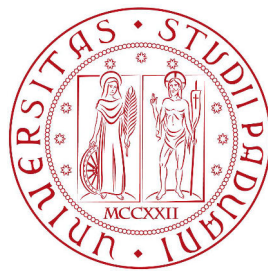


Università degli Studi di Padova
Dipartimento di Scienze Statistiche
Corso di Laurea Triennale in

STATISTICA PER L'ECONOMIA E L'IMPRESA



RELAZIONE FINALE

**Market Timing: analisi empiriche con modelli
GARCH e regressione quantilica**

Relatore: prof. Massimiliano Caporin
Dipartimento di Scienze Statistiche

Laureando: Federico Detogni
Matricola n. 1222898

Anno Accademico 2021/2022

Indice

1	Introduzione	4
2	Market Timing	5
2.1	Cos'è il Market Timing	5
2.2	Short Literature Review	6
2.3	Characteristic Line	7
2.4	Modelli di Market Timing	9
2.4.1	Modello T-M	10
2.4.2	Modello H-M	11
3	Metodi e strumenti di analisi	13
3.1	Modelli della classe GARCH	13
3.1.1	Alcuni fatti stilizzati	13
3.1.2	Modello GARCH(1,1)	14
3.1.3	Modello EGARCH(1,1)	15
3.1.4	Modello APARCH(1,1)	15
3.2	Regressione quantilica	16
3.2.1	Motivazioni	16
3.2.2	Quantile Regression	16
3.2.3	Proprietà di Equivarianza	18
3.2.4	Risultati asintotici	18
3.2.5	Inferenza: Test di Wald	19
3.2.6	QR versus classic LR	20
4	Analisi empiriche	22
4.1	Set di dati	22
4.2	Analisi descrittive	25
4.3	Filtraggio della componente di volatilità	37
4.4	Applicazione modelli di Market Timing	40
4.4.1	modello T-M sui rendimenti	43
4.4.2	modello H-M sui rendimenti	43
4.4.3	modello T-M sui residui standardizzati	47
4.4.4	modello H-M sui residui standardizzati	47
5	Considerazioni finali	51
A	Appendice A	53

B Appendice B	65
C Bibliografia	76

1 Introduzione

L'ipotesi classica dei mercati efficienti assume che gli agenti operanti sul mercato posseggono un set informativo comune sulla base del quale prendono le proprie decisioni in ambito finanziario.

In questo contesto, un tema centrale di cui si è dibattuto molto, soprattutto nella seconda metà del secolo scorso, riguarda la misura e la valutazione delle performance dei fondi comuni di investimento.

Nello specifico si è discusso sul “se” e, in caso affermativo, sul “come” sia possibile, da parte dei manager dei fondi, raggiungere in modo consistente performance di investimento superiori rispetto a quelle osservate sul mercato, ma per ottenere performance superiori i manager dovrebbero quindi possedere abilità predittive superiori.

Secondo Fama (1972), queste *skills* sarebbero decomponibili in una parte dovuta al *microforecasting* e in una dovuta al *macroforecasting*. La prima concerne le attività di *security selection*, ovvero di selezione dei migliori asset con un profilo di rischio simile, la seconda, attribuibile al *market timing*, consiste nell'allocazione tempestiva del portafoglio in diversi segmenti di rischio, sulla base delle previsioni dei movimenti di mercato.

In questa tesi si analizzerà separatamente il contributo apportato da queste componenti alla performance complessiva di 10 fondi comuni della categoria “*US Equity Large Cap Value*”, focalizzandosi principalmente sul *market timing*.

La struttura della tesi sarà la seguente:

Nel capitolo 2 si descrive il fenomeno del *market timing*, esponendo anche due famosi modelli parametrici impiegati poi nelle analisi: quello con termine quadratico di Treynor-Mazuy e quello con variabile dummy di Henriksson-Merton.

Seguono nel capitolo 3 degli approfondimenti statistico-metodologici con cui verranno condotte le indagini empiriche, ossia la regressione quantilica come metodo di stima alternativo alla regressione classica con OLS e il filtraggio della componente di volatilità dalle serie dei rendimenti con modelli della classe GARCH.

Nel capitolo 4 si espongono i risultati delle analisi condotte, infine, nel capitolo 5, si traggono le conclusioni.

2 Market Timing

2.1 Cos'è il Market Timing

Con l'espressione *market timing* ci si riferisce a una strategia attiva d'investimento che mira alla generazione di profitto attraverso l'anticipazione delle fluttuazioni future del mercato, individuando così il momento migliore per entrare e per uscire da un mercato.

Chi lo pratica cerca di aggiustare tempestivamente la composizione del portafoglio che gestisce, sulla base delle proprie previsioni in merito all'andamento del mercato.

Secondo questa strategia è quindi possibile prevedere, in modo più o meno preciso, quando si presenteranno i punti di svolta nei mercati.

Fin qui sembra tutto semplice, ma anticipare i movimenti del mercato in modo consistente è tutt'altro che semplice e anche solo farsi sfuggire pochi giorni eccellenti in termini di rendimenti di mercato in un dato periodo, può portare a una grave decrescita della performance totale di portafoglio, come si evince dalla Figura 1.

Il grafico mostra i risultati di una ricerca condotta da *JPMorgan* e *Fidelity*: da inizio 2001 a fine 2020 il rendimento medio annuo dell'*S&P500* è stato del 7,47%. Chiunque vi avesse investito 10.000\$ avrebbe avuto, dopo vent'anni, un controvalore di 42.231\$.

Perdendo i dieci giorni migliori, tuttavia, il capitale si sarebbe eroso fino a 19.347\$, con un rendimento medio annuo sceso al 3,35%.

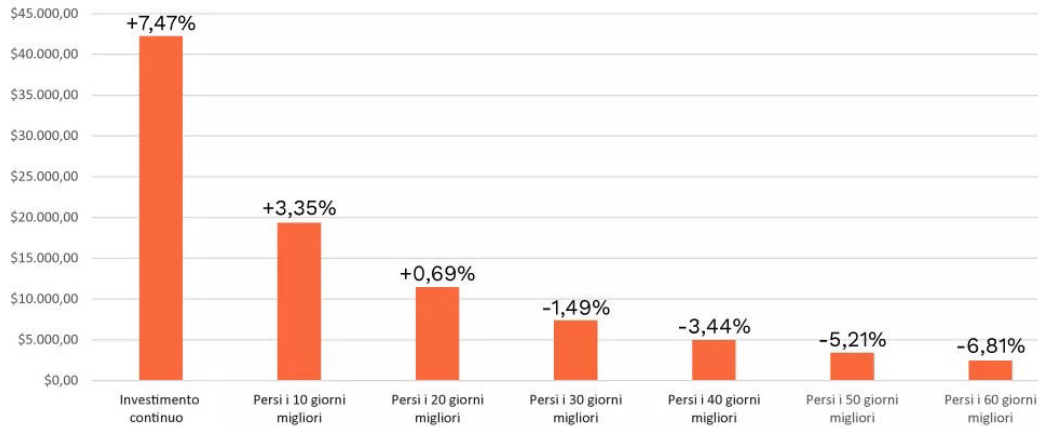
Anche John Clifton Bogle, fondatore del gruppo *Vanguard*, si rivela critico nei confronti di questa strategia d'investimento, infatti è celebre la sua frase: *"I do not know of anybody who has done market timing successfully. I don't even know anybody who knows anybody who has done it successfully and consistently"*.

Ma cosa dice la letteratura finanziaria a riguardo?

Ci sono mai stati manager di fondi d'investimento in grado di mettere in atto strategie di market timing di successo al fine di ottenere performance superiori?

Figura 1

Performance di un investimento di \$10.000 tra gennaio 2001 e dicembre 2020 con l'indice S&P500



2.2 Short Literature Review

La letteratura finanziaria in merito alla valutazione della performance dei fondi d'investimento e, più in generale, della performance dei portafogli finanziari è molto vasta e affonda le sue radici sin dall'inizio degli anni Sessanta. A partire dagli approcci metodologici di Sharpe (1966) e Treynor (1965), si è poi evoluta nel contributo di Jensen (1968), che faceva perno sul modello standard del Capital Asset Pricing Model (CAPM) di Sharpe-Black.

La misura di extra-performance utilizzata era l'alfa (intercetta stimata con un modello OLS) di Jensen, significativamente negativa per i campioni di fondi esaminati.

Nella letteratura di seconda generazione furono mosse diverse critiche agli studi precedenti, ad esempio sull'efficienza in media-varianza dell'indice di mercato utilizzato nelle regressioni (Roll, 1977, 1978) e sull'efficienza delle stime in presenza di attività di market timing dei gestori (Merton, 1981).

Furono condotti anche studi che dimostrarono la scarsa aderenza del modello standard del CAPM per descrivere i rendimenti, perciò vennero proposte estensioni del modello di Jensen, per cogliere fattori distinti che influenzano la performance dei fondi.

Questi modelli mirano a studiare due componenti specifiche dei rendimenti dei fondi: il *microforecasting* e il *macroforecasting* praticati dai manager

dei fondi, in cui la base per la valutazione è un confronto tra i risultati *ex post* del fondo e i rendimenti sul mercato.

Treynor e Mazuy (1966) hanno eseguito un'analisi empirica su 57 fondi comuni d'investimento aperti, nel periodo 1953-1962 e non hanno trovato evidenze empiriche di capacità di market timing da parte dei gestori dei fondi.

In seguito Henriksson (1984) ha valutato la presenza di market timing su 116 fondi comuni di investimento nel periodo 1968-1980 e dalla sua indagine è emerso che solo in tre fondi le strategie di market timing adottate sono risultate significative al livello di confidenza del 5%. Ha anche riscontrato la presenza di eteroschedasticità dinamica (effetti GARCH) nelle serie dei rendimenti, ma il filtraggio di quest'ultima componente nel modello di regressione non ha alterato le sue conclusioni.

Diversi altri autori, in analisi empiriche successive, hanno esaminato le performance di fondi comuni di investimento in altri mercati utilizzando le metodologie proposte da Henriksson e Merton nel 1981 e da Treynor e Mazuy nel 1966, senza però, in buona parte dei casi, trovare prove in favore di market timing significativo.

2.3 Characteristic Line

In finanza è noto che c'è una tendenza per i prezzi della maggior parte delle *common stocks* a salire e a decrescere insieme, inoltre si sa che alcune sono più volatili (cioè sensibili alle fluttuazioni del mercato) di altre.

Pertanto, i gestori degli investimenti che intendono anticipare l'andamento del mercato effettuando un market timing efficace, cercano anche di adeguare di conseguenza la composizione dei loro portafogli. Cioè, se pensano che il mercato stia per calare, spostano la composizione dei portafogli che gestiscono da titoli più volatili a titoli meno volatili (obbligazioni comprese), diminuendo così il beta e l'esposizione del portafoglio al rischio sistematico di mercato. Se si aspettano un mercato in espansione, invece, agiscono nella direzione opposta.

Il risultato di tali modifiche comporta un cambiamento nella volatilità complessiva del portafoglio.

Al fine di verificare se un gestore di fondi comuni ha effettivamente anticipato il mercato, Treynor e Mazuy, nel loro paper *Can Mutual Funds Outguess the Market?* del 1966 si sono posti il seguente quesito:

"Is there evidence that the volatility of the fund was higher in years when the market did well than in years when the market did badly?"

Per rispondere da un punto di vista grafico a questa domanda si può tracciare la cosiddetta *characteristic line* del fondo (Figura 2).

Essa mette in relazione l'extra-rendimento di un fondo (rispetto a un rendi-

mento *risk-free*), con l'extra-rendimento di un indice di mercato adeguato (ad esempio *S&P500*).

Se la linea ha pendenza costante (*Panel A*) sia quando il mercato sale, sia quando scende, significa che il fondo ha mantenuto una volatilità costante nel periodo considerato.

Per questo tipo di fondi il beta è costante e il grado di dispersione attorno alla linea caratteristica è un indicatore di quanto sia diversificato il fondo. Più la composizione del fondo si avvicina a quella dell'indice, minore è la dispersione attorno alla linea caratteristica.

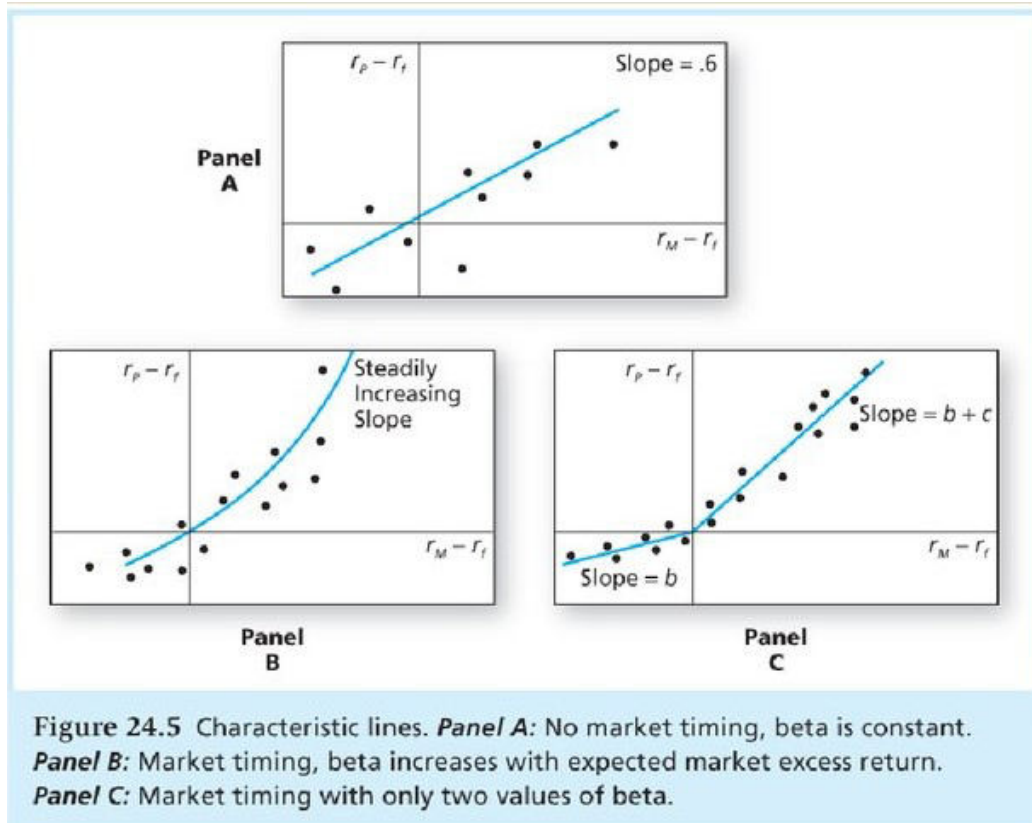
Cosa succede, tuttavia, se un gestore di fondi cerca continuamente di anticipare il mercato muovendosi tra due linee caratteristiche, una a elevata volatilità e l'altra a bassa volatilità?

Il *panel C* illustra il caso estremo in cui il management è in grado di anticipare perfettamente il mercato. Ogni volta che il management ha scelto la composizione di portafoglio più volatile (secondo tratto della linea), il mercato è cresciuto; ogni volta che il management ha optato per la linea di bassa volatilità, il mercato è calato.

Verosimilmente nessun manager pretenderebbe di essere capace di anticipare perfettamente il mercato. Si supponga, tuttavia, che i manager abbiano alcune abilità previsive. Quindi, migliore è la performance del mercato, più è probabile che il management abbia previsto una buona performance e abbia aumentato la volatilità del fondo in modo appropriato.

Il risultato (*Panel B*) sarà una graduale transizione della volatilità del fondo producendo un modello di linea caratteristica uniformemente curva con una certa quantità di dispersione dovuta a cattive previsioni del management.

Figura 2: Characteristic Lines in 3 diversi contesti



2.4 Modelli di Market Timing

In questa tesi verranno presentati e impiegati nelle analisi empiriche due modelli cardine per il market timing, quello proposto da Treynor e Mazuy nel 1966 (T-M) e quello di Henriksson-Merton del 1981 (H-M).

Entrambi i modelli sono estensioni del ben noto modello unifattoriale *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), basato sulle seguenti ipotesi:

- gli agenti decidono come investire la loro ricchezza con un orizzonte di investimento uniperiodale;
- gli agenti possono investire la loro ricchezza su asset rischiosi e su un titolo privo di rischio;
- i rendimenti degli asset rischiosi sono i.i.d. e seguono una distribuzione congiunta completamente caratterizzata dai primi due momenti;

- gli agenti hanno una funzione di utilità di tipo media-varianza;
- gli agenti differiscono solo per il grado di avversione al rischio;
- gli agenti sono *price-takers*;
- assenza di asimmetrie informative, tutte le informazioni sono *common knowledge*.

