo l'anno 2008 non ci sono drop così significativi successivamente.

Altrettanto interessante è analizzare la deviazione standard dei rendimenti riportata in Figura 21.

```
returns.std() # Citigroup
```

```
BAC Return    0.036647  
C Return      0.038672  
GS Return     0.025390  
JPM Return    0.027667  
MS Return     0.037819  
WFC Return    0.030238  
dtype: float64
```

```
ita_returns.std() #Montepaschi
```

```
BAMI Return    0.030308  
BMPS Return    0.031258  
BPSO Return    0.019549  
ISP Return     0.027334  
UC Return      0.030504  
dtype: float64
```

Figura 21 – deviazione standard dei rendimenti

Bami = Banco BPM, BMPS = Banca Montepaschi di Siena, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, ISP = Intesa SanPaolo, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, BAC = Bank of America, C = CitiGroup, GS = Goldman Sachs, JPM = JPMorgan Chase, MS = Morgan Stanley, WFC = Wells Fargo

Si può notare come non è detto che la deviazione standard del prezzo di chiusura sia perfettamente allineata con quella della variazione percentuale del prezzo stesso. Tale deviazione, infatti, assume un significato diverso: sarebbe una valutazione di quanti scostamenti bruschi rispetto al giorno precedente ci sono, quindi una misura di imprevedibilità del titolo più accurata rispetto a quella precedente.

Se un'azione dovesse decrescere in modo costante avrebbe una deviazione standard del prezzo di chiusura elevata, ma la deviazione standard della variazione percentuale sarebbe pari a zero.

Conseguentemente possiamo notare come i titoli più imprevedibili/rischiosi delle banche Italiane siano quelli della *Montepaschi* e non di *Unicredit*, che anche se ha un prezzo di chiusura più oscillante rispetto alla *Montepaschi*, è leggermente più fedele al trend.

Potremmo infine aggiungere a *Citigroup*, *Montepaschi* e *Unicredit* anche *Morgan Stanley*, *Wells Fargo* e *Bank of America* tra le banche che hanno presentato nel periodo di interesse molte variazioni non coerenti con il proprio trend.

Si potrebbe arrivare a dedurre, analizzando questi dati congiuntamente ai trend analizzati precedentemente che *Citigroup*, *Montepaschi* e *Unicredit* sono quelle che hanno sofferto a causa della crisi per più tempo in termini reputazionali.

I rendimenti costituiscono un oggetto di studio interessante non solo per le analisi precedentemente effettuate, ma anche perché si possono avviare delle

indagini sulla misura in cui i rendimenti di una banca variano al variare dei rendimenti di un'altra.

Questo studio è stato reso possibile dal modulo *Seaborn*, una libreria di visualizzazione dei dati basata su *matplotlib*. Quest'ultima fornisce un'interfaccia di alto livello per disegnare grafici statistici accattivanti e informativi.

Questo modulo è stato utilizzato per creare i *Pairplot* sui rendimenti riportati nelle Figure 22 e 23.