Il CAPM è un modello di equilibrio di mercato che mette in relazione i rendimenti di un generico portafoglio p , la sua rischiosità e i rendimenti del portafoglio di mercato m (o di una sua *proxy*).

Si può stimare attraverso la seguente regressione:

$$R_p - R_f = \alpha + \beta (R_m - R_f) + \varepsilon_p$$

con

R_p : serie dei rendimenti del portafoglio considerato;

R_f : serie dei rendimenti di un titolo *risk-free*;

R_m : serie dei rendimenti dell'indice di mercato;

ε_p : serie dei residui incorrelati e a media nulla;

α : parametro che misura l'extra-rendimento del portafoglio rispetto a quello che avrebbe dovuto produrre sulla base del suo livello di rischio sistematico. Si può interpretare anche come una misura della capacità di *security selection* dei gestori del portafoglio;

$\beta = \frac{\text{Cov}(R_p, R_m)}{\text{Var}(R_m)}$: parametro che rappresenta il livello di rischio sistematico del portafoglio;

2.4.1 Modello T-M

Il modello T-M viene formulato mediante la seguente regressione:

$$R_p - R_f = \alpha + \beta (R_m - R_f) + \gamma (R_m - R_f)^2 + \varepsilon_p$$

con

R_p : serie dei rendimenti del portafoglio considerato;

R_f : serie dei rendimenti di un titolo *risk-free*;

R_m : serie dei rendimenti dell'indice di mercato;

ε_p : serie dei residui;

In questo caso i parametri da stimare sono α , β e γ .

Le interpretazioni dei parametri α e β rimangono invariate.

Il parametro γ è relativo al market timing: se assume valori positivi e statisticamente significativi significa che i manager hanno aggiunto valore al

portafoglio mediante lo sviluppo di strategie di market timing efficaci.

Questo modello è rivoluzionario perché è il primo che permette di decomporre la performance del portafoglio in due componenti: una legata all'abilità di selezione titoli e l'altra a quella di market timing.

In particolare, si misura la capacità dei manager di adeguare la composizione del portafoglio optando per titoli più rischiosi immediatamente prima dell'inizio di un periodo di mercato rialzista o, viceversa, scegliendo titoli meno rischiosi.

Modifiche nella composizione del portafoglio comportano variazioni del beta nel tempo che, per essere meglio modellate, richiedono l'impiego di una regressione con il termine quadratico, perciò Treynor e Mazuy hanno modificato il CAPM inserendo il termine quadratico.

2.4.2 Modello H-M

Il modello H-M si può adattare mediante la seguente regressione:

$$R_p - R_f = \alpha + \beta (R_m - R_f) + \delta D (R_m - R_f) + \varepsilon_p$$

con

R_p : serie dei rendimenti del portafoglio considerato;

R_f : serie dei rendimenti di un titolo *risk-free*;

R_m : serie dei rendimenti dell'indice di mercato;

ε_p : serie dei residui;

I parametri da stimare sono α , β e δ .

D è una variabile dummy tale che:

$$D = \begin{cases} 0 & \text{se } R_m > R_f \\ -1 & \text{se } R_m < R_f \end{cases}$$

Si nota che il parametro β rappresenta il beta di portafoglio in condizioni di mercato al rialzo, mentre $(\beta - \delta)$ rappresenta il beta di portafoglio in condizioni di mercato al ribasso.

δ è il parametro che misura le capacità di market timing da parte del previsore (o del gestore del portafoglio); valori positivi e statisticamente significativi di questo coefficiente indicano la presenza di market timing proficuo praticato dal manager del portafoglio.

$\gamma = 0$ nel modello T-M e, rispettivamente, $\delta = 0$ nel modello H-M indicano che il gestore di portafoglio non ha abilità di market timing.

Valori negativi e statisticamente significativi di questi parametri, invece, indicano che il manager ha sbagliato a prevedere i movimenti del mercato e,

conseguentemente, non ha scelto il beta in modo adeguato, peggiorando la performance di portafoglio.

La differenza fondamentale tra i due modelli risiede dunque nel fatto che, mentre nel modello T-M il beta può assumere diversi valori, nel modello H-M, a causa dell'introduzione della variabile dummy, il beta può assumere solo due valori.

Questa differenza si riflette anche graficamente nelle linee caratteristiche dei due modelli. Infatti il modello T-M si rappresenta mediante una linea caratteristica curva (come nel *Panel B* della Figura 2), mentre il modello H-M con una linea caratteristica costituita da due semirette (o segmenti) aventi l'origine in comune (come nel *Panel C* della Figura 2).

3 Metodi e strumenti di analisi

3.1 Modelli della classe GARCH

3.1.1 Alcuni fatti stilizzati

Modellare serie storiche finanziarie è complesso, non solo a causa della varietà di strumenti finanziari esistenti, della frequenza di osservazione considerata o per la difficile disponibilità di moli di dati molto grandi. Ciò è dovuto principalmente all'esistenza di regolarità empiriche osservate, dette *fatti stilizzati*, comuni a un gran numero di serie finanziarie e difficili da riprodurre utilizzando modelli stocastici.

La maggior parte di questi fatti stilizzati, osservabile più o meno chiaramente a seconda della natura della serie e della sua frequenza, è stata presentata in un articolo a cura di Mandelbrot (1963).

Le regolarità empiriche che seguono riguardano soprattutto le serie dei prezzi giornalieri di asset azionari:

1. Non stazionarietà delle serie dei prezzi
2. Rendimenti serialmente incorrelati e quindi imprevedibili
3. Rendimenti al quadrato o in valore assoluto fortemente autocorrelati
4. Volatility clustering e conseguente eteroschedasticità condizionale dei rendimenti
5. Distribuzioni dei rendimenti leptocurtiche e asimmetriche
6. Assimmetria in varianza tale per cui rendimenti negativi hanno un impatto maggiore sulle varianze dei rendimenti rispetto a rendimenti positivi della stessa intensità

Un modello statistico per i rendimenti giornalieri è apprezzabile se riesce a cogliere i principali fatti stilizzati sopra elencati.

I processi stocastici autoregressivi condizionatamente eteroschedastici (ARCH) furono introdotti da Engle nel 1982 e la loro estensione GARCH (ARCH generalizzato) più parsimoniosa e flessibile è dovuta a Bollerslev (1986).

In questi modelli ricopre un ruolo centrale la varianza condizionata al passato.

Nei modelli GARCH classici, infatti, la varianza condizionata è espressa come funzione lineare dei valori passati quadrati della serie. Questa particolare specificazione è in grado di cogliere i principali fatti stilizzati che caratterizzano le serie finanziarie.

In genere, i processi della classe GARCH sono debolmente stazionari, ovvero presentano:

1. valore atteso non condizionato finito e non dipendente dal tempo;
2. varianza non condizionata finita e non dipendente dal tempo;
3. autocovarianze (o autocorrelazioni) che dipendono solo dal ritardo temporale ma non dall'istante temporale;
4. esistenza e finitezza del momento secondo incondizionato sotto opportune condizioni.

Ai fini di questa tesi verranno presentati solo i modelli della classe GARCH effettivamente impiegati, quindi il GARCH (1,1), l'EGARCH(1,1) e l'APARCH(1,1).

Sia r_t la serie storica dei rendimenti giornalieri di un certo strumento finanziario, tale che:

$$r_t = \mu_t + \sigma_t \eta_t = \mu_t + \varepsilon_t$$

dove μ_t rappresenta la media condizionata del processo (empiricamente si osserva che è prossima a 0), σ_t la volatilità condizionata, ε_t il processo di innovazione e η_t il processo di innovazione standardizzato, il quale, in questa tesi, è stato assunto con distribuzione *t di Student asimmetrica*.

3.1.2 Modello GARCH(1,1)

Il modello GARCH(1,1) è nella pratica uno dei più usati, in quanto con una semplice equazione parametrica descrive l'evoluzione della varianza.

La sua formulazione è la seguente:

$$\begin{aligned} \varepsilon_t &= \sigma_t \eta_t, \\ \eta_t &\sim IID(0, 1), \\ \sigma_t^2 &= \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2, \end{aligned}$$

con $\omega > 0, \alpha, \beta \geq 0$, e $\alpha + \beta < 1$, vincoli necessari per la positività delle varianze e la stazionarietà del processo.

La varianza incondizionata, definita da: $\sigma^2 = \frac{\omega}{1-\alpha-\beta}$, risulta finita sotto la condizione di stazionarietà.

Grandi valori di ε_{t-1}^2 o σ_{t-1}^2 determinano valori elevati di σ_t^2 . Ciò significa che valori elevati di ε_{t-1}^2 tendono a essere seguiti da valori elevati di ε_t^2 , generando il tipico comportamento di *volatility clustering*.

Si dimostra anche che se $1 - 2\alpha_1^2 - (\alpha_1 + \beta_1)^2 > 0$, allora:

$$\frac{E(\varepsilon_t^4)}{[E(\varepsilon_t^2)]^2} = \frac{3[1 - (\alpha_1 + \beta_1)^2]}{1 - (\alpha_1 + \beta_1)^2 - 2\alpha_1^2} > 3,$$

di conseguenza la distribuzione di ε_t è leptocurtica.

Nonostante riescano a catturare i fatti stilizzati di volatility clustering e leptocurtosi, i modelli GARCH standard hanno il limite di non riuscire a catturare l'asimmetria in varianza, infatti sono modelli simmetrici in cui si considera solo l'intensità dell'innovazione, ma non il suo segno.

Per catturare anche questa regolarità empirica vennero introdotte delle estensioni ai modelli GARCH standard, come i modelli EGARCH e APARCH.

3.1.3 Modello EGARCH(1,1)

Il modello GARCH esponenziale o EGARCH fu proposto da Nelson (1991). Un EGARCH(1,1) ha la seguente formulazione:

$$\begin{aligned}\varepsilon_t &= \sigma_t \eta_t, \\ \eta_t &\sim IID(0, 1), \\ \ln(\sigma_t^2) &= \omega + \alpha g(\eta_{t-1}) + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2),\end{aligned}$$

dove

$$g(\eta_{t-1}) = \theta \eta_{t-1} + \gamma [|\eta_{t-1}| - E(|\eta_{t-1}|)]$$

tale che $E(g(\eta_{t-1})) = 0$.

γ stima l'effetto simmetrico dello shock sulla volatilità, mentre θ stima l'effetto asimmetrico.

Questo modello risulta inoltre più flessibile di altri della classe GARCH, in quanto, per costruzione, non sono più necessari i vincoli di positività delle varianze.

3.1.4 Modello APARCH(1,1)

Il modello asymmetric power GARCH fu proposto da Ding, Granger ed Engle nel 1993 in virtù di una regolarità empirica osservata, ossia che le autocorrelazioni dei rendimenti in valore assoluto sono in genere maggiori di quelle dei rendimenti al quadrato.

Un APARCH(1,1) ha la seguente formulazione:

$$\begin{aligned}\varepsilon_t &= \sigma_t \eta_t, \\ \eta_t &\sim IID(0, 1), \\ \sigma_t^\delta &= \omega + \alpha (|\varepsilon_{t-1}| - \varsigma \varepsilon_{t-1})^\delta + \beta \sigma_{t-1}^\delta,\end{aligned}$$

dove $\omega > 0$, $\delta > 0$, $\alpha \geq 0$, $\beta \geq 0$, e $|\varsigma| \leq 1$.
 ς è il parametro che governa l'asimmetria, mentre δ è il parametro di potenza.
 Si nota che un GARCH(1,1) è un caso particolare di APARCH(1,1) con $\varsigma = 0$ e $\delta = 2$.

3.2 Regressione quantilica

3.2.1 Motivazioni

Nella prefazione del suo libro "*Quantile Regression*" (2005) Roger Koenker asserisce:

"It is the fundamental task of statistics to bring order out of the diversity at times the apparent chaos - of scientific observation. And this task is often very effectively accomplished by exploring how averages of certain variables depend on the values of other "conditioning" variables. The method of least squares, which pervades statistics, is admirably suited for this purpose.",
 sottolineando l'importanza del metodo dei minimi quadrati (OLS).

Essi però, modellando solo il comportamento medio della risposta condizionatamente alle esplicative, risultano insufficienti per fornire un quadro completo sulla relazione tra la variabile dipendente e le indipendenti.

Per risolvere questo problema Koenker e Basset introdussero nel 1978 la regressione quantilica (QR), con il seguente scopo:

"Quantile regression offers the opportunity for a more complete view of the statistical landscape and the relationships among stochastic variables." (Koenker, 2005).

La QR può essere vista come un'estensione del metodo OLS in quanto permette di modellare la relazione tra i quantili condizionati della risposta e le esplicative, consentendo quindi lo studio dell'intera distribuzione condizionata della risposta.

Il metodo della QR, inoltre, viene largamente impiegato in finanza, in quanto robusto a caratteristiche come leptocurtosi, asimmetria ed eteroschedasticità, tipiche delle serie storiche finanziarie.

3.2.2 Quantile Regression

Sia Y variabile casuale a valori reali, con funzione di distribuzione $F(y) = P(Y \leq y)$.

La funzione quantile è definita come la sua inversa:

$$F^{-1}(\tau) = \inf\{y : F(y) \geq \tau\}$$

per ogni $0 < \tau < 1$.

Si nota che $F^{-1}(\frac{1}{2})$ rappresenta la mediana.

Data la seguente funzione di perdita lineare asimmetrica:

$$\rho_\tau(u) = u(\tau - I(u < 0))$$

i quantili si possono derivare anche dal seguente problema di ottimizzazione, dove per qualche $\tau \in (0, 1)$ bisogna trovare \hat{y} tale da minimizzare la seguente perdita attesa:

$$E\rho_\tau(Y - \hat{y}) = (\tau - 1) \int_{-\infty}^{\hat{y}} (y - \hat{y})dF(y) + \tau \int_{\hat{y}}^{\infty} (y - \hat{y})dF(y)$$

Differenziando rispetto a \hat{y} risulta:

$$0 = (1 - \tau) \int_{-\infty}^{\hat{y}} dF(y) - \tau \int_{\hat{y}}^{\infty} dF(y) = F(\hat{y}) - \tau$$

da cui si ottiene $\hat{y} = F^{-1}(\tau)$.

Si noti che nel caso particolare di funzione di perdita simmetrica la soluzione diventa la mediana, che minimizza la somma degli scarti assoluti.

Sapendo che la media campionaria è soluzione del seguente problema di ottimizzazione:

$$\min_{\mu \in \mathbb{R}} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu)^2$$

ed esprimendo la media condizionata di y dato x come $\mu(x) = x^\top \beta$, allora β si può stimare risolvendo

$$\min_{\beta \in \mathbb{R}^p} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i^\top \beta)^2$$

Similmente, dato che il τ -esimo quantile empirico, $\hat{\alpha}(\tau)$, risolve

$$\min_{\alpha \in \mathbb{R}} \sum_{i=1}^n \rho_\tau(y_i - \alpha)$$

si è portati a specificare il τ -esimo quantile condizionato come $Q_\tau(y | x) = x^\top \beta(\tau)$, e a considerare che $\hat{\beta}(\tau)$ è soluzione di:

$$\min_{\beta \in \mathbb{R}^p} \sum_{i=1}^n \rho_\tau(y_i - x_i^\top \beta)$$

Il modello QR dunque risulta della forma:

$$Q_\tau(Y | X) = x^\top \beta(\tau) + \varepsilon_\tau$$

dove ε_τ è tale che $Q_\tau(\varepsilon_\tau | X) = 0$.

3.2.3 Proprietà di Equivarianza

Siano $A_{p \times p}$ matrice non singolare, $\gamma \in \mathbb{R}^p$ e $a > 0$, allora, per ogni $\tau \in [0, 1]$ la QR gode delle seguenti proprietà:

1. equivarianza di scala

$$\begin{aligned}\hat{\beta}(\tau; ay, X) &= a\hat{\beta}(\tau; y, X) \\ \hat{\beta}(\tau; -ay, X) &= -a\hat{\beta}(1 - \tau; y, X)\end{aligned}$$

2. equivarianza di locazione

$$\hat{\beta}(\tau; y + X\gamma, X) = \hat{\beta}(\tau; y, X) + \gamma$$

3. equivarianza rispetto a riparametrazioni della matrice dei regressori

$$\hat{\beta}(\tau; y, XA) = A^{-1}\hat{\beta}(\tau; y, X)$$

4. equivarianza rispetto a trasformazioni monotone

$$Q_{h(Y)}(\tau) = h(Q_Y(\tau))$$

con h funzione non decrescente a valori reali.

Si noti che la proprietà 4 non vale per la media, infatti: $Eh(Y) \neq h(E(Y))$.

3.2.4 Risultati asintotici

Dato il classico modello di regressione lineare:

$$y_i = x_i^\top \beta + \varepsilon_i,$$

con $\{\varepsilon_i\}$ iid, si supponga che gli ε_i abbiano comune funzione di distribuzione F e funzione di densità f , tale che $f(F^{-1}(\tau_i)) > 0$ per $i = 1, \dots, m$ e $n^{-1} \sum x_i x_i^\top \equiv Q_n$ converge a una matrice definita positiva Q_0 .

Allora la distribuzione asintotica congiunta degli m stimatori p -variati della regressione quantilica $\hat{\zeta}_n = \left(\hat{\beta}_n(\tau_1)^\top, \dots, \hat{\beta}_n(\tau_m)^\top \right)^\top$ è normale, della forma:

$$\sqrt{n} \left(\hat{\zeta}_n - \zeta \right) = \left(\sqrt{n} \left(\hat{\beta}_n(\tau_j) - \beta(\tau_j) \right) \right)_{j=1}^m \rightsquigarrow \mathcal{N} \left(0, \Omega \otimes Q_0^{-1} \right)$$

dove Ω è una matrice $m \times m$ composta dai seguenti elementi:

$$(\omega_{ij}) = (\tau_i \wedge \tau_j - \tau_i \tau_j) / (f(F^{-1}(\tau_i)) f(F^{-1}(\tau_j)))$$

Se gli ε_i fossero indipendenti, ma non identicamente distribuiti, stimare la matrice di covarianza asintotica diventa più complesso.

In questo caso si dimostra che la sua stima ha la cosiddetta forma a sandwich di Huber, ossia

$$\sqrt{n}(\hat{\beta}_n(\tau) - \beta(\tau)) \rightsquigarrow \mathcal{N}(0, \tau(1 - \tau)H_n^{-1}J_nH_n^{-1})$$

con

$$J_n(\tau) = \tau(1 - \tau)n^{-1} \sum_{i=1}^n x_i x_i'$$

$$H_n(\tau) = \lim_{n \rightarrow \infty} n^{-1} \sum_{i=1}^n x_i x_i' f_i(\xi_i(\tau))$$

Il termine $f_i(\xi_i(\tau))$ rappresenta la densità condizionata della risposta y_i valutata sul τ -esimo quantile condizionato.

3.2.5 Inferenza: Test di Wald

La teoria classica della regressione lineare assume che i quantili condizionati della risposta siano tutti paralleli, implicando che i coefficienti di pendenza delle distinte regressioni quantiliche siano identici e quindi che le covariate abbiano effetti solo sulla posizione della distribuzione della risposta, ma non sulla scala o la forma.

Nelle applicazioni, tuttavia, le stime della pendenza della regressione quantilica spesso variano considerevolmente tra i quantili.

Ai fini inferenziali è quindi d'interesse testare l'uguaglianza dei parametri di pendenza tra i quantili, per capire se è consono o meno l'impiego della QR. Per questo scopo si può utilizzare un test di Wald, di seguito presentato.

Si consideri il seguente modello a due campioni, in cui si vuole testare l'uguaglianza tra i range interquantili dei due campioni:

$$Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 x_i + \varepsilon_i,$$

dove $x_i = 0$ per le n_1 osservazioni nel primo campione, $x_i = 1$ per le n_2 osservazioni nel secondo campione e α_2 parametro di pendenza della regressione. Il problema si traduce quindi nel voler testare l'uguaglianza dei parametri di pendenza tra i quantili τ_1 e τ_2 , ossia

$$\begin{aligned} \alpha_2(\tau_2) - \alpha_2(\tau_1) &= (Q_2(\tau_2) - Q_1(\tau_2)) - (Q_2(\tau_1) - Q_1(\tau_1)) \\ &= (Q_2(\tau_2) - Q_2(\tau_1)) - (Q_1(\tau_2) - Q_1(\tau_1)) \\ &= 0, \end{aligned}$$

pertanto può essere visto come un test di omogeneità di scala o test di eteroschedasticità.

La statistica test, asintoticamente normale è della forma:

$$T_n = (\hat{\alpha}_2(\tau_2) - \hat{\alpha}_2(\tau_1)) / \hat{\sigma}(\tau_1, \tau_2)$$

Questo tipo di test si può estendere per testare ipotesi lineari generali sul vettore $\zeta = \left(\beta(\tau_1)^\top, \dots, \beta(\tau_m)^\top \right)^\top$, della forma

$$H_0 : R\zeta = r$$

con statistica test

$$T_n = n(R\hat{\zeta} - r)^\top [RV^{-1}R^\top]^{-1} (R\hat{\zeta} - r),$$

dove V_n è una matrice $mp \times mp$ il cui ij -esimo blocco è

$$V_n(\tau_i, \tau_j) = [\tau_i \wedge \tau_j - \tau_i \tau_j] H_n(\tau_i)^{-1} J_n(\tau_i, \tau_j) H_n(\tau_j)^{-1}.$$

La statistica T_n , sotto H_0 , si distribuisce asintoticamente come una χ_q^2 , dove q è il rango della matrice R .

Questa formulazione si adatta a un'ampia varietà di situazioni, da semplici test su un singolo coefficiente di regressione quantilica a test congiunti che coinvolgono diverse covariate e diversi quantili distinti.

Tali test forniscono una valida alternativa ai tradizionali test di eteroschedasticità basati sul metodo OLS perché sono costruiti per essere robusti agli *outliers*.

3.2.6 QR versus classic LR

Si riporta di seguito un riassunto delle caratteristiche e differenze principali della QR rispetto alla regressione lineare classica stimata con il metodo OLS.

- **Interpretazione parametri:**

Per la LR classica $E(Y | X = x) = x^\top \beta$ vale

$$\frac{\partial E(Y | X = x)}{\partial x_j} = \beta_j,$$

mentre per la QR, data la proprietà 4, se

$$Q_{h(Y)}(\tau | X = x) = x^\top \beta(\tau),$$

allora

$$\frac{\partial Q_Y(\tau | X = x)}{\partial x_j} = \frac{\partial h^{-1}(x^\top \beta)}{\partial x_j}.$$

Quindi l'interpretazione dei parametri è simile, con la sola differenza che nella LR un incremento unitario di x_j , ferme restando le altre esplicative, ha un impatto pari a β_j sulla media condizionata di Y , invece nella QR ha impatto sul quantile condizionato di Y .

- **Outliers:**

La LR classica è molto sensibile agli *outliers*, invece la QR è più robusta da questo punto di vista.

- **Eteroschedasticità:**

La LR classica con OLS assume l'omoschedasticità della risposta, ma se questa assunzione viene meno le stime non risultano più affidabili. Questo problema non si presenta nella QR, che si dimostra perciò un approccio più flessibile e preferibile in contesti di eteroschedasticità.

- **Costo computazionale:**

Nella QR il problema di ottimizzazione per stimare il modello non ha soluzione analitica, perciò si traduce in un problema di programmazione lineare che risulta più dispendioso in termini di costo computazionale rispetto alla stima con OLS.

- **Distribuzione della risposta:**

In caso di normalità lo stimatore OLS è più efficiente dello stimatore QR, viceversa per distribuzioni non normali (specialmente asimmetriche).

4 Analisi empiriche

Nel presente capitolo si passa alla conduzione vera e propria delle analisi. Verranno dapprima presentati e descritti i dati utilizzati, per poi passare all'applicazione di modelli e strumenti statistici esposti nei capitoli precedenti.

4.1 Set di dati

Si sono presi in considerazione 10 fondi comuni d'investimento azionari americani, classificati da Morning Star come "US Equity Large Cap Value" e l'indice S&P500, usato come benchmark di mercato.

I dati sono stati importati dal sito "Yahoo! Finance" e selezionati attraverso l'utilizzo del tool "Fund Screener".

Nello specifico sono state scaricate le serie storiche giornaliere dei prezzi di chiusura aggiustati per dividendi e operazioni straordinarie, indicati come "Adjusted Close Prices".

A partire da esse si sono poi costruite le serie dei rendimenti logaritmici, nel seguito indicati col termine rendimenti.

Il periodo considerato per le analisi è di 5 anni, dall'1 Gennaio 2017 al 31 Dicembre 2021.

Elenco dei fondi utilizzati:

- **VEIPX:** Vanguard Equity Income Fund, creato nel 1988.
Principali settori di investimento: *Healthcare* (19.6%), *Financial Services* (18.0%), *Consumer Defensive* (12.9%), *Technology* (9.2%) e *Industrials* (9.1%).
Prime 10 azioni per quota investita: *Johnson & Johnson*, *JPMorgan Chase & Co*, *Banca d'America Corp*, *Cisco Systems Inc*, *Procter & Gamble Co*, *Comcast Corp Classe A*, *Pfizer Inc*, *Eli Lilly & Co*, *Me-tLife Inc*, *Verizon Communications Inc*, che rappresentano circa il 27% del patrimonio netto.
- **PAVLX:** T. Rowe Price Value Fund, creato nel 2000.
Principali settori di investimento: *Healthcare* (26.0%), *Financial Services* (14.2%), *Consumer Defensive* (11.0%), *Technology* (9.1%) e *Industrials* (8.9%).
Prime 10 azioni per quota investita: *Alphabet Inc Class C*, *Microsoft Corp*, *Morgan Stanley*, *General Electric Co*, *American International Group Inc*, *Danaher Corp*, *Wells Fargo & Co*, *Prologis Inc*, *Charles Schwab Corp*, *Thermo Fisher Scientific Inc*, che rappresentano circa il 35% del patrimonio netto.

- **OIEPX:** JPMorgan Equity Income Fund, creato nel 2016.
 Principali settori di investimento: *Financial Services* (20.7%), *Healthcare* (18.6%), *Industrials* (13.6%), *Consumer Defensive* (9.4%) e *Technology* (9.1%).
 Prime 10 azioni per quota investita: *Comcast Corp Class A*, *Bank of America Corp*, *BlackRock Inc*, *PNC Financial Services Group Inc*, *ConocoPhillips*, *Analog Devices Inc*, *Bristol-Myers Squibb Company*, *CME Group Inc Class A*, *UnitedHealth Group Inc*, *JPMorgan Prime Money Market*, che rappresentano circa il 23% del patrimonio netto.
- **MRDVX:** BlackRock Equity Dividend Fund, creato nel 2003.
 Principali settori di investimento: *Financial Services* (22.2%), *Healthcare* (22.2%), *Technology* (12.9%), *Energy* (7.8%) e *Consumer Defensive* (7.5%).
 Prime 10 azioni per quota investita: *BlackRock Liquidity T-Fund Instl*, *Wells Fargo & Co*, *Citigroup Inc*, *American International Group Inc*, *Cisco Systems Inc*, *Bank of America Corp*, *Anthem Inc*, *Morgan Stanley*, *Comcast Corp Class A*, *BAE Systems PLC*, che rappresentano circa il 30% del patrimonio netto.
- **CMLAX:** American Funds American Mutual Fund, creato nel 2002.
 Principali settori di investimento: *Healthcare* (18.5%), *Industrials* (12.7%), *Financial Services* (12.6%), *Technology* (10.2%) e *Consumer Defensive* (8.7%).
 Prime 10 azioni per quota investita: *Microsoft Corp*, *Comcast Corp Class A*, *Gilead Sciences Inc*, *Linde PLC*, *Raytheon Technologies Corp*, *The Home Depot Inc*, *Amgen Inc*, *Abbott Laboratories*, *JPMorgan Chase & Co*, *UnitedHealth Group Inc*, che rappresentano circa il 26% del patrimonio netto.
- **YACKX:** AMG Yacktman Fund Class I, creato nel 1992.
 Principali settori di investimento: *Consumer Defensive* (20.7%), *Communication Services* (20.3%), *Technology* (17.7%), *Financial Services* (12.6%) e *Consumer Cyclical* (8.1%).
 Prime 10 azioni per quota investita: *Samsung Electronics Co Ltd Participating Preferred*, *Bollore SA*, *Brenntag SE*, *Alphabet Inc Class C*, *PepsiCo Inc*, *Canadian Natural Resources Ltd*, *Microsoft Corp*, *Sysco Corp*, *News Corp A*, *The Walt Disney Co*, che rappresentano circa il 36% del patrimonio netto.
- **BEGIX:** Sterling Capital Equity Income Fund Institutional Shares, creato nel 2004.

Principali settori di investimento: *Technology* (24.8%), *Healthcare* (23.7%), *Financial Services* (17.4%), *Industrials* (11.9%) e *Consumer Cyclical* (8.2%).

Prime 10 azioni per quota investita: *Starbucks Corp*, *Elevance Health Inc*, *The Goldman Sachs Group Inc*, *Fidelity National Information Services Inc*, *The Home Depot Inc*, *Analog Devices Inc*, *CVS Health Corp*, *Microsoft Corp*, *United Parcel Service Inc Class B*, *Marsh & McLennan Companies Inc*, che rappresentano circa il 40% del patrimonio netto.

- **ALVAX**: American Beacon Large Cap Value Fund, creato nel 2010. Principali settori di investimento: *Financial Services* (21.8%), *Healthcare* (14.9%), *Industrials* (14.6%), *Technology* (10.6%) e *Energy* (8.4%). Prime 10 azioni per quota investita: *Future on S&P 500 Jun21*, *State Street Instl US Govt MMkt Slct*, *Citigroup Inc*, *Wells Fargo & Co*, *American International Group Inc*, *JPMorgan Chase & Co*, *Comcast Corp Class A*, *Anthem Inc*, *Goldman Sachs Group Inc*, *Hess Corp*, che rappresentano circa il 25% del patrimonio netto.
- **GSVRX**: Goldman Sachs Large Cap Value Fund, creato nel 2007. Principali settori di investimento: *Financial Services* (18.6%), *Healthcare* (18.4%), *Technology* (10.5%), *Industrials* (9.9%) e *Consumer Defensive* (8.7%). Prime 10 azioni per quota investita: *JPMorgan Chase & Co*, *Johnson & Johnson*, *Bank of America Corp*, *Morgan Stanley*, *The Walt Disney Co*, *Chevron Corp*, *Procter & Gamble Co*, *Bristol-Myers Squibb Company*, *General Electric Co*, *Comcast Corp Class A*, che rappresentano circa il 24% del patrimonio netto.
- **PEYAX**: Putnam Large Cap Value Fund, creato nel 1977. Principali settori di investimento: *Healthcare* (18.4%), *Financial Services* (16.1%), *Industrials* (12.2%), *Consumer Defensive* (8.4%) e *Technology* (8.2%). Prime 10 azioni per quota investita: *Bank of America Corp*, *JPMorgan Chase & Co*, *Microsoft Corp*, *Citigroup Inc*, *Walmart Inc*, *General Motors Co*, *Regeneron Pharmaceuticals Inc*, *Johnson & Johnson*, *AbbVie Inc*, *Freeport-McMoRan Inc*, che rappresentano circa il 25% del patrimonio netto.
- **S&P500**: Indice di riferimento principale per il mercato azionario americano. Creato da Standard & Poor's nel 1957, segue l'andamento di un paniere azionario composto da 500 aziende statunitensi. Le prime 10 per capitalizzazione sono: *Apple*, *Microsoft Corp*, *Amazon*,

Johnson & Johnson, Facebook, BerkshireHathaway, JPMorganChase, ExxonMobil, AlphabetC e AlphabetA. I settori più rappresentati sono: *Information Technology* (20.7%), *Healthcare* (15.0%), *Financial Services* (13.6%), *Energy* (10.5%) e *Industrial* (10.3%).

Le società che compongono l'indice sono scelte da un comitato, analizzando le seguenti variabili: capitalizzazione di mercato, che deve essere superiore a 4,2 miliardi di dollari; liquidità e dimensioni, settore di operatività e barriere all'ingresso; grado di internazionalizzazione; localizzazione; capitale flottante; tempo di quotazione in borsa; volume delle azioni scambiate, che deve essere maggiore di 250.000 ogni sei mesi.

In generale si nota che i fondi elencati sopra investono principalmente nei settori *Healthcare, Financial Services e Technology*, similmente al benchmark di riferimento.

4.2 Analisi descrittive

Si procede ora a effettuare alcune analisi descrittive sul set di dati.

Un'iniziale analisi grafica delle serie dei prezzi giornalieri (Figura 3) e dei loro correlogrammi (Figure 4, 5 e 6) evidenzia una forte non stazionarietà, tipica degli strumenti finanziari.