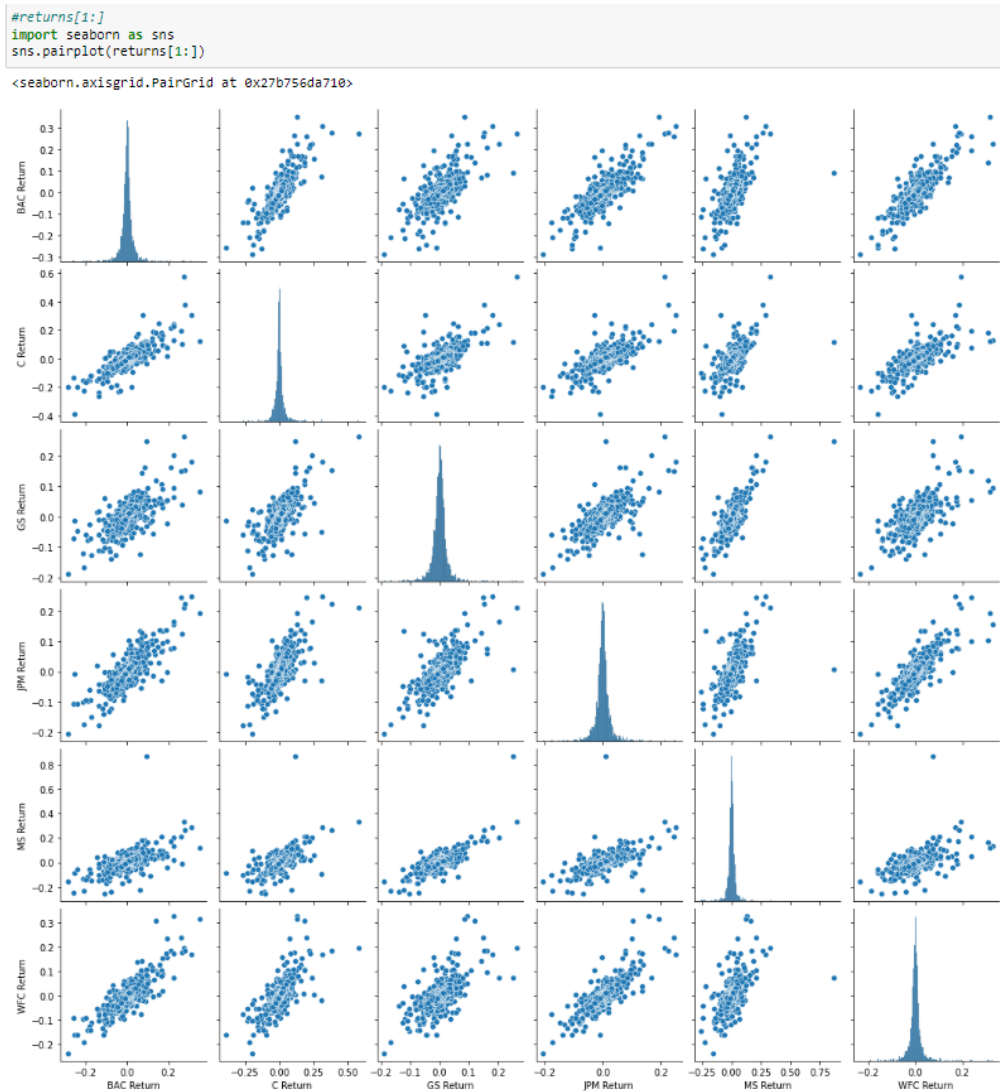


Figura 22 – Pairplot dei rendimenti delle banche Americane
BAC = Bank of America, C = CitiGroup, GS = Goldman Sachs, JPM = JPMorgan Chase, MS = Morgan Stanley, WFC = Wells Fargo

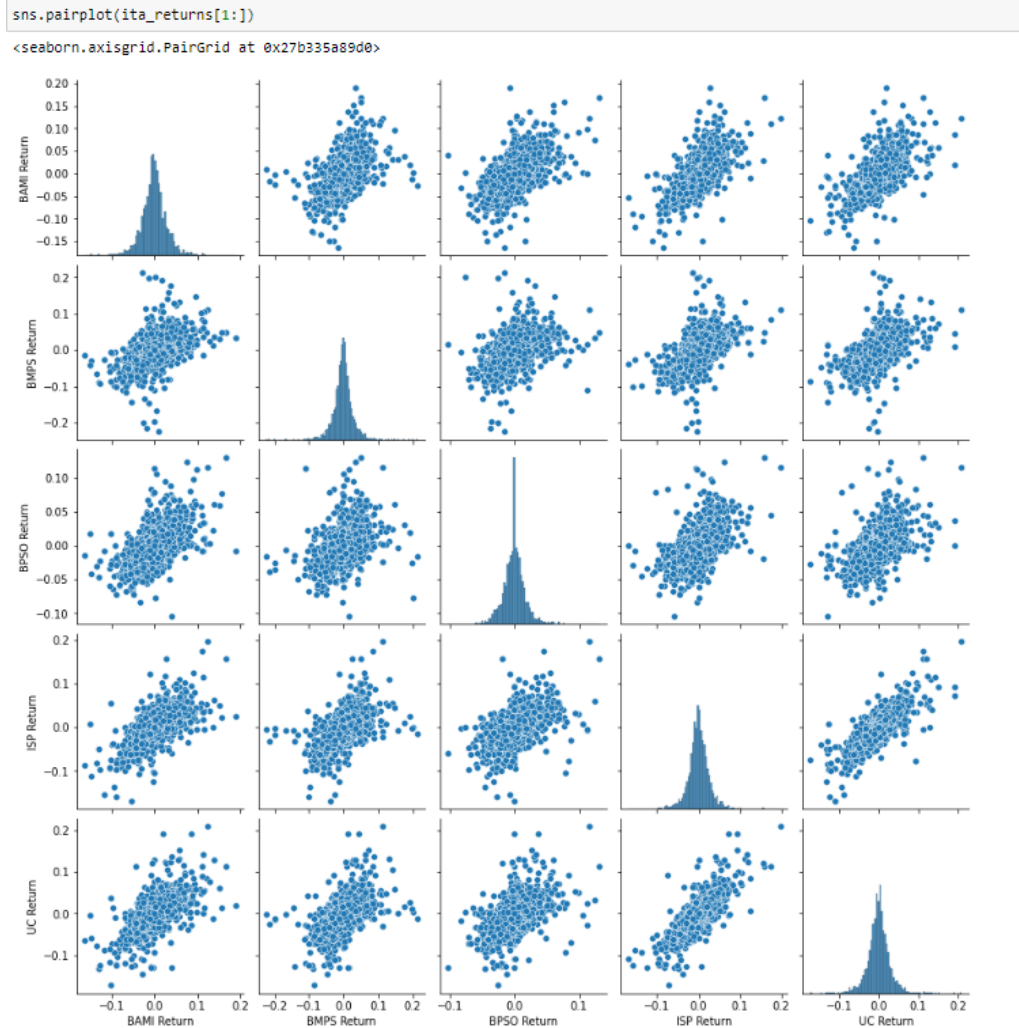


Figura 23 – Pairplot dei rendimenti delle banche Italiane
Bami = Banco BPM, BMPS = Banca Montepaschi di Siena, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, ISP = Intesa SanPaolo, BPSO = Banca Popolare di Sondrio

Il Pairplot è un tipo di grafico che ci consente di tracciare relazioni a coppie tra le variabili all'interno di un dataframe.