Si nota che tutte le serie dei prezzi presentano un andamento simile, con lievi picchi al ribasso a fine 2018, probabilmente per effetto delle preoccupazioni derivanti dalla guerra commerciale intrapresa da Stati Uniti e Cina e dall'atteggiamento restrittivo della Federal Reserve in ambito di politica monetaria. Le serie riprendono poi un andamento leggermente crescente fino a fine 2019, per poi subire un forte crollo dovuto alla crisi da Covid-19, toccando i minimi a marzo 2020, periodo in cui l'*OMS* ha dichiarato ufficialmente lo stato di pandemia. Ciò ha generato incertezze economiche a livello globale e forti turbolenze sui mercati finanziari che hanno portato ad ampi cali dei prezzi e ad un incremento significativo delle volatilità.

Segue poi una fase di ripresa in cui i prezzi presentano un andamento generale crescente, fino a toccare i massimi al termine del 2021, che coincide anche con la fine del periodo preso in esame.

Figura 3: Serie storiche giornaliere prezzi 2017-2021

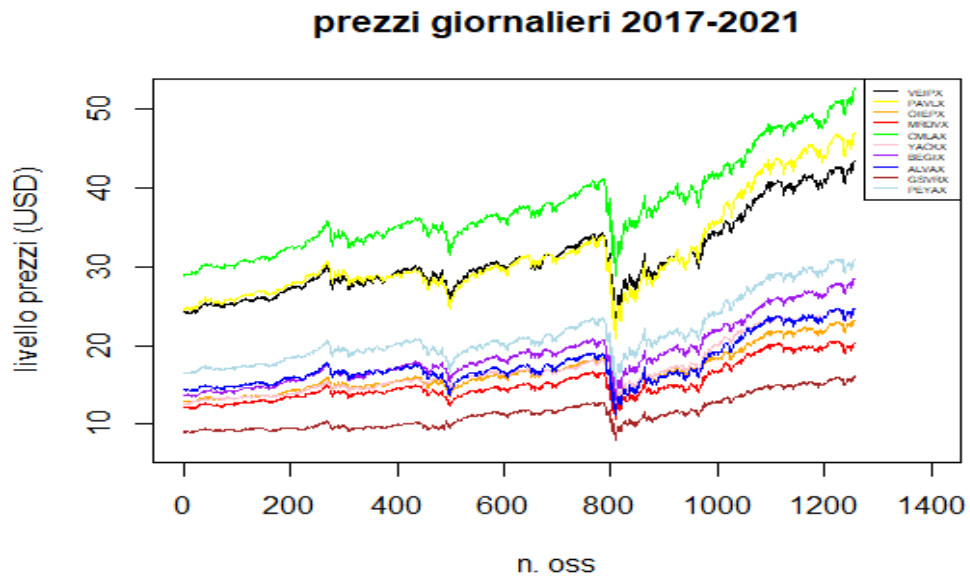


Figura 4: Correlogrammi prezzi 1

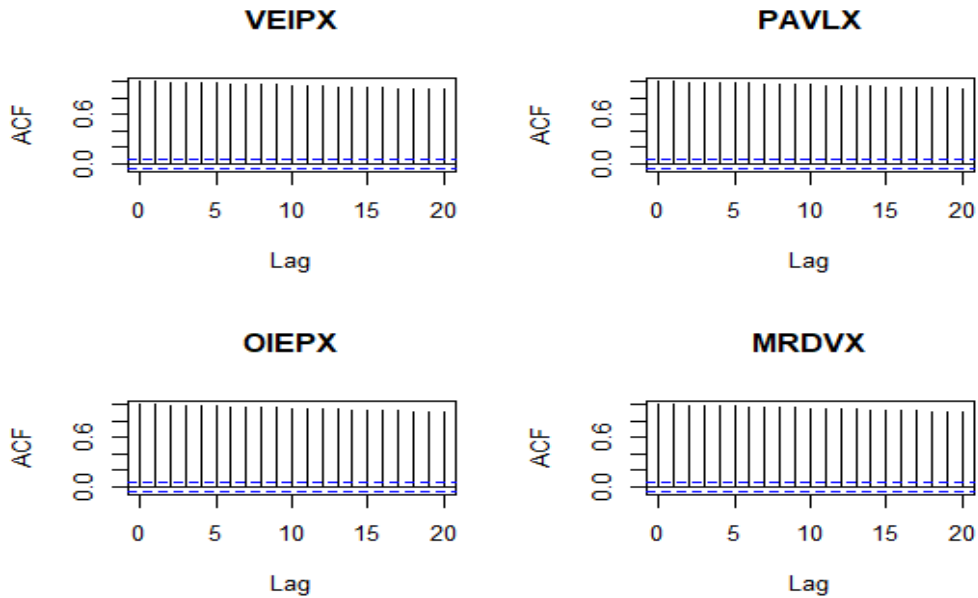


Figura 5: Correlogrammi prezzi 2

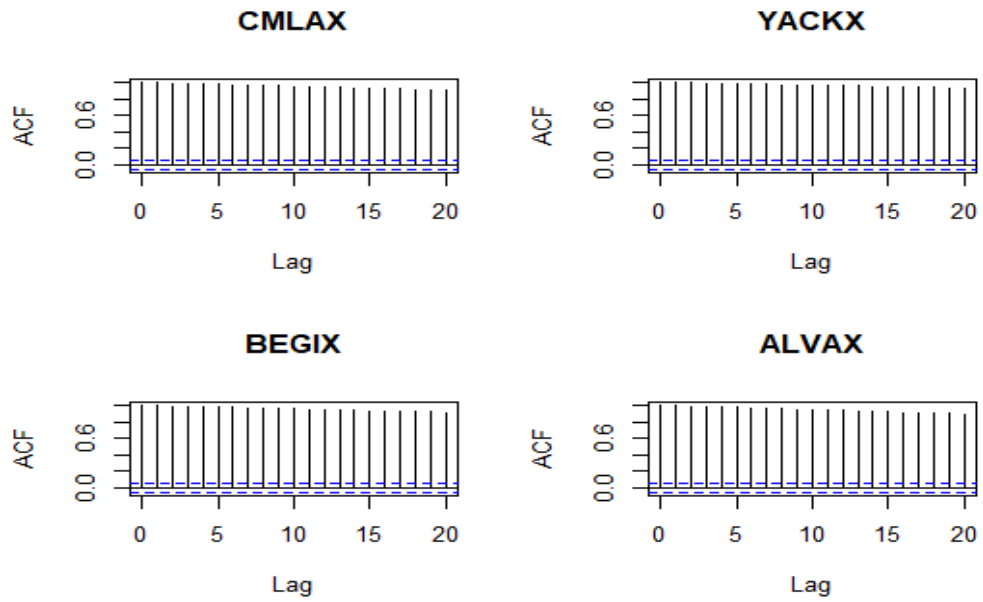
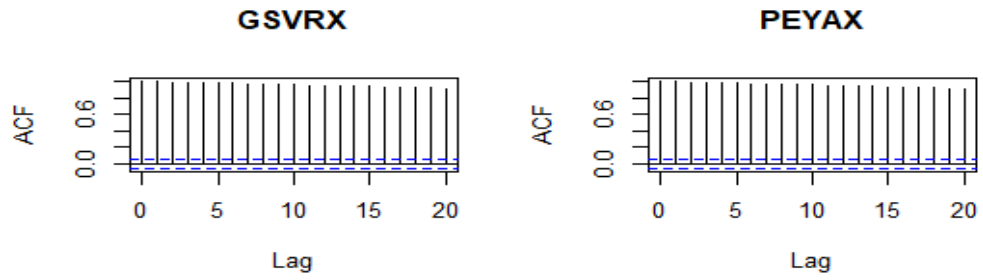


Figura 6: Correlogrammi prezzi 3



Passando alle serie dei rendimenti (Figura 7) si ottiene stazionarietà e i loro correlogrammi (Figure 8, 9 e 10) non suggeriscono presenza di evidente correlazione seriale, infatti le autocorrelazioni statisticamente significative, dovute probabilmente alle numerosità delle serie, sono basse, quindi economicamente irrilevanti; perciò non si adatteranno modelli ARMA per la media condizionata.

Si osserva anche la presenza di volatility clustering e di forti oscillazioni durante il periodo covid.

Risalta anche un picco anomalo di 0.125492 raggiunto dal fondo GSVRX il 12/12/2018.

Figura 7: Serie storiche giornaliere rendimenti 2017-2021

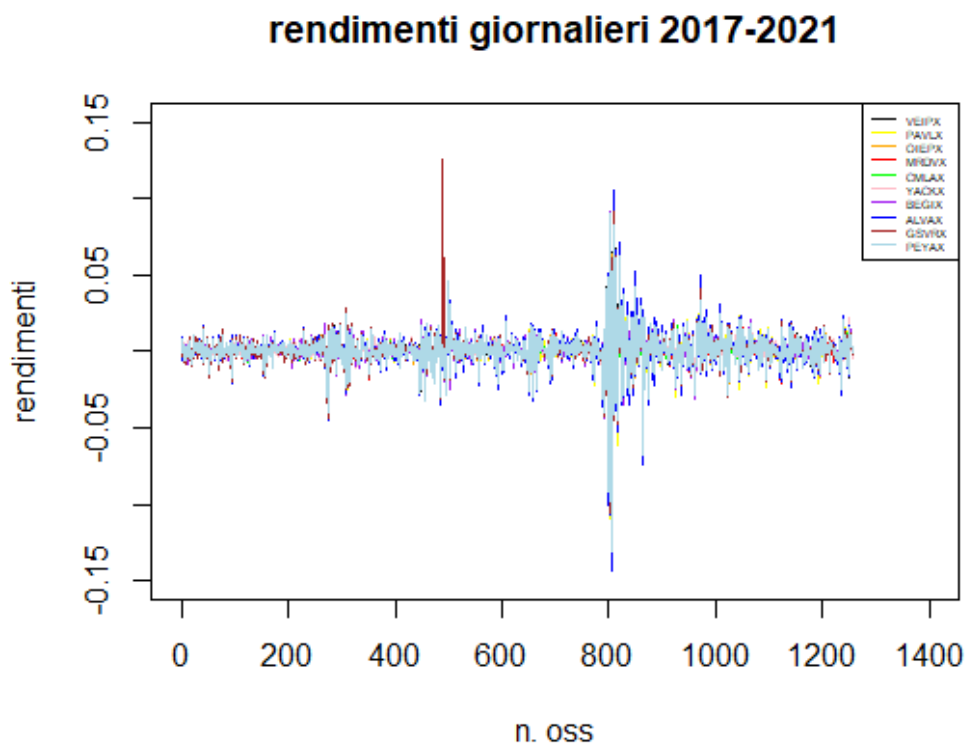


Figura 8: Correlogrammi rendimenti 1

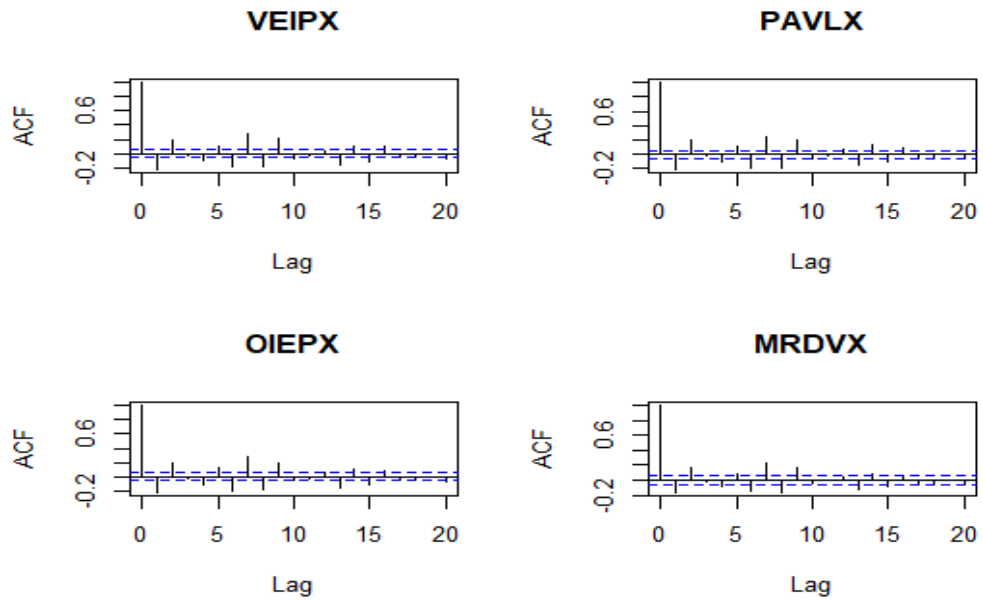


Figura 9: Correlogrammi rendimenti 2

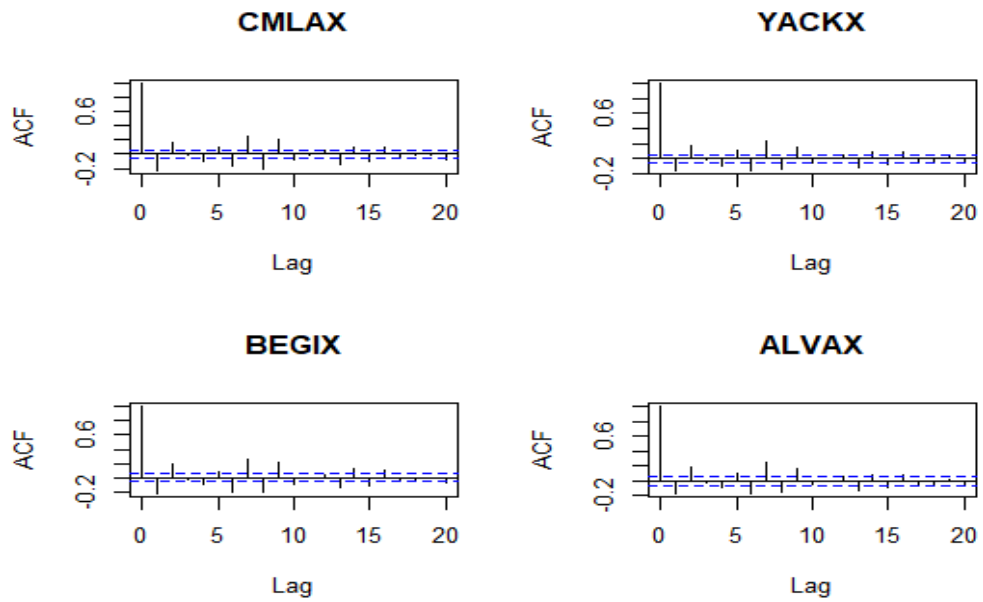
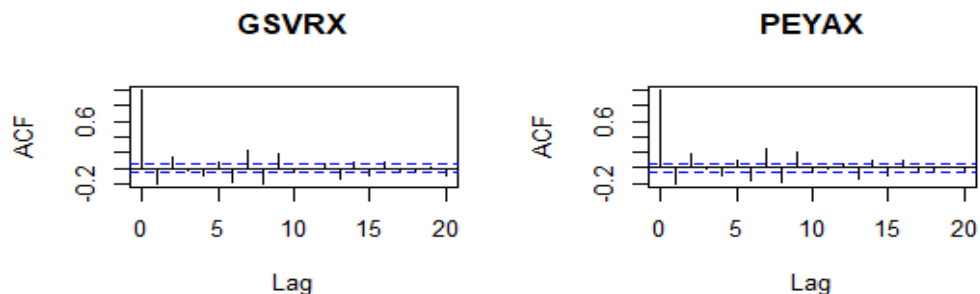


Figura 10: Correlogrammi rendimenti 3



Un'analisi delle statistiche di base dei rendimenti (Table 1 e Table 2 sotto-stanti) rivela media positiva, quasi nulla, asimmetria negativa e leptocurtosi; ciò si può dedurre anche dai grafici delle densità stimate (Figure 11, 12 e 13) e dai Q-Q plot (Figure 14, 15 e 16), che confrontano i quantili empirici con i quantili teorici di una distribuzione normale.

Infine le serie storiche dei rendimenti al quadrato (Figura 17), proxy delle varianze, e i loro correlogrammi (Figure 18, 19 e 20) mostrano autocorrelazione seriale rilevante, in accordo con la presenza di volatility clustering e di eteroschedasticità nei rendimenti.

Per verificare la presenza di eteroschedasticità sono stati eseguiti su queste serie, compresa quella del benchmark, anche dei test di *Ljung-Box* e *LM-ARCH* che portano tutti a un forte rifiuto dell'ipotesi nulla di incorrelazione seriale.

Risulta quindi opportuno l'uso di modelli per modellare la varianza condizionata, come quelli della classe GARCH, impiegati di seguito.