Nei grafici appena mostrati ogni punto rappresenta la combinazione dei rendimenti tra due banche per la stessa data (poiché i dataset utilizzanti hanno una granularità per data), o più semplicemente i valori che troviamo in una riga del dataset.

Sono presenti tutte le associazioni a 2 a 2 possibili per le banche di interesse; nella diagonale ogni banca viene associata a sé stessa e qui viene mostrata la frequenza dei valori per la banca di riferimento, ovvero la distribuzione dei rendimenti.

La similarità delle varie distribuzioni a delle Gaussiane è davvero consolante, in quanto significa che si dispone di una mole di dati sufficiente per validare l'analisi.

Il Pairplot viene spesso usato per effettuare delle indagini nei dati e per individuare potenziali relazioni lineari tra le variabili.

Soffermendosi sui vari andamenti dei grafici, è possibile dedurre per tutti i casi una dipendenza, cioè il rendimento di una banca varia al variare di quello dell'altra.

Inevitabile è a questo punto effettuare una regressione lineare su questi dati in modo tale da estrapolare il coefficiente lineare che rispecchia tale relazione. Per fare ciò, è stata utilizzata la libreria *Scikit-Learn* e il suo modulo *linregress*.

Scikit-learn è un pacchetto Python che semplifica l'implementazione di un'ampia gamma di metodi di *Machine Learning* (ML) per l'analisi predittiva dei dati, tra cui la regressione lineare.

Nelle figure 24 e 25 si riportano rispettivamente le regressioni lineari relative alle banche Italiane e Americane considerate.



Figura 24 - Regressione lineare banche italiane con relativi coefficienti
Bami = Banco BPM, BMPS = Banca Montepaschi di Siena, BPSO = Banca Popolare di
Sondrio, ISP = Intesa SanPaolo, BPSO = Banca Popolare di Sondrio


```
g = sns.pairplot(returns[1:], kind='reg', diag_kind='kde', height=2, plot_kws={'line_kws': {'color': 'black'}})
g.map(r2)
<seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x209855057b0>
```