Loading required package: timeDate

Loading required package: timeSeries

Table 1: Basic Stats

	VEIPX	PAVLX	OIEPX	MRDVX	CMLAX
nobs	1257.000000	1257.000000	1257.000000	1257.000000	1257.000000
NAs	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Minimum	-0.122094	-0.140725	-0.132880	-0.113451	-0.102359
Maximum	0.087838	0.102819	0.095830	0.085307	0.071651
1. Quartile	-0.002886	-0.003272	-0.003055	-0.003306	-0.002566
3. Quartile	0.004925	0.005585	0.005112	0.005195	0.004520
Mean	0.000463	0.000515	0.000469	0.000408	0.000476
Median	0.000782	0.000865	0.000642	0.000495	0.000767
Sum	0.581838	0.647957	0.589324	0.512473	0.598517
SE Mean	0.000330	0.000358	0.000340	0.000327	0.000279
LCL Mean	-0.000184	-0.000186	-0.000198	-0.000234	-0.000072
UCL Mean	0.001110	0.001217	0.001135	0.001050	0.001024
Variance	0.000137	0.000161	0.000145	0.000135	0.000098
Stdev	0.011696	0.012680	0.012044	0.011606	0.009908
Skewness	-1.171436	-1.472915	-1.383106	-1.191046	-1.336525
Kurtosis	24.186869	26.722376	25.436756	20.384704	23.456532

Table 2: Basic Stats

	YACKX	BEGIX	ALVAX	GSVRX	PEYAX
nobs	1257.000000	1257.000000	1257.000000	1257.000000	1257.000000
NAs	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Minimum	-0.093177	-0.142531	-0.143726	-0.128618	-0.131179
Maximum	0.070696	0.091895	0.104948	0.125492	0.090142
1. Quartile	-0.002399	-0.002979	-0.004070	-0.003486	-0.003209
3. Quartile	0.004307	0.005410	0.006260	0.005191	0.005373
Mean	0.000534	0.000585	0.000432	0.000460	0.000504
Median	0.000830	0.000931	0.000760	0.000672	0.000833
Sum	0.671354	0.735428	0.542421	0.578013	0.633682
SE Mean	0.000264	0.000344	0.000385	0.000360	0.000345
LCL Mean	0.000016	-0.000089	-0.000325	-0.000246	-0.000172
UCL Mean	0.001052	0.001260	0.001188	0.001165	0.001180
Variance	0.000088	0.000149	0.000187	0.000163	0.000149
Stdev	0.009356	0.012189	0.013663	0.012751	0.012215
Skewness	-1.007286	-1.592326	-1.289631	-0.401831	-1.371155
Kurtosis	21.442382	27.882308	21.910803	26.617783	23.020165

Figura 11: Densità rendimenti 1

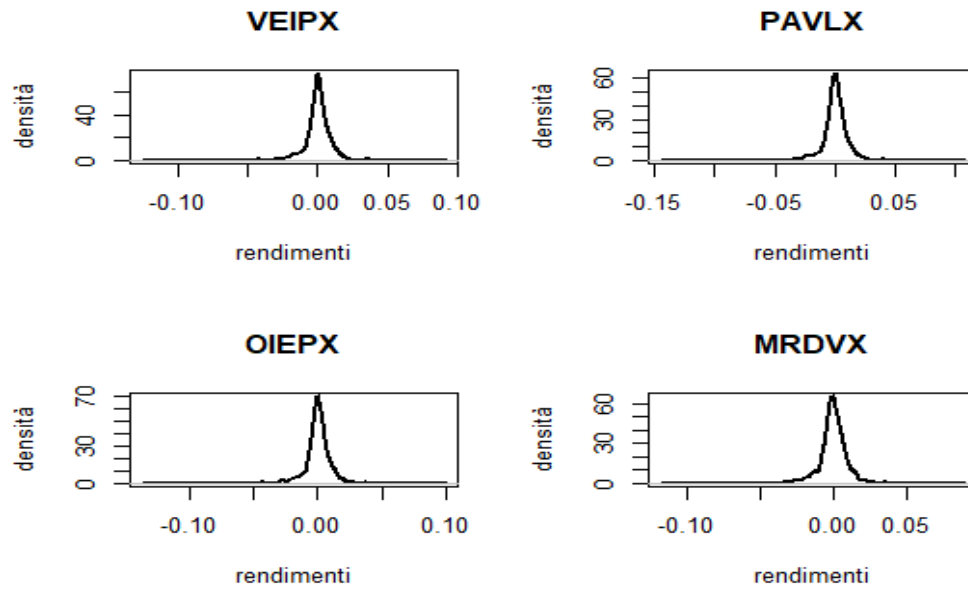


Figura 12: Densità rendimenti 2

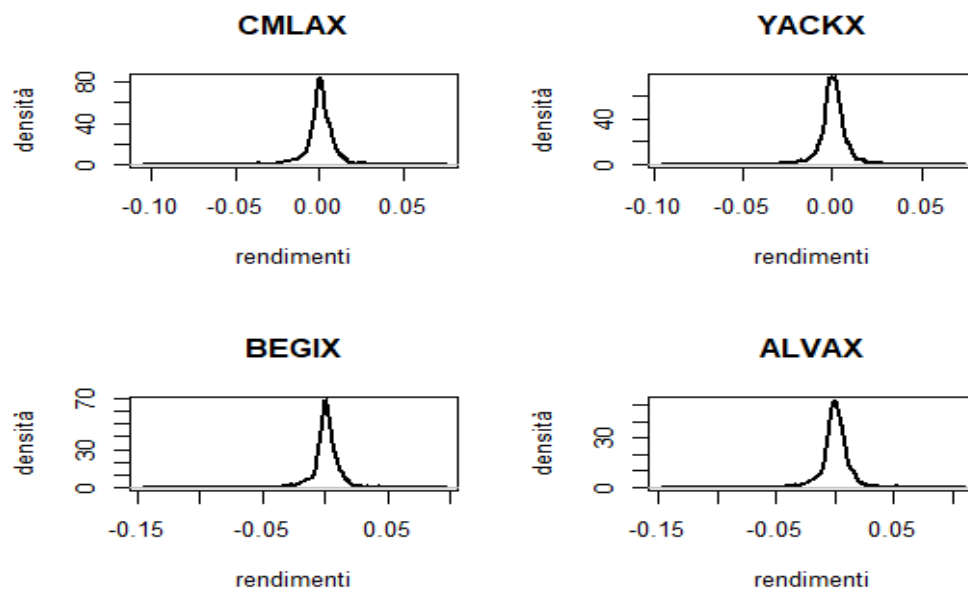


Figura 13: Densità rendimenti 3

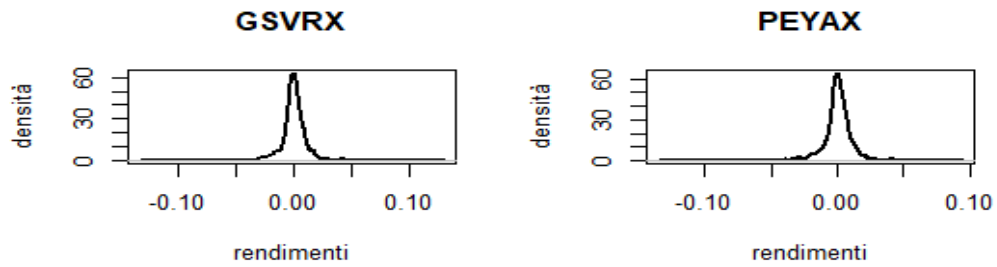


Figura 14: Q-Q plot rendimenti 1

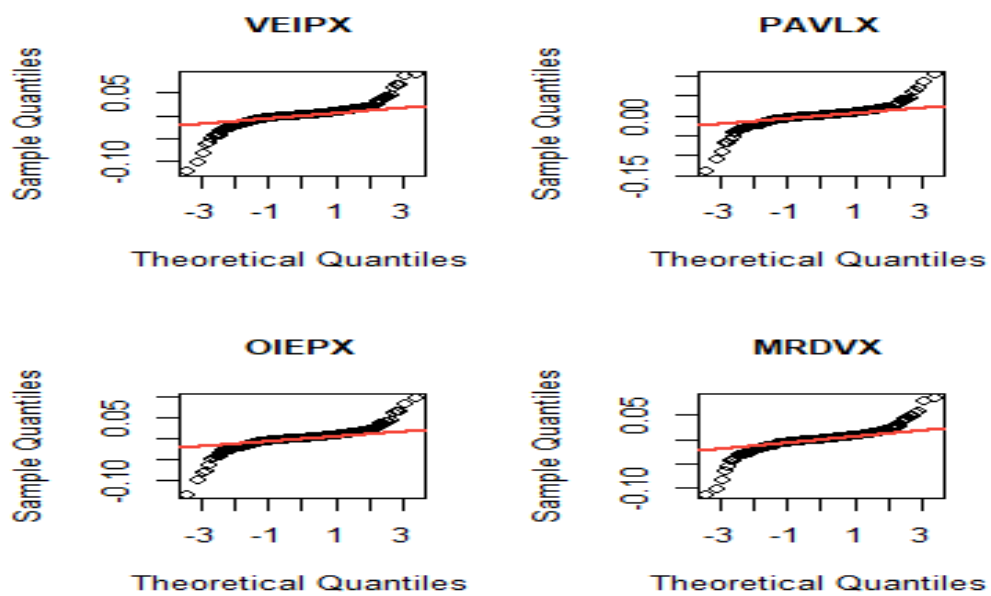


Figura 15: Q-Q plot rendimenti 2

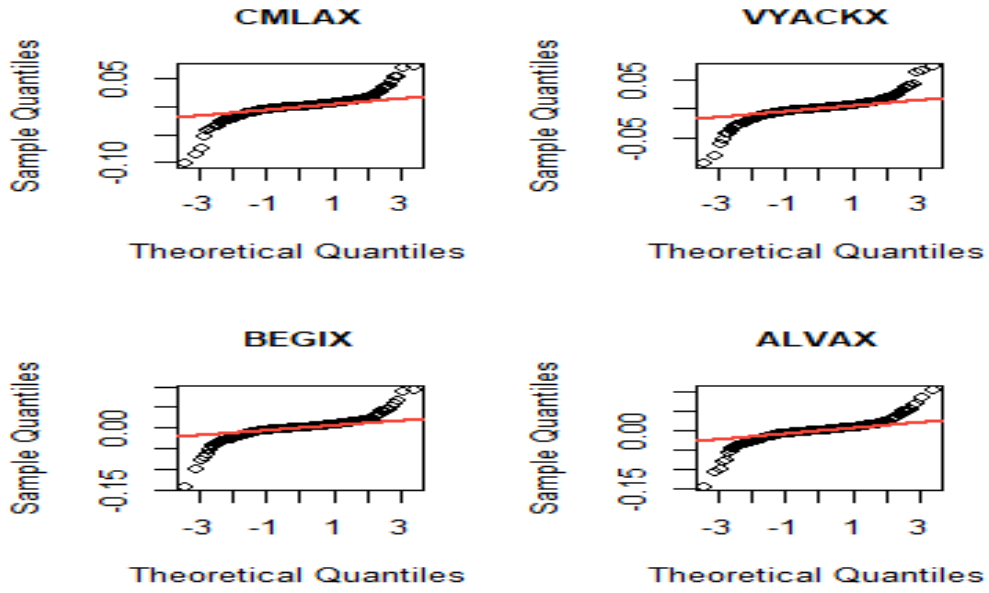


Figura 16: Q-Q plot rendimenti 3

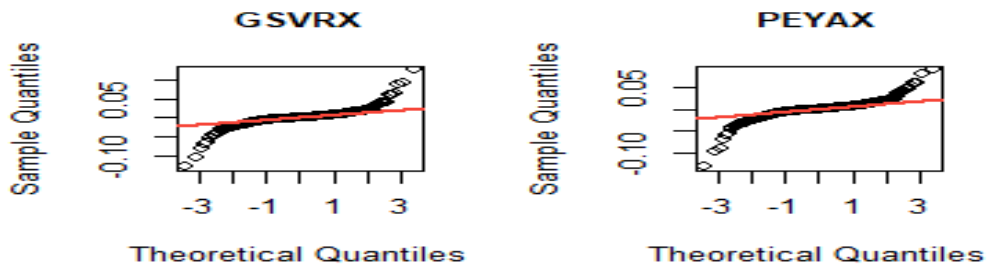


Figura 17: Serie storiche giornaliere $rendimenti^2$ 2017-2021

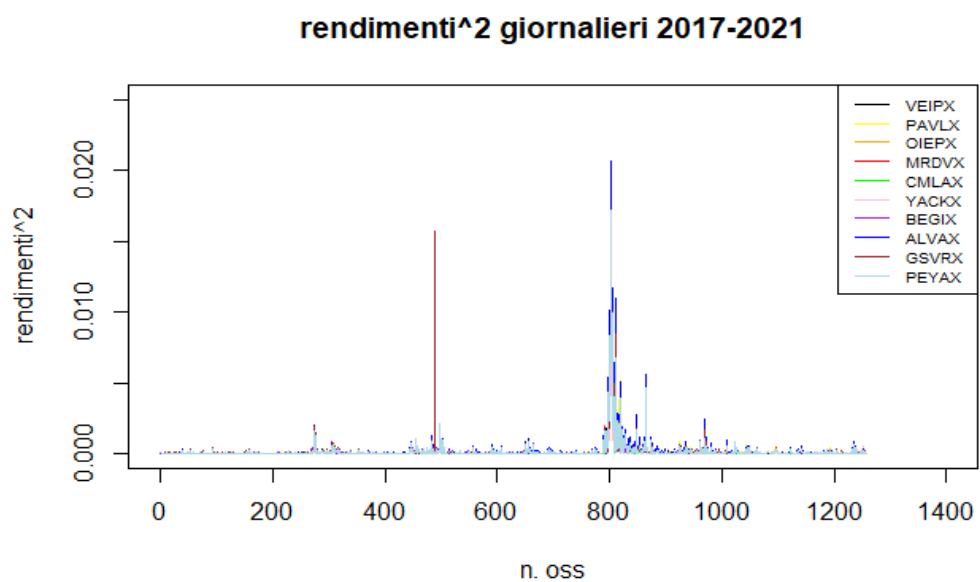


Figura 18: Correlogrammi $rendimenti^2$ 1

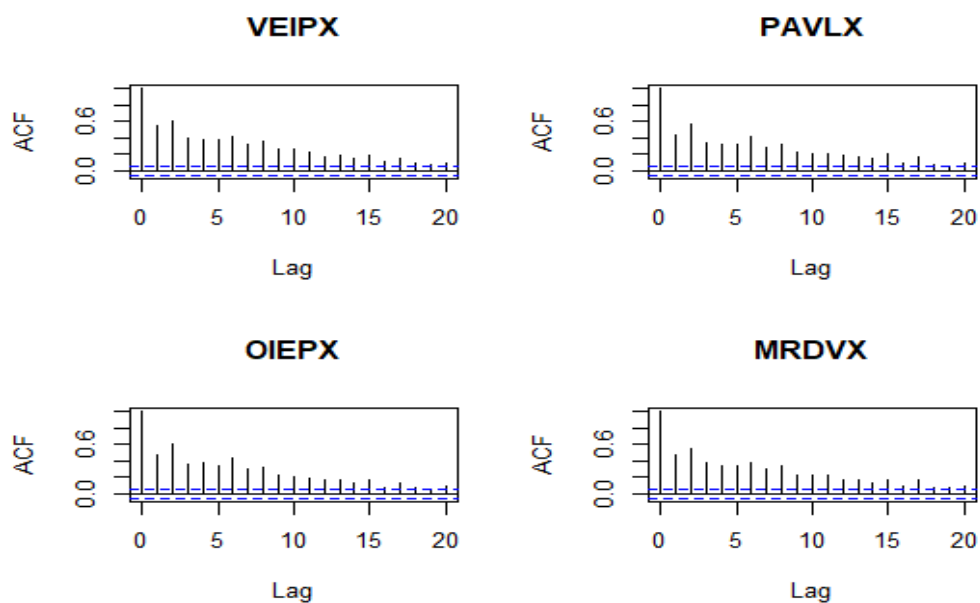


Figura 19: Correlogrammi *rendimenti*² 2

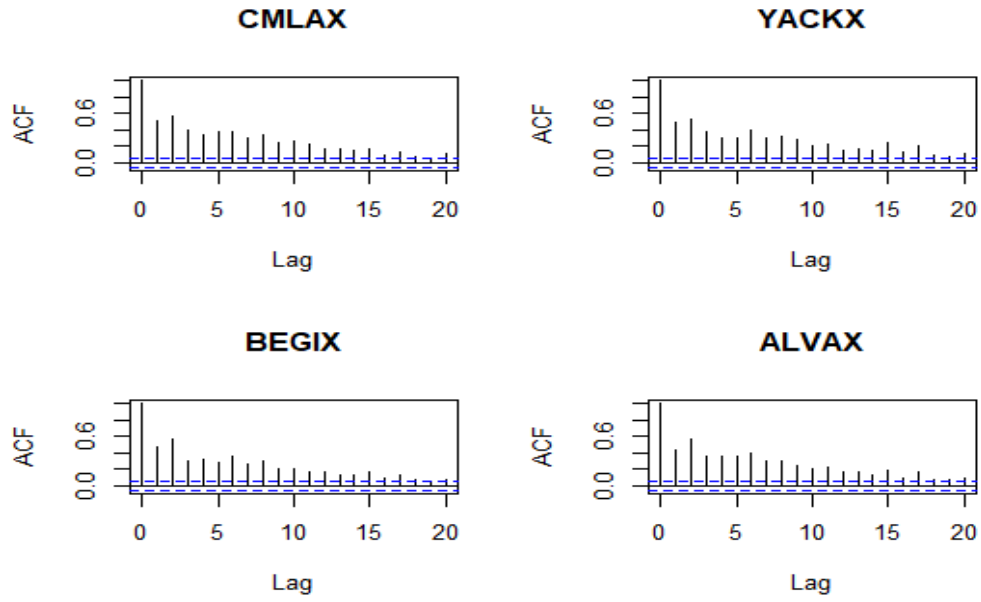
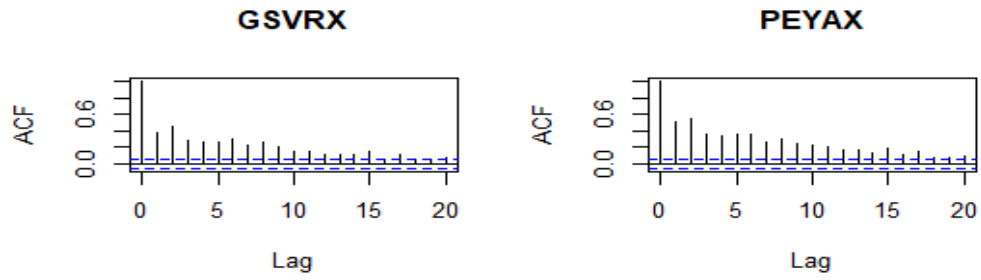


Figura 20: Correlogrammi *rendimenti*² 3



4.3 Filtraggio della componente di volatilità

Si procede ora al filtraggio della componente di volatilità relativa alle serie dei rendimenti dei fondi e dell'indice di riferimento di mercato, per poi passare, nel paragrafo successivo, all'applicazione dei modelli di market timing anche sulle serie dei residui standardizzati "DE-GARCHED".