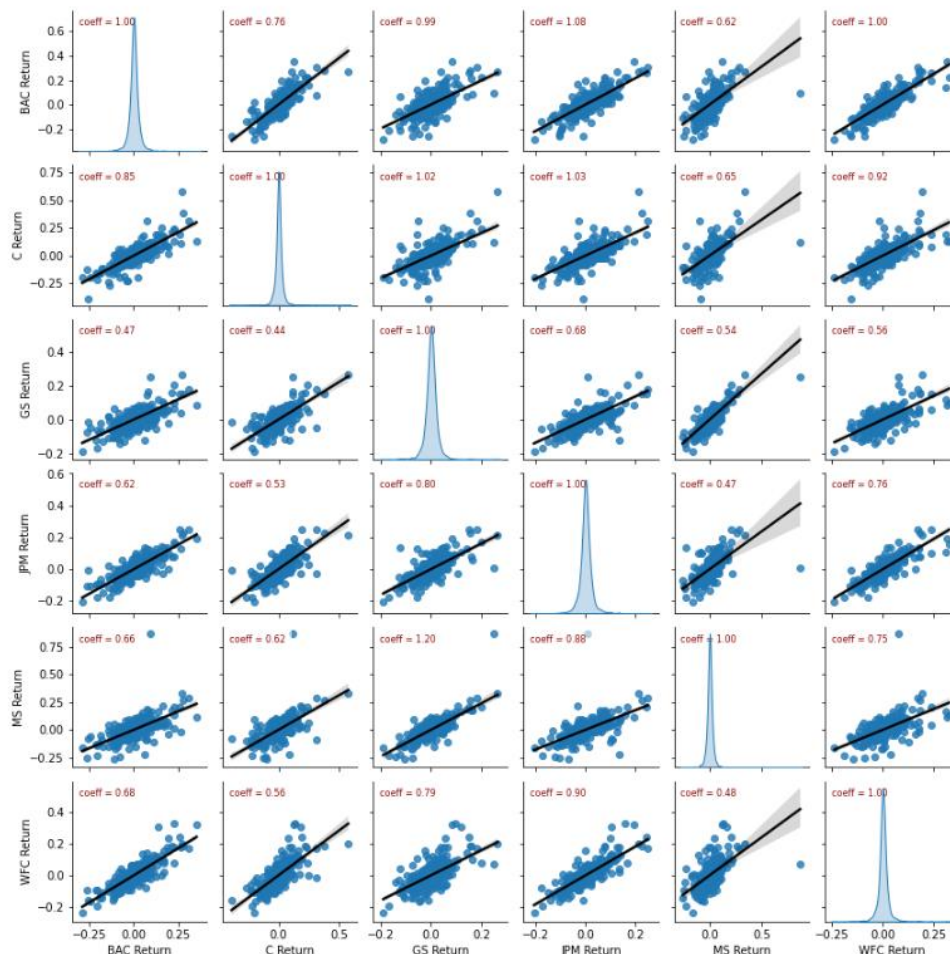


Figura 25 - Regressione lineare banche Americane con relativi coefficienti
 BAC = Bank of America, C = CitiGroup, GS = Goldman Sachs, JPM = JPMorgan Chase, MS = Morgan Stanley, WFC = Wells Fargo

Nelle figure riportate sopra, è possibile notare i Pairplot precedenti con l'aggiunta della regressione lineare e del relativo coefficiente. La regressione lineare può essere considerata come la ricerca della linea retta che meglio si adatta a un insieme di punti di dati sparsi; il coefficiente, invece, è una variabile che viene stimata attraverso questo metodo e spiega quanto aumenta il rendimento della banca sull'asse y all'aumentare di un'unità del rendimento della banca sull'asse x.

I grafici hanno una scala diversa tra loro negli assi x e y, motivo per cui non ci si deve soffermare sulla differenza di pendenza della retta tra i vari grafici.

I risultati sono davvero interessanti poiché i coefficienti sono quasi tutti maggiori di 0.5, mostrando una forte dipendenza tra i rendimenti delle azioni, segnale di un mercato finanziario dipendente relativamente ai titoli bancari. In altri termini per le banche vale la concezione per cui nei periodi di crisi "soffrono insieme", mentre nei periodi pre/post crisi è possibile individuare delle

dipendenze più o meno forti a seconda della similarità delle politiche di investimento delle banche stesse.

Tale risultato non era del tutto scontato in quanto era anche possibile ipotizzare delle perdite in termini di rendimenti di una banca nel momento in cui l'altra presenta rendimenti maggiori, cosa che non avviene come pattern di comportamento, altrimenti sarebbe spiegato dalla regressione lineare tramite coefficienti negativi.

Possiamo dunque constatare che all'aumentare del rendimento di una azione, il rendimento dell'altra aumenta a prescindere dalle banche considerate. Confrontando la figura 24 con la 25 possiamo notare, per quanto concerne le banche Americane, dei coefficienti più alti rispetto alle banche Italiane, indicatore di un rendimento finanziario più dipendente.

È stata, dunque, rilevata una dipendenza tra i rendimenti di tutte le banche prese in considerazione. Ciò suggerisce una potenziale correlazione dei vari prezzi azionari che appunto verranno analizzati nel paragrafo successivo.

ANALISI DI CORRELAZIONE

La correlazione è una misura di una relazione reciproca tra due variabili. La correlazione è utile perché può indicare una relazione predittiva che potrebbe essere sfruttata nella pratica. Ad esempio, il numero di gelati venduti è più frequente con una temperatura più alta durante il giorno. Ciò potrebbe anche implicare un nesso di causalità perché quando fa più caldo, le persone tendono a comprare il gelato rispetto a quando fa più freddo.

Questo caso di studio si baserà sulla *correlazione di Pearson*.

La correlazione di Pearson è una delle correlazioni più utilizzate durante il processo di analisi dei dati. La correlazione di Pearson misura la relazione lineare tra la variabile continua X e la variabile continua Y e ha un valore compreso tra 1 e -1. In altre parole, il coefficiente di correlazione di Pearson misura la relazione tra due variabili tramite una linea. In Figura 26, si riporta l'equazione del coefficiente di correlazione di Pearson.

$$\rho_{X,Y} = \frac{E[(X-E[X])(Y-E[Y])]}{\sigma_X \sigma_Y}$$

Figura 26 – equazione coefficiente di correlazione di Pearson

Dove $E[X]$ = valore atteso di X, $E[Y]$ = valore atteso di Y, σ_X = deviazione standard di X, σ_Y = deviazioni standard di Y

L'equazione sopra considera al numeratore la covarianza di X e Y e al denominatore la deviazione standard di X moltiplicata per la deviazione standard

di Y. Il processo di divisione per la deviazione standard serve a normalizzare i dati e garantire che il valore di correlazione rientri nell'intervallo da 1 a -1. Ciò facilita l'interpretazione della correlazione.