Sarà infine d'interesse confrontare i risultati delle stime per capire se sussistono differenze significative, dovute all'eteroschedasticità e alla dinamica in varianza, tra quelle ottenute sui rendimenti e quelle sui residui standardizzati.

Non sapendo a priori l'esatta distribuzione dei rendimenti e quindi delle innovazioni, si stimano modelli della classe GARCH sui dati seguendo un approccio di quasi massima verosimiglianza (*QML*).

Rispetto all'approccio di massima verosimiglianza (*LM*), la *QML* mantiene la consistenza degli stimatori a livello puntuale, perdendo solo in termini di efficienza delle stime.

Data la presenza di curtosi elevata e di asimmetria nella distribuzione dei rendimenti è ragionevole formulare un'ipotesi distributiva per le innovazioni di tipo *t di Student asimmetrica*.

Inizialmente si adatta un modello GARCH(1,1) ai dati, ottenendo parametri statisticamente significativi, ad eccezione dell'intercetta che viene comunque mantenuta.

I β , tutti maggiori di 0.73, indicano una certa persistenza, più marcata per lo strumento YACKX, dove $\beta = 0.83$.

Per tutti i fondi il modello GARCH(1,1) coglie bene la dinamica in varianza, in quanto un test LM-ARCH di omoschedasticità condotto sui residui fallisce nel rifiuto dell'ipotesi nulla agli usuali ritardi.

Il modello GARCH(1,1), però, non riesce a modellare adeguatamente l'asimmetria in risposta agli shock, infatti il sign bias test e il sign bias test congiunto mostrano coefficienti altamente significativi per tutti gli strumenti.

Per cercare di catturare anche questa regolarità empirica vengono successivamente adattati modelli più flessibili, nello specifico un EGARCH(1,1) e un APARCH(1,1).

Per ogni fondo anche le due estensioni del modello GARCH filtrano bene la componente di volatilità, infatti i residui non risultano essere eteroschedastici.

L'EGARCH e l'APARCH riescono anche a cogliere adeguatamente l'asimmetria, dimostrandosi preferibili rispetto al modello GARCH, tranne per lo strumento *BEGIX*, motivo per cui per quest'ultimo si è scelto di mantenere il modello iniziale.

In generale gli adattamenti con modelli EGARCH e APARCH si possono considerare equivalenti, anche in virtù del fatto che i valori dei criteri di informazione automatica non presentano differenze significative.

In definitiva si è quindi scelto di adattare un GARCH(1,1) per *BEGIX*, un EGARCH(1,1) per *YACKX*, *ALVAX*, *GSVRX* e *PEYAX* e un APARCH(1,1) per *VEIPX*, *PAVLX*, *OIEPX*, *MRDVX*, *CMLAX* e per il benchmark. Gli output degli adattamenti scelti, ottenuti con *R Studio*, sono riportati in dettaglio nell'appendice A.

Con una verifica grafica a posteriori, l'ipotesi distributiva iniziale per le innovazioni risulta appropriata, come si evince dai Q-Q plot costruiti sui residui standardizzati (Figure 21, 22 e 23).

Al contrario, ipotesi distributive normali o t di Student portano ad adattamenti peggiori.

Figura 21: Q-Q plot residui standardizzati 1

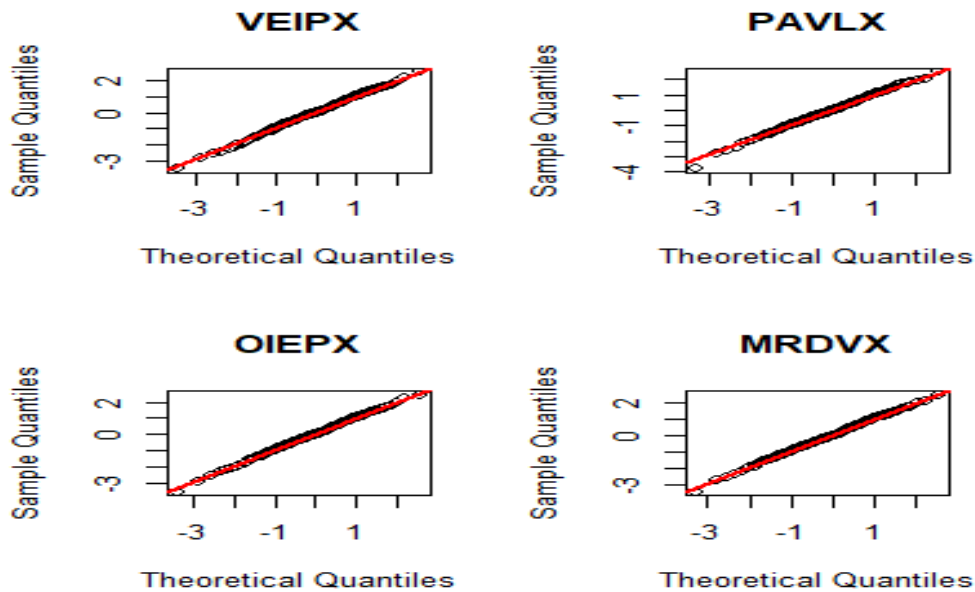


Figura 22: Q-Q plot residui standardizzati 2

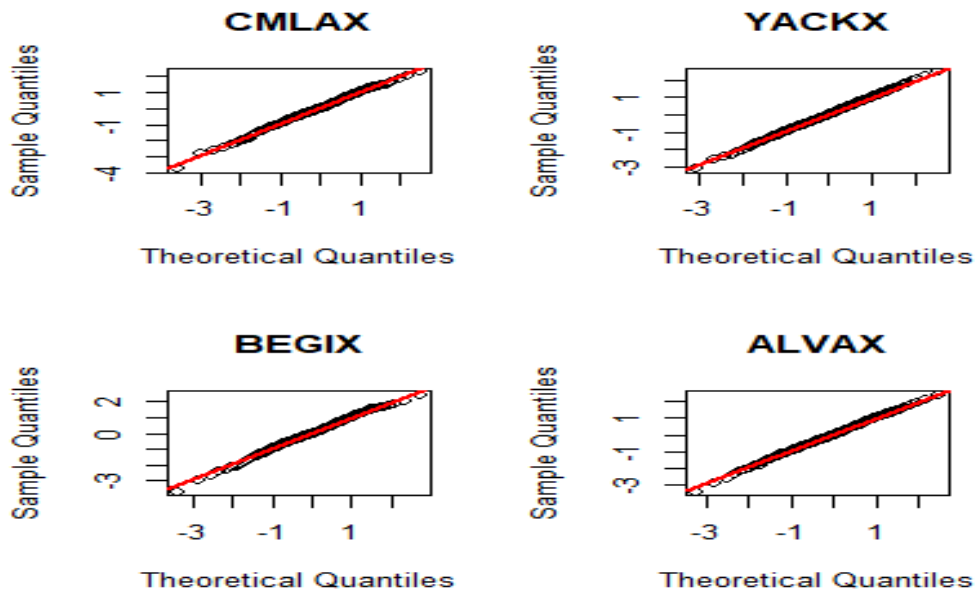
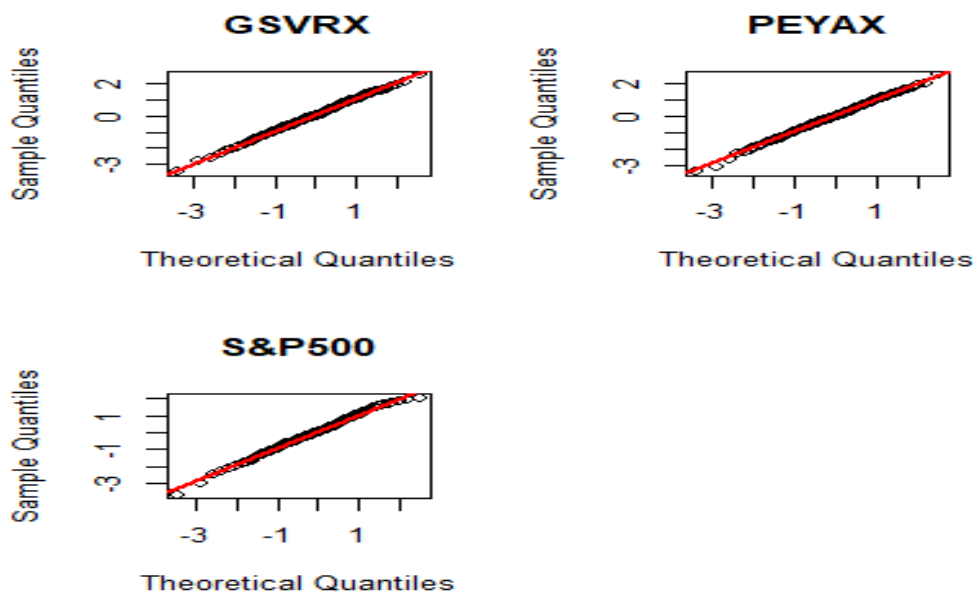


Figura 23: Q-Q plot residui standardizzati 3



4.4 Applicazione modelli di Market Timing

In questo paragrafo verranno applicati i due modelli di market timing presentati nel primo capitolo, prima alle serie dei rendimenti dei fondi e, in seconda battuta, alle serie dei residui standardizzati, ottenute nel precedente paragrafo filtrando la componente di volatilità con modelli della classe GARCH. In queste analisi non si terrà conto nei modelli dell'attività *risk-free*.

Per stimare i modelli si utilizzeranno sia la regressione lineare classica con metodo OLS sia la regressione quantilica e si confronteranno gli output.

A tal proposito risulta preliminarmente opportuno applicare un test di Wald sia alle serie dei rendimenti, sia alle serie dei residui, per capire se la QR è effettivamente uno strumento statistico in grado di fornire maggiori informazioni rispetto al solo impiego della regressione con OLS.

Col test di Wald si va quindi a testare l'ipotesi nulla di uguaglianza dei parametri di regressione tra i vari quantili condizionati della distribuzione in questione. Se quest'ultima non viene rifiutata significa che non ci sono evidenze empiriche per giustificare l'impiego della QR e che la regressione con OLS è sufficiente per spiegare la relazione tra la risposta e le covariate.

In particolare il test è stato effettuato in *R Studio* con la funzione *anova.rq* per valori di $\tau = \{0.05, 0.10, \dots, 0.90, 0.95\}$ e la nulla non è stata rifiutata solamente per le serie dei rendimenti di *ALVAX* e *PEYAX* stimate con la regressione del modello T-M, perciò si può affermare che la QR è un tool statistico particolarmente utile in queste analisi per verificare la presenza di market timing significativo praticato dai manager dei fondi nel periodo considerato.

L'importanza della QR confrontata con la regressione OLS e i risultati del test di Wald si possono apprezzare anche dal punto di vista grafico, osservando, a titolo esemplificativo, gli scatterplot delle figure 24 e 25 relative al fondo *YACKX*.

Si passa poi alla presentazione e discussione dei parametri stimati, divisi in 4 tabelle, in base al tipo di modello (T-M o H-M) adattato e al tipo di serie su cui è stato adattato (rendimenti o residui).

Da notare che sono stati riportati i parametri stimati con OLS e con QR per $\tau = \{0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9\}$.

Nelle prossime tabelle i simboli ***, ** e *, posti di fianco alle stime dei coefficienti di regressione, indicano un livello di significatività statistica inferiore allo 0.1%, all'1% e al 5% rispettivamente.

Si richiama brevemente il significato dei vari parametri presenti nelle tabelle: α , ovvero l'intercetta, è il parametro relativo all'abilità di *security selection*, β , coefficiente associato all'indice di mercato, rappresenta l'esposizione al rischio sistematico del fondo, γ e δ sono i coefficienti della componente di

market timing rispettivamente nel modello T-M e H-M.
I grafici dell'andamento dei parametri stimati con metodo OLS e per i vari quantili con la QR sono riportati in dettaglio nell'Appendice B.

Figura 24: Regressioni OLS e QR sui rendimenti di YACKX, modello T-M

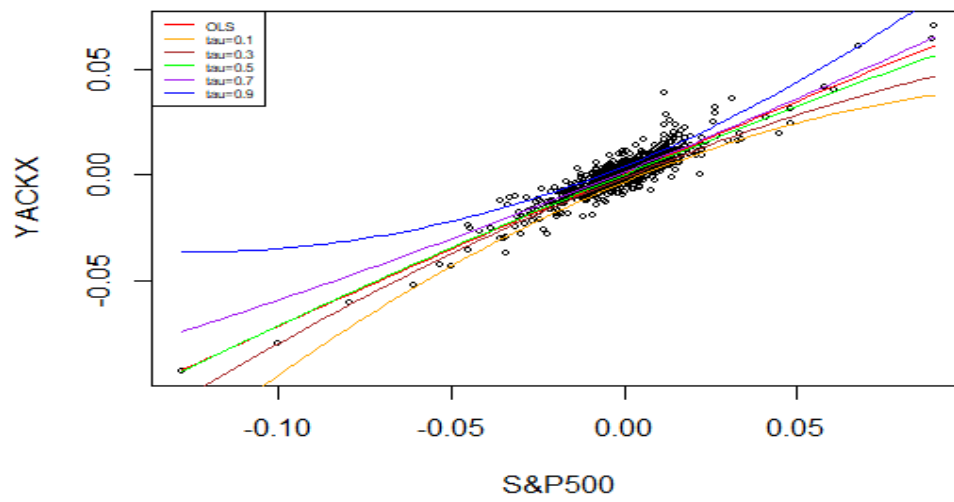
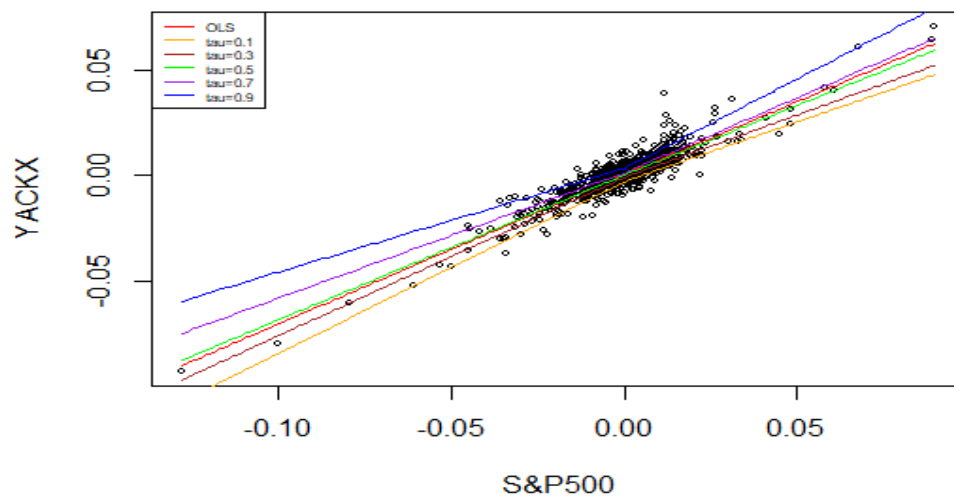


Figura 25: Regressioni OLS e QR stimate sui rendimenti di YACKX, modello H-M



4.4.1 modello T-M sui rendimenti

- **OLS:** l'intercetta non è mai significativa, mentre β si rivela altamente significativo per tutti i fondi e varia da 0.699 per *YACKX* a 1.040 per *ALVAX*, quindi i fondi in esame sono piuttosto difensivi nei confronti dell'*S&P500*.