Il coefficiente di correlazione indica come due variabili variano insieme; in particolare quando il coefficiente di correlazione è più vicino al valore 1, significa che c'è una relazione positiva tra le variabili X e Y. Una relazione positiva indica un aumento di una variabile associato ad un aumento dell'altra variabile. D'altra parte, quando il coefficiente di correlazione è più vicino a -1 significa che esiste una relazione negativa, ovvero l'aumento di una variabile comporta una diminuzione dell'altra. Se X e Y sono indipendenti, il coefficiente di correlazione è vicino a 0.

È stato possibile rappresentare i coefficienti di correlazione per le combinazioni di tutte le banche attraverso una *heatmap*, ossia una matrice dove i singoli valori sono rappresentati da colori.

Nel caso in esame, più aumenta la correlazione più ci avviciniamo al bianco, mentre più diminuisce più ci avviciniamo al viola.

Anche in questo caso è stato usato il modulo Seaborn, che consente non soltanto di creare un heatmap, ma estende la sua utilità combinandola ad algoritmi di clustering per aumentare la quantità di informazioni estrapolabili. Si utilizza, in particolare, il clustering gerarchico o *agglomerative clustering* (*bottom-up*). Nell'*agglomerative clustering*, si considera ogni oggetto, nel nostro caso banca, come un cluster e poi si raggruppano ripetutamente i due cluster più simili in cluster più grandi finché non rimane un singolo cluster. Il metodo *clustermap* di *seaborn* svolge esattamente questo compito. In Figura 27 e in Figura 28 si riportano tali grafici rispettivamente per le banche americane e per quelle italiane.

```
sns.clustermap(bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').corr(), annot=True)
```

```
<seaborn.matrix.ClusterGrid at 0x2a48a9c0730>
```

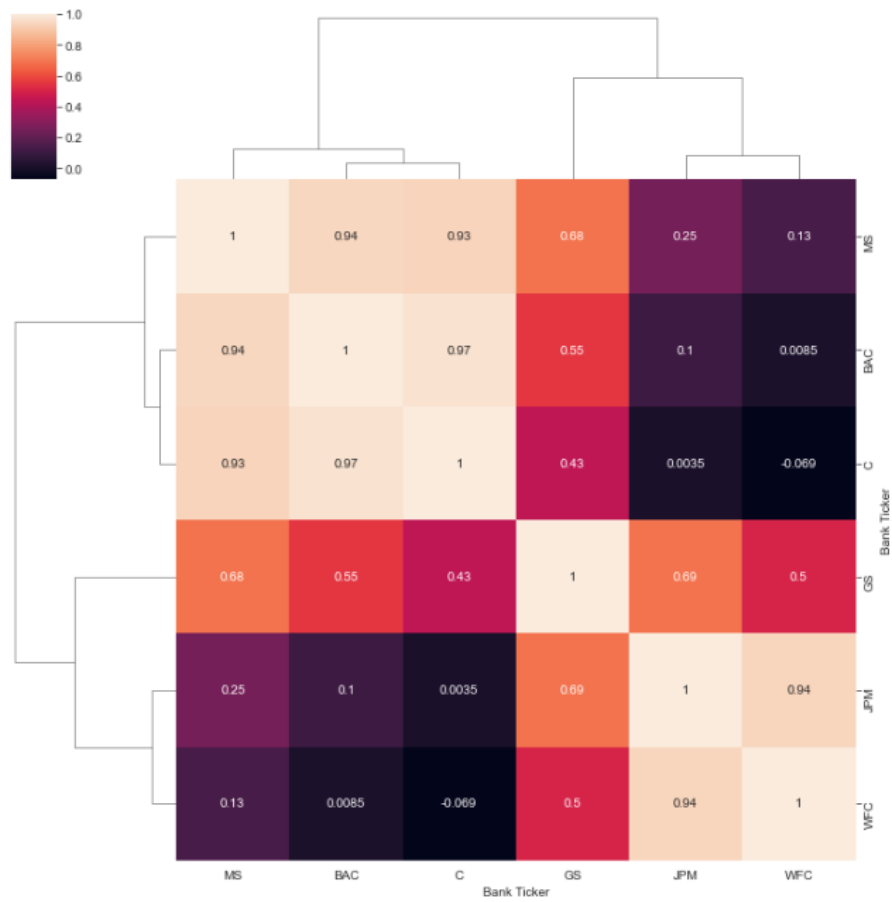


Figura 27 – Coefficienti di correlazione banche Americane
BAC = Bank of America, C = CitiGroup, GS = Goldman Sachs, JPM = JPMorgan Chase, MS = Morgan Stanley, WFC = Wells Fargo

```
sns.clustermap(ita_bank_stocks.xs(key='Close',axis=1,level='Stock Info').corr(), annot=True)
<seaborn.matrix.ClusterGrid at 0x2a4cfa3b730>
```

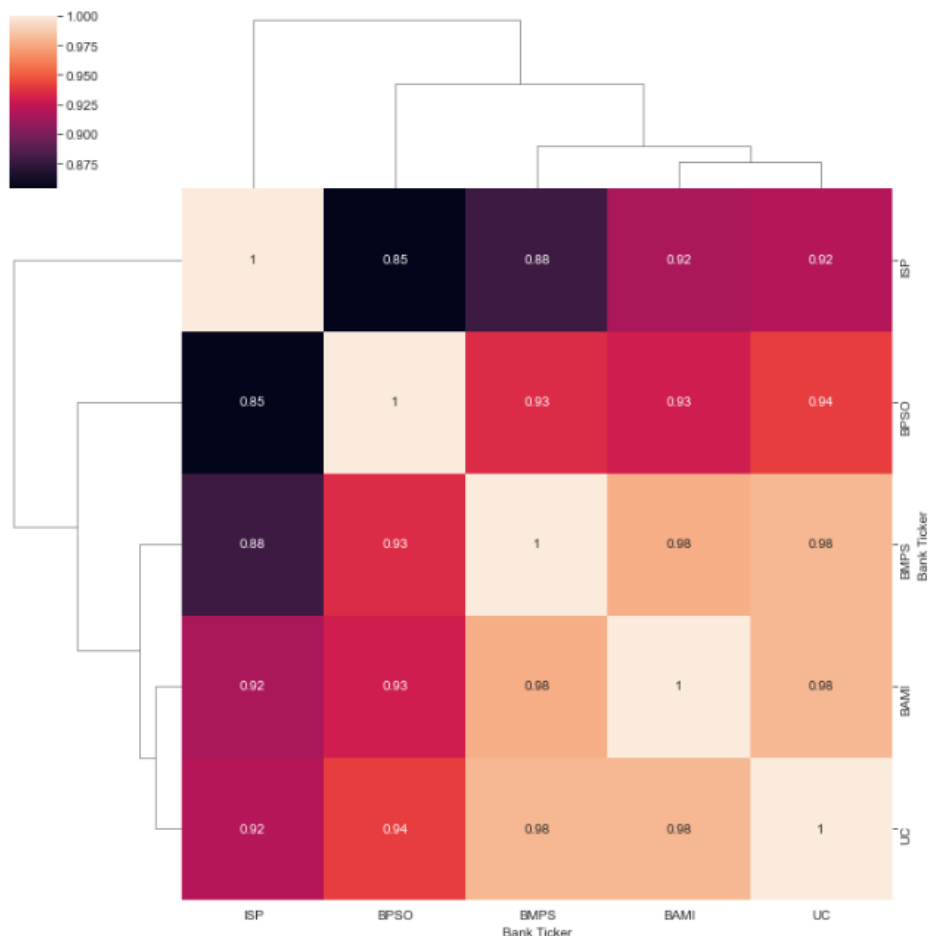


Figura 28 – coefficienti di correlazione delle banche italiane
Bami = Banco BPM, BMPS = Banca Montepaschi di Siena, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, ISP = Intesa SanPaolo, BPSO = Banca Popolare di Sondrio

Il grafico dei coefficienti di correlazione delle banche Italiane è molto significativo in quanto il valore minimo è 0,85 che è un coefficiente molto elevato.

È possibile, dunque, notare valori dei coefficienti di correlazione molti più alti nelle banche Italiane rispetto a quelle Americane perché queste ultime presentano dei trend meno simili tra loro.

Il caso dei rendimenti analizzato nel paragrafo precedente fa riflettere su come analizzare la variazione del prezzo di chiusura porti ad un risultato diverso dall'importo del prezzo di chiusura stesso perché qui non si considera in che misura questo valore cresce o diminuisce ogni giorno, ma solo se cresce o diminuisce.

È, infatti, possibile riscontrare più dipendenza nel mercato Americano per i rendimenti (anche se c'è una forte dipendenza pure nel mercato Italiano), ma più dipendenza nel mercato Italiano per i prezzi di chiusura.

Riflettendo su questo aspetto, tale fenomeno potrebbe dipendere dalla differenza in termini di vastità geografica tra America e Italia e quindi da una situazione macroeconomica più ristretta. Ciò costituisce, dunque, il motivo per cui i titoli azionari delle banche Italiane hanno un prezzo di chiusura fortemente correlato. La dipendenza leggermente maggiore in termini di rendimenti per le banche Americane è il sintomo invece di una situazione macroeconomica e finanziaria complessivamente più florida (sono stati considerati anche gli anni post crisi).

Lo scenario macroeconomico di un Paese influisce sui mercati finanziari e quello italiano è comunque meno variegato rispetto a quello Americano, che comprende diversi Stati.

Per quanto riguarda le banche Americane è possibile individuare circa il 33% tra le possibili combinazioni che non sono correlate o, comunque, con una correlazione abbastanza bassa (l'unico valore negativo -0,069 è possibile assumerlo come zero).

Questo ci spiega che è possibile fare una distinzione tra un insieme di banche Americane che, nel periodo di analisi, ha risposto bene alla crisi e un altro insieme che ha risposto negativamente.