Infine, per quanto riguarda γ , risulta significativo e negativo per 7 di essi, di conseguenza i manager, modificando la composizione e quindi la volatilità del fondo, nel tentativo di anticipare il mercato, hanno finito per ottenere rendimenti minori di quelli che avrebbero potuto ottenere seguendo il solo benchmark.

- **QR:** il parametro α risulta sempre significativo eccetto che per i quantili centrali e ha un andamento crescente all'aumentare dell'ordine del quantile; tuttavia è in modulo molto piccolo e per questo aumenti o riduzioni del rendimento del fondo associabili all'abilità dei manager di selezione titoli sono da ritenersi economicamente non rilevanti.

Il coefficiente β è sempre altamente significativo, con andamento variabile a seconda del fondo, in genere in modulo minore rispetto alla stima ottenuta con OLS.

Circa la componente di market timing, i γ stimati appaiono più o meno significativi per almeno un quantile in tutti i fondi, tranne che per *PAVLX* e per *MRDVX*, con andamento crescente all'aumentare del quantile. Solo in 3 casi, però, assumono valori positivi, con il massimo raggiunto sul 90° quantile per *VEIPX* (3.238), quindi, in generale, i manager dei fondi non sono riusciti a sovraperformare il mercato mettendo in atto strategie efficaci di market timing.

Da sottolineare che la QR in questo caso apporta più valore informativo alle analisi rispetto al metodo OLS, in quanto riesce a rilevare, specialmente per i quantili più estremi, dinamiche del fenomeno che la sola media condizionata fallisce a descrivere.

4.4.2 modello H-M sui rendimenti

- **OLS:** anche per il modello H-M l'intercetta non è mai significativa e il β , altamente significativo per tutti i fondi, varia da 0.694 per *YACKX* a 1.016 per *ALVAX*, con valori molto simili a quelli stimati col modello T-M.

In questo caso γ si rivela significativo e negativo solamente per 4 fondi, i cui manager non hanno dimostrato di avere buone capacità previsionali, modificando in modo errato la volatilità del portafoglio al fine di ottenere maggiori profitti.

- **QR**: analogamente al modello T-M, il parametro α appare sempre altamente significativo tranne che per il quantile mediano; ha un andamento crescente all'aumentare dell'ordine del quantile ed è in modulo molto piccolo rispetto agli altri coefficienti stimati.

β è anche qui sempre altamente significativo, con andamento crescente all'aumentare dell'ordine del quantile.

Il coefficiente relativo al market timing δ risulta in genere significativo per tutti i fondi, ma mai sul quantile mediano. Ha un andamento generale crescente all'aumentare dell'ordine del quantile, quindi per i quantili inferiori i manager hanno diminuito il rendimento del fondo rispetto a quello che avrebbero ottenuto emulando l'indice di mercato, mentre per i quantili superiori le strategie di market timing applicate ai vari fondi, tra le quali vi è anche l'aumento del β , hanno portato i manager a sovraperformare il mercato.

Emerge ancora una volta la potenza statistica della QR, che, rispetto alla regressione con gli OLS ha fornito un quadro più completo e approfondito del fenomeno di market timing.

Tabella 1: Stime OLS e QR modello T-M sui rendimenti

Coefficienti	OLS	$\tau=0.1$	$\tau=0.3$	$\tau=0.5$	$\tau=0.7$	$\tau=0.9$
VEIPX						
α	-0.00004	-0.004***	-0.001***	-0.00006	0.0009***	0.003***
β	0.907***	0.837***	0.875***	0.881***	0.888***	0.862***
γ	-0.238	-2.272***	-1.299*	-0.581	0.635	3.238***
PAVLX						
α	-0.000001	-0.003***	-0.001***	-0.00007	0.001***	0.003***
β	0.995***	0.974***	0.979***	0.967***	0.957***	0.969***
γ	-0.516***	-2.301	-1.080	-0.758	0.986	1.560
OIEPX						
α	-0.00002	-0.003***	-0.001***	-0.0001	0.001***	0.003***
β	0.933***	0.878***	0.912***	0.922***	0.901***	0.887***
γ	-0.471**	-1.646	-0.923***	-0.653	0.215	2.068***
MRDVX						
α	-0.00006	-0.004***	-0.001***	-0.0002*	0.001***	0.004***
β	0.880***	0.874***	0.871***	0.857***	0.847***	0.836***
γ	-0.364*	-1.890	-1.228	-0.233	0.168	0.734
CMLAX						
α	0.00005	-0.002***	-0.0007***	0.00002	0.0008***	0.002***
β	0.785***	0.789***	0.769***	0.779***	0.764***	0.765***
γ	-0.271**	-1.681	-0.892	-0.178**	0.235	1.255***
YACKX						
α	0.0002	-0.003***	-0.001***	0.00001	0.001***	0.004***
β	0.699***	0.675***	0.655***	0.670***	0.662***	0.656***
γ	-0.224	-2.418**	-1.334	-0.469	0.529	2.659
BEGIX						
α	0.0001	-0.003***	-0.001***	0.0001	0.001***	0.004***
β	0.952***	0.931***	0.924***	0.939***	0.947***	0.902***
γ	-0.637***	-1.232**	-1.432**	-0.666***	0.36817	1.0005
ALVAX						
α	-0.0001	-0.004***	-0.002***	-0.0003*	0.002***	0.005***
β	1.040***	0.990***	1.020***	1.025***	1.022***	0.997***
γ	-0.557**	-2.783*	-1.316	-0.454	0.099	1.315
GsvRX						
α	-0.00005	-0.004***	-0.002***	-0.0003**	0.001***	0.003***
β	0.958***	0.921***	0.936***	0.941***	0.954***	0.933***
γ	-0.386	-1.094	-1.093***	-0.505***	0.237	0.903
PEYAX						
α	0.000002	-0.003***	-0.001***	-0.0001	0.001***	0.003***
β	0.954***	0.943***	0.949***	0.941***	0.926***	0.943***
γ	-0.454**	-1.948	-0.539***	-0.397	-0.231	0.332

Tabella 2: Stime OLS e QR modello H-M sui rendimenti

Coefficienti	OLS	$\tau=0.1$	$\tau=0.3$	$\tau=0.5$	$\tau=0.7$	$\tau=0.9$
VEIPX						
α	-0.00003	-0.003***	-0.001***	0.001	0.001***	0.003***
β	0.903***	0.711***	0.824***	0.872***	0.948***	1.059***
δ	-0.012	-0.295***	-0.125**	-0.018	0.129*	0.374**
PAVLX						
α	0.00005	-0.003***	-0.001***	0.0001	0.001***	0.003***
β	0.981***	0.850***	0.922***	0.975***	1.032***	1.118***
δ	-0.036	-0.267***	-0.150***	0.010	0.162***	0.293***
OIEPX						
α	0.00007	-0.003***	-0.001***	0.0001	0.001***	0.003***
β	0.914***	0.734***	0.864***	0.896***	0.961***	1.037***
δ	-0.045*	-0.285***	-0.114**	-0.056	0.112*	0.287***
MRDVX						
α	-0.00001	-0.004***	-0.001***	0.0001	0.001***	0.003***
β	0.867***	0.776***	0.832***	0.845***	0.894***	0.990***
δ	-0.031	-0.250***	-0.082	-0.043	0.078*	0.326***
CMLAX						
α	0.0001	-0.002***	-0.001***	0.0001	0.001***	0.002***
β	0.773***	0.691***	0.742***	0.775***	0.799***	0.849***
δ	-0.026	-0.186**	-0.068	-0.015	0.060	0.169***
YACKX						
α	0.0002	-0.003***	-0.001***	0.0001	0.001***	0.003***
β	0.694***	0.566***	0.592***	0.661***	0.712***	0.851***
δ	-0.013	-0.249***	-0.159**	-0.027	0.116*	0.359**
BEGIX						
α	0.0002	-0.003***	-0.001***	0.0001	0.001***	0.003***
β	0.926***	0.835***	0.861***	0.928***	0.978***	0.998***
δ	-0.061**	-0.214**	-0.140***	-0.036	0.074*	0.190***
ALVAX						
α	0.00001	-0.004	-0.002***	0.0001	0.001***	0.004***
β	1.016***	0.850***	0.950***	0.996***	1.074***	1.177***
δ	-0.055*	-0.336	-0.164***	-0.060	0.095	0.269*
GsvRX						
α	0.00002	-0.003***	-0.001***	0.0001	0.001***	0.003***
β	0.943***	0.825***	0.884***	0.927***	1.003***	1.030***
δ	-0.037	-0.204***	-0.124***	-0.039	0.103*	0.233
PEYAX						
α	0.00008	-0.003***	-0.001***	0.0001	0.001***	0.003***
β	0.936***	0.848***	0.917***	0.920***	0.945***	1.046***
δ	-0.042*	-0.221***	-0.086*	-0.027	0.037	0.199*

4.4.3 modello T-M sui residui standardizzati

- **OLS:** a differenza di quanto osservato per i rendimenti, l'intercetta è sempre significativa e negativa, con un impatto maggiore in modulo, ma pur sempre contenuto.

β risulta sempre altamente significativo e leggermente inferiore a 1.

In merito al coefficiente di market timing γ , si può affermare che risulta sempre significativo e positivo, dello stesso ordine di grandezza dell'intercetta.

Dalla stima effettuata con OLS sulle serie dei rendimenti depurate dalla componente di volatilità appare quindi che mediamente le attività di market timing positivo compensino attività di *security selection* che impattano negativamente sui rendimenti del fondo.

Per avere una visione più dettagliata del fenomeno e non giungere a conclusioni fuorvianti, è però necessario l'impiego della QR.

- **QR:** α risulta sempre significativo, con andamento crescente all'aumentare dell'ordine del quantile e un range di valori che va in genere da circa -0.5 per i quantili inferiori a 0.5 per i quantili superiori; le abilità di *security selection* cambiano quindi in base al quantile considerato. Il parametro β , riguardante l'esposizione al rischio sistemico, si rivela sempre altamente significativo e segue generalmente un andamento parabolico concavo, con massimi che si collocano nei quantili centrali per la maggior parte dei fondi.

Il coefficiente γ , crescente all'aumentare dell'ordine del quantile, risulta generalmente significativo per i quantili superiori, ma quasi mai per i quantili inferiori e centrali, inoltre, rispetto alle stesse stime ottenute sui rendimenti, con la depurazione effettuata con modelli GARCH il range di variazione è notevolmente diminuito e sono anche aumentate le evidenze di market timing significativo riscontrate nei quantili superiori.

4.4.4 modello H-M sui residui standardizzati

- **OLS:** l'intercetta risulta generalmente significativa e negativa, fatta eccezione per i fondi *VEIPX* e *GSVRX*, in modulo maggiore rispetto a quelle stimate sui rendimenti, comunque contenuto.

β rimane sempre altamente significativo e prossimo a 1.

Relativamente al coefficiente di market timing δ , si osserva che risulta significativo per 7 fondi, positivo e piccolo in modulo.

Per quest'ultimi si possono quindi trarre conclusioni simili a quelle del modello T-M.

- **QR**: il parametro α risulta sempre altamente significativo, tranne per il quantile mediano di 6 fondi, valgono poi le stesse considerazioni fatte per il modello T-M.

Anche in questo caso β appare sempre altamente significativo, con un andamento generalmente crescente all'aumentare dell'ordine del quantile.

Il parametro δ , similmente al caso del modello T-M risulta significativo per i quantili superiori, meno per quelli inferiori e mai per il quantile mediano. Presenta un andamento generale crescente all'aumentare dell'ordine del quantile partendo da valori negativi per i quantili inferiori per poi diventare positivo in quelli superiori, in cui le abilità predittive dei manager permettono loro di battere le performance del benchmark.

Tabella 3: Stime OLS e QR modello T-M sui residui standardizzati

Coefficienti	OLS	$\tau=0.1$	$\tau=0.3$	$\tau=0.5$	$\tau=0.7$	$\tau=0.9$
VEIPX						
α	-0.036*	-0.446***	-0.182***	-0.036*	0.126***	0.458***
β	0.891***	0.902***	0.913***	0.914***	0.891***	0.837***
γ	0.028***	-0.044**	-0.001	0.023*	0.026**	0.048**
PAVLX						
α	-0.034**	-0.394***	-0.146***	-0.020	0.102***	0.374***
β	0.937***	0.954***	0.969***	0.966***	0.949***	0.918***
γ	0.029***	-0.014	-0.006	0.018	0.039***	0.040***
OIEPX						
α	-0.043**	-0.486***	-0.192***	-0.036**	0.111***	0.447***
β	0.905***	0.921***	0.907***	0.933***	0.908***	0.861***
γ	0.027***	-0.020*	-0.013*	0.017	0.038**	0.048***
MRDVX						
α	-0.046**	-0.567***	-0.201***	-0.034*	0.149***	0.505***
β	0.873***	0.896***	0.883***	0.889***	0.894***	0.811***
γ	0.035***	-0.056	0.003	0.032*	0.039***	0.063***
CMLAX						
α	-0.078***	-0.439***	-0.197***	-0.059***	0.068***	0.337***
β	0.927***	0.968***	0.931***	0.891***	0.898***	0.879***
γ	0.011*	-0.067	-0.038**	0.016	0.031***	0.045
YACKX						
α	-0.047**	-0.694***	-0.269***	-0.046*	0.194***	0.609***
β	0.842***	0.8301***	0.839***	0.859***	0.875***	0.814***
γ	0.037***	-0.002	0.007	0.035*	0.048**	0.056***
BEGIX						
α	-0.082***	-0.521***	-0.227***	-0.051**	0.102***	0.411***
β	0.906***	0.911***	0.916***	0.916***	0.931***	0.867***
γ	0.031***	-0.062*	-0.026	0.009	0.035	0.066***
ALVAX						
α	-0.054***	-0.582***	-0.244***	-0.043*	0.142***	0.485***
β	0.885***	0.888***	0.907***	0.927***	0.913***	0.837***
γ	0.032***	-0.021	-0.010	0.023	0.045**	0.057**
GSVRX						
α	-0.036*	-0.477***	-0.194***	-0.035*	0.133***	0.440***
β	0.895***	0.925***	0.894***	0.917***	0.917***	0.844***
γ	0.024***	-0.037	-0.009	0.015	0.037**	0.047***
PEYAX						
α	-0.046***	-0.484***	-0.190***	-0.039**	0.116***	0.434***
β	0.916***	0.903***	0.939***	0.936***	0.927***	0.868***
γ	0.025***	-0.031	-0.014	0.008	0.033***	0.048***

Tabella 4: Stime OLS e QR modello H-M sui residui standardizzati

Coefficienti	OLS	$\tau=0.1$	$\tau=0.3$	$\tau=0.5$	$\tau=0.7$	$\tau=0.9$
VEIPX						
α	-0.037	-0.396***	-0.173***	-0.020	0.108***	0.392***
β	0.908***	0.775***	0.881***	0.918***	0.943***	0.965***
δ	0.081*	-0.282***	-0.048	0.019	0.139**	0.360*
PAVLX						
α	-0.048**	-0.377***	-0.142***	-0.023	0.091***	0.310***
β	0.977***	0.914***	0.952***	0.987***	1.011***	1.032***
δ	0.122***	-0.090	-0.036	0.051	0.148**	0.294*
OIEPX						
α	-0.046*	-0.447***	-0.173***	-0.055***	0.100***	0.374***
β	0.925***	0.844***	0.863***	0.969***	0.965***	1.012***
δ	0.087*	-0.165	-0.083	0.091*	0.126*	0.338*
MRDVX						
α	-0.053*	-0.522***	-0.194***	-0.021	0.133***	0.478***
β	0.905***	0.767***	0.873***	0.902***	0.960***	0.912***
δ	0.121**	-0.278	-0.008	0.034	0.147*	0.216
CMLAX						
α	-0.065***	-0.358***	-0.175***	-0.045**	0.034*	0.261***
β	0.913***	0.779***	0.853***	0.884***	0.969***	1.050***
δ	-0.003	-0.408***	-0.162***	-0.020	0.172***	0.359***
YACKX						
α	-0.066**	-0.672***	-0.280***	-0.040	0.164***	0.594***
β	0.893***	0.770***	0.858***	0.885***	0.934***	0.878***
δ	0.157**	-0.086	0.051	0.050	0.212**	0.177*
BEGIX						
α	-0.081***	-0.450***	-0.184***	-0.039*	0.076***	0.316***
β	0.921***	0.730***	0.816***	0.892***	1.000***	1.037***
δ	0.080*	-0.396***	-0.200**	-0.027	0.173**	0.441***
ALVAX						
α	-0.057**	-0.548***	-0.213***	-0.043*	0.131***	0.441***
β	0.906***	0.793***	0.856***	0.943***	0.974***	0.946***
δ	0.096*	-0.190	-0.099	0.052	0.151*	0.344*
GSVRX						
α	-0.031	-0.411***	-0.170***	-0.030	0.121***	0.390***
β	0.901***	0.816***	0.843***	0.913***	0.965***	0.948***
δ	0.054	-0.259*	-0.105*	0.009	0.118*	0.279**
PEYAX						
α	-0.041*	-0.414***	-0.167***	-0.027	0.095***	0.409***
β	0.921***	0.780***	0.893***	0.924***	0.990***	0.937***
δ	0.054	-0.250**	-0.094	-0.017	0.150*	0.183

5 Considerazioni finali

Questo lavoro di tesi ha avuto come scopo principale la verifica empirica delle performance di un gruppo di 10 fondi comuni d'investimento della categoria "US Equity Large Cap Value", in particolare dal punto di vista del market timing.