Bank of America, CitiGroup e Morgan Stanley sono quelle che hanno risposto peggio e, difatti, hanno un andamento simile tra loro e dunque una correlazione alta, mentre la correlazione con le altre banche che hanno risposto bene è quasi pari a zero.

I motivi per cui si crea questa distinzione sono stati riportati nel paragrafo dell'analisi esplorativa.

Il clustering tra Italia e America si comporta in modo diverso. Nel primo caso si parte dal cluster delle banche che hanno la correlazione più alta, ovvero *Banco BPM e Unicredit*, che si raggruppa a sua volta con la *Montepaschi*, nonché la più correlata alle due appartenenti al cluster precedente. Nel rispettivo ordine vengono successivamente raggruppate *la Banca Popolare di Sondrio e Intesa San Paolo*. Quest'ultima si può inquadrare come la "più indipendente", ma presenta comunque una correlazione altissima con le altre. Il caso Americano è perfettamente coerente con quello detto precedentemente: si parte da 2 gruppi distinti, ovvero *Bank of America-CitiGroup* come il più correlato tra le banche che hanno risposto negativamente alla crisi e *JPMorgan Chase - Wells Fargo* come quello più correlato tra le banche che hanno risposto positivamente.

In seguito si aggiunge al gruppo delle banche che hanno risposto negativamente *Morgan Stanley*, la più indipendente tra quelle che hanno risposto negativamente, e *Goldman Sachs* all'altro gruppo, ossia la più indipendente tra quelle che hanno risposto positivamente.

È interessante concludere analizzando la correlazione tra tutte le banche, unendo i due dataset e calcolando i coefficienti anche tra le banche Italiane e Americane come riportato in Figura 29.

```
stocks = pd.concat([BAC, C, GS, JPM, MS, WFC, BAMI, BMPS, BPSO, ISP, UC], axis=1, keys=tickers+ita_tickers)
stocks.columns.names = ['Bank Ticker', 'Stock Info']
sns.clustermap(stocks.xs(key='Close', axis=1, level='Stock Info').corr(), annot=True)
```

<seaborn.matrix.ClusterGrid at 0x2a4d0353190>

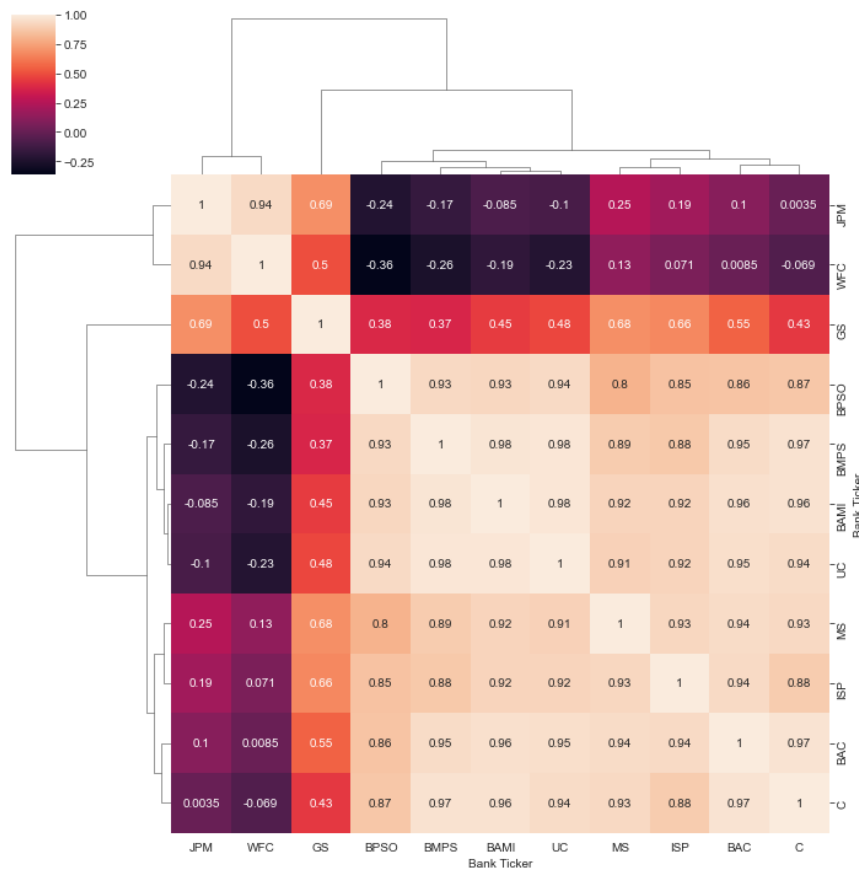


Figura 29 – coefficienti di correlazione delle banche italiane e Americane
Bami = Banco BPM, BMPS = Banca Montepaschi di Siena, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, ISP = Intesa SanPaolo, BPSO = Banca Popolare di Sondrio, BAC = Bank of America, C = CitiGroup, GS = Goldman Sachs, JPM = JPMorgan Chase, MS = Morgan Stanley, WFC = Wells Fargo

Ad un primo impatto la prevalenza del colore bianco e la bassa frequenza del colore viola spiega subito come la maggioranza delle azioni siano correlate tra loro.

Circa il 30% delle combinazioni non sono correlate o hanno una correlazione bassa. Questi valori riguardano sia le combinazioni tra le banche Americane che hanno reagito bene alla crisi con quelle che hanno reagito male, sia le azioni delle banche Italiane con quelle delle banche Americane che hanno risposto positivamente alla crisi.

Da notare invece un'alta correlazione per le combinazioni delle banche Italiane con quelle Americane che hanno risposto negativamente.

Si può rilevare, dunque, un sottoinsieme di titoli bancari Americani allineati con quelli italiani in termini di correlazione.

La frase “all’aumentare del valore di un titolo bancario Italiano aumenta anche il valore del titolo bancario Americano” vale in questo caso, ovvero considerando un certo sottoinsieme di banche Americane.

Il clustering conferma e estende questa riflessione: la novità è il primo gruppo *Intesa Sanpaolo-Morgan Stanley* (le azioni bancarie più correlate tra Italia e America), successivamente possiamo notare lo stesso gruppo che si è formato precedentemente per lo studio della correlazione italiana (ad eccezione di *Intesa SanPaolo* naturalmente) che per comodità chiameremo “gruppo Italiano”.

Successivamente è possibile notare il gruppo *Bank of America-CitiGroup* come il più correlato tra le banche Americane che hanno risposto negativamente alla crisi e *JPMorgan Chase - Wells Fargo* come quello più correlato tra le banche Americane che hanno risposto positivamente.

Il nuovo gruppo *Intesa Sanpaolo-Morgan Stanley* e il gruppo *Bank of America-CitiGroup* sono vicino in termini di correlazione al gruppo Italiano, infatti si raggruppano subito nello stesso cluster. Non solo, *Goldman Sachs*, che nel heatmap delle banche Americane si univa al gruppo delle banche che hanno risposto positivamente alla crisi, in questo caso risulta essere più correlato al gruppo Italiano che a quello appena citato.

In conclusione, è possibile ritenere i titoli azionari delle banche Italiane correlati a quattro banche Americane su sei.

Nonostante poche eccezioni, dunque, i dati confermano che i mercati finanziari sono correlati.

CONCLUSIONI

Con il lavoro di tesi svolto sono stati raggiunti gli obiettivi prefissati in quanto è emerso che:

- le banche Americane e Italiane sono correlate positivamente poiché affiora una relazione positiva tra i valori azionari nel periodo considerato. Era più che ragionevole ipotizzare un mercato finanziario correlato e interconnesso relativamente alle principali banche statunitensi e italiane e, infatti, i dati sono stati coerenti con questa assunzione. I dati, inoltre, sono stati anche fedeli all'ipotesi per cui in Italia c'è uno scenario macroeconomico più ristretto rispetto all'America, infatti è spiccata una maggiore correlazione nelle banche Italiane rispetto a quelle Americane;
- i rendimenti finanziari considerati hanno mostrato dipendenza sia nel mercato finanziario americano che in quello italiano relativamente ai titoli bancari di riferimento. In particolare, si è potuta constatare una dipendenza positiva dei rendimenti in linea con il principio per cui nei periodi di crisi le banche “soffrono insieme”, mentre nei periodi pre/post crisi è possibile individuare delle dipendenze più o meno forti a seconda della similarità delle politiche di investimento delle banche stesse. È stata riscontrata anche una dipendenza leggermente maggiore per le banche degli Stati Uniti, indicatore di un mercato finanziario più florido. Attraverso i rendimenti, infine, è stato possibile individuare anche le banche più rischiose, ovvero quelle che hanno presentato nel periodo di analisi molte variazioni non coerenti con il proprio trend;
- i trend, le medie, le deviazioni standard e le medie mobili hanno consentito sia di estrapolare informazioni utili al fine di condurre una lettura interessante da un punto di vista economico finanziario, sia di trovare delle spiegazioni nei dati analizzati in base alle politiche di investimento delle banche, al contesto storico e al quadro macroeconomico.

Potrebbe essere interessante estendere il periodo di analisi fino al mese corrente, tuttavia non sarebbe affatto facile fare un'analisi approfondita. Diversi eventi come il Covid-19 e la guerra in Ucraina, infatti, hanno destabilizzato e continuano a destabilizzare il quadro macroeconomico che, come è stato possibile notare, è a sua volta correlato a quello finanziario.

RIFERIMENTI

- <https://www.consob.it/web/investor-education/crisi-finanziaria-del-2007-2009>
- https://www.ilsole24ore.com/art/dieci-anni-fa-bufera-subprime-tre-lezioni-grande-crisi-AE1bTpo?refresh_ce=1
- <https://pandas-datareader.readthedocs.io/en/latest/>