Per condurre le analisi sono stati applicati i modelli parametrici di Treynor-Mazuy e di Henriksson-Merton, integrati con approfondimenti metodologici utilizzando la regressione quantilica e il filtraggio della componente di volatilità con modelli della classe GARCH.

Questi strumenti statistici hanno consentito di esplorare il fenomeno del market timing più in dettaglio rispetto all'impiego della sola regressione lineare classica con il metodo OLS.

Nello specifico, la regressione quantilica ha permesso di apprezzare alcune evidenze statistiche di market timing nei quantili estremi delle distribuzioni (specialmente in quelli superiori), che altrimenti non si sarebbero colte.

D'altro canto, il filtraggio con modelli GARCH è servito per indagare il fenomeno al riparo da possibili distorsioni dovute all'eteroschedasticità e alla componente di volatilità condizionata.

Dall'analisi OLS sui rendimenti non si è riscontrata la presenza di market timing profittevole, infatti i coefficienti γ e δ , qualora significativi, sono risultati negativi.

Per i residui standardizzati questi parametri si sono rivelati generalmente significativi dal punto di vista statistico e positivi, accompagnati però anche da α (relativi alla *security selection*) in genere significativi e di segno opposto, dello stesso ordine di grandezza. Quindi la componente di market timing, seppur in questo caso significativa, non avrà verosimilmente un impatto economico rilevante in termini di performance dei fondi.

Si tenga presente, però, che la qualità di questi risultati è implicitamente penalizzata dal metodo di stima OLS utilizzato che, come discusso in precedenza, non si rivela particolarmente adatto per esplorare questo tipo di fenomeni.

Passando alla QR sulle serie dei rendimenti aumenta il numero di coefficienti significativi relativi alla selezione titoli (pur sempre in modulo molto piccoli) e al market timing, in particolare per i quantili più estremi e specialmente per il modello H-M. Per i quantili inferiori i manager hanno diminuito il rendimento del fondo rispetto a quello che avrebbero ottenuto seguendo il solo indice di mercato, viceversa, per i quantili superiori le strategie di market

timing adottate hanno avuto successo nel sovraperformare il benchmark. Per quanto riguarda i residui standardizzati, a parte aggiustamenti nel range di variabilità dei parametri e maggiore significatività riscontrata (in particolare per il modello T-M), le conclusioni per il market timing sono sostanzialmente analoghe a quelle sui rendimenti.

Si può quindi concludere che i risultati delle analisi empiriche, fortemente condizionati dal metodo di stima utilizzato (OLS o QR), non supportano l'ipotesi che i manager dei fondi siano riusciti in generale, attraverso l'implementazione di strategie di market timing, ad anticipare con successo i movimenti di mercato e, conseguentemente, a ottenere rendimenti significativamente maggiori rispetto a quelli ottenibili seguendo il solo indice di mercato. Ciò non toglie, però, che sono emerse evidenze di market timing significativo nei quantili estremi di ordine superiore, quindi una certa presenza del fenomeno è stata riscontrata.

A Appendice A

In questa appendice sono riportati gli output ottenuti con *R Studio* relativi all'adattamento scelto per depurare le serie dei rendimenti di ciascun fondo. I modelli della classe GARCH impiegati sono: GARCH (1,1), EGARCH(1,1) e APARCH(1,1), tutti con assunzione distributiva per le innovazioni *t* di *Student asimmetrica*.

Si precisa che negli EGARCH *gamma1* rappresenta il coefficiente relativo all'intensità dello shock, mentre *alpha1* il coefficiente relativo al suo segno, quindi all'asimmetria.

Negli APARCH *delta1* è relativo all'esponente delle innovazioni, mentre *gamma1* è relativo all'asimmetria.

VEIPX con APARCH(1,1)

```

*-----*
*          GARCH Model Fit          *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model : apARCH(1,1)
Mean Model  : ARFIMA(0,0,0)
Distribution : sstd

Robust Standard Errors:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu      0.000295   0.000011  25.9130 0.000000
omega   0.000668   0.000546   1.2239 0.221008
alpha1  0.137161   0.026989   5.0821 0.000000
beta1   0.878491   0.028826  30.4755 0.000000
gamma1  0.862368   0.168052   5.1316 0.000000
delta   0.807190   0.168176   4.7997 0.000002
skew    0.819527   0.032493  25.2215 0.000000
shape   5.564293   0.886230   6.2786 0.000000

LogLikelihood : 4446.811

Information Criteria
-----

Akaike      -7.0625
Bayes      -7.0299
Shibata    -7.0626
Hannan-Quinn -7.0503

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
              statistic  p-value
Lag[1]              11.84 5.796e-04
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5] 18.35 5.504e-05
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9] 21.41 8.650e-05
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
-----
      Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]    1.132 0.500 2.000 0.2874
ARCH Lag[5]    5.049 1.440 1.667 0.1001
ARCH Lag[7]    5.846 2.315 1.543 0.1520

Sign Bias Test
-----
              t-value  prob sig
Sign Bias      1.30253 0.1930
Negative Sign Bias 0.37202 0.7099
Positive Sign Bias 0.06017 0.9520
Joint Effect    3.37554 0.3373

```

PAVLX con APARCH(1,1)

```

*-----*
*          GARCH Model Fit          *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model : apARCH(1,1)
Mean Model  : ARFIMA(0,0,0)
Distribution : sstd

Robust Standard Errors:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu      0.000273  0.000078  3.4899 0.000483
omega   0.000338  0.000306  1.1051 0.269129
alpha1  0.168422  0.030830  5.4628 0.000000
beta1   0.840601  0.034096 24.6539 0.000000
gamma1  0.665825  0.163115  4.0819 0.000045
delta   0.996880  0.206660  4.8238 0.000001
skew    0.828495  0.034550 23.9794 0.000000
shape   6.729111  1.159385  5.8040 0.000000

LogLikelihood : 4336.959

Information Criteria
-----
Akaike      -6.8878
Bayes       -6.8551
Shibata     -6.8878
Hannan-Quinn -6.8755

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
                        statistic p-value
Lag[1]                    4.900 0.02685
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]  7.579 0.03744
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]  9.648 0.05960
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
-----
      Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]  0.05498 0.500 2.000 0.8146
ARCH Lag[5]  2.79312 1.440 1.667 0.3212
ARCH Lag[7]  3.50381 2.315 1.543 0.4238

Sign Bias Test
-----
      t-value   prob sig
Sign Bias      1.6833 0.09256 *
Negative Sign Bias 0.3099 0.75670
Positive Sign Bias 0.3695 0.71183
Joint Effect     3.2123 0.36003

```


OIEPX con APARCH(1,1)

```

*-----*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model : apARCH(1,1)
Mean Model  : ARFIMA(0,0,0)
Distribution : sstd

Robust Standard Errors:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu      0.000372   0.000187  1.99076 0.046508
omega   0.000236   0.000271  0.87358 0.382349
alpha1  0.179511   0.039633  4.52930 0.000006
beta1   0.824132   0.040357 20.42092 0.000000
gamma1  0.619777   0.203794  3.04119 0.002356
delta   1.091630   0.240163  4.54538 0.000005
skew    0.830258   0.039108 21.22970 0.000000
shape   5.797992   0.884447  6.55550 0.000000

LogLikelihood : 4392.198

Information Criteria
-----
Akaike      -6.9757
Bayes       -6.9430
Shibata     -6.9757
Hannan-Quinn -6.9634

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
                        statistic p-value
Lag[1]                    3.308 0.06896
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]  4.281 0.22100
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]  5.789 0.32315
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
-----
      Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]   0.1432 0.500 2.000 0.7051
ARCH Lag[5]   1.4105 1.440 1.667 0.6161
ARCH Lag[7]   1.9034 2.315 1.543 0.7378

Sign Bias Test
-----
      t-value  prob sig
Sign Bias      1.3665 0.1720
Negative Sign Bias 0.3438 0.7310
Positive Sign Bias 0.3105 0.7562
Joint Effect    3.0241 0.3879

```

MRDVX con APARCH(1,1)

```

*-----*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model : apARCH(1,1)
Mean Model  : ARFIMA(0,0,0)
Distribution : sstd

Robust Standard Errors:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu      0.000268  0.000109  2.4649 0.013705
omega   0.001798  0.001241  1.4484 0.147492
alpha1  0.136986  0.024977  5.4844 0.000000
beta1   0.873846  0.025871  33.7770 0.000000
gamma1  0.787001  0.111456  7.0611 0.000000
delta   0.605861  0.156147  3.8801 0.000104
skew    0.834651  0.039440  21.1627 0.000000
shape   7.004732  1.304308  5.3705 0.000000

LogLikelihood : 4378.227

Information Criteria
-----
Akaike      -6.9534
Bayes       -6.9207
Shibata     -6.9535
Hannan-Quinn -6.9411

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
              statistic p-value
Lag[1]                7.923 0.004880
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5] 11.424 0.003941
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9] 13.951 0.006381
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
-----
      Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]    1.081 0.500 2.000 0.29855
ARCH Lag[5]    5.709 1.440 1.667 0.07028
ARCH Lag[7]    6.541 2.315 1.543 0.10881

Sign Bias Test
-----
              t-value  prob sig
Sign Bias      1.3226 0.1862
Negative Sign Bias 0.4623 0.6439
Positive Sign Bias 0.2591 0.7956
Joint Effect    4.4370 0.2180

```

CMLAX con APARCH(1,1)

```

*-----*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model : apARCH(1,1)
Mean Model  : ARFIMA(0,0,0)
Distribution : sstd

Robust Standard Errors:
      Estimate Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu      0.000613   0.000115  5.351339 0.000000
omega   0.000000   0.000005  0.001606 0.998719
alpha1  0.170919   0.035616  4.798868 0.000002
beta1   0.884467   0.021896 40.394293 0.000000
gamma1  0.558834   0.153042  3.651513 0.000261
delta   0.971269   0.151657  6.404363 0.000000
skew    0.836136   0.034618 24.152963 0.000000
shape   4.456843   0.603635  7.383342 0.000000

LogLikelihood : 4608.074

Information Criteria
-----
Akaike          -7.3191
Bayes           -7.2864
Shibata        -7.3192
Hannan-Quinn   -7.3068

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
                        statistic p-value
Lag[1]                    3.553 0.05943
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]  7.147 0.04776
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]  9.483 0.06454
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
-----
      Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]   0.1445 0.500 2.000 0.7038
ARCH Lag[5]   2.4611 1.440 1.667 0.3781
ARCH Lag[7]   3.0549 2.315 1.543 0.5033

Sign Bias Test
-----
      t-value  prob sig
Sign Bias      1.5987 0.1101
Negative Sign Bias 1.1792 0.2386
Positive Sign Bias 0.8251 0.4095
Joint Effect    5.4872 0.1394

```

YACKX con EGARCH(1,1)

```

*-----*
*          GARCH Model Fit          *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model : eGARCH(1,1)
Mean Model  : ARFIMA(0,0,0)
Distribution : sstd

Robust Standard Errors:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu      0.000398  0.000126  3.1718 0.001515
omega  -0.226134  0.081779 -2.7652 0.005689
alpha1 -0.147926  0.025809 -5.7316 0.000000
beta1   0.977768  0.008005 122.1503 0.000000
gamma1  0.253882  0.056730  4.4753 0.000008
skew    0.864342  0.038042 22.7205 0.000000
shape   9.666652  3.666351  2.6366 0.008374

LogLikelihood : 4689.925

Information Criteria
-----
Akaike      -7.4510
Bayes      -7.4224
Shibata    -7.4510
Hannan-Quinn -7.4402

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
              statistic p-value
Lag[1]          0.06047  0.8058
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]  0.84421  0.8938
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]  2.56579  0.8279
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
-----
              Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]   0.07761 0.500 2.000 0.7806
ARCH Lag[5]   1.54427 1.440 1.667 0.5807
ARCH Lag[7]   2.79479 2.315 1.543 0.5531

Sign Bias Test
-----
              t-value  prob sig
Sign Bias          0.9787 0.3279
Negative Sign Bias  0.4138 0.6791
Positive Sign Bias  0.4958 0.6201
Joint Effect       3.2757 0.3510

```

BEGIX con GARCH(1,1)

```

*-----*
*          GARCH Model Fit          *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model : sGARCH(1,1)
Mean Model  : ARFIMA(0,0,0)
Distribution : sstd

Robust Standard Errors:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu      0.000763  0.000177  4.31848 0.000016
omega   0.000003  0.000005  0.62088 0.534677
alpha1  0.204210  0.054960  3.71561 0.000203
beta1   0.778899  0.066282  11.75125 0.000000
skew    0.868120  0.034726  24.99939 0.000000
shape   5.368489  0.788028  6.81256 0.000000

LogLikelihood : 4339.834

Information Criteria
-----
Akaike      -6.8955
Bayes      -6.8710
Shibata    -6.8956
Hannan-Quinn -6.8863

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
              statistic p-value
Lag[1]              0.0358  0.8499
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]  1.4505  0.7521
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]  3.3835  0.6943
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
-----
      Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]  0.4325 0.500 2.000 0.5108
ARCH Lag[5]  2.2270 1.440 1.667 0.4232
ARCH Lag[7]  2.4033 2.315 1.543 0.6324

Sign Bias Test
-----
      t-value   prob sig
Sign Bias      4.0098 6.436e-05 ***
Negative Sign Bias 0.5645 5.725e-01
Positive Sign Bias 0.2390 8.111e-01
Joint Effect    23.5196 3.147e-05 ***

```

ALVAX con EGARCH(1,1)

```

*-----*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model : eGARCH(1,1)
Mean Model  : ARFIMA(0,0,0)
Distribution : sstd

Robust Standard Errors:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu      0.00036   0.000209   1.7174 0.085911
omega  -0.26538   0.030598  -8.6733 0.000000
alpha1 -0.14741   0.023970  -6.1501 0.000000
beta1   0.97178   0.003089 314.5787 0.000000
gamma1  0.25886   0.040511   6.3899 0.000000
skew    0.81932   0.037033 22.1243 0.000000
shape   8.38759   1.711041   4.9020 0.000001

LogLikelihood : 4171.629

Information Criteria
-----
Akaike      -6.6263
Bayes      -6.5977
Shibata    -6.6264
Hannan-Quinn -6.6155

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
              statistic p-value
Lag[1]                1.875 0.1709
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5] 2.408 0.5257
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9] 3.112 0.7403
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
-----
              Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]   0.1510 0.500 2.000 0.6975
ARCH Lag[5]   0.4834 1.440 1.667 0.8885
ARCH Lag[7]   0.7138 2.315 1.543 0.9551

Sign Bias Test
-----
              t-value  prob sig
Sign Bias      1.7263 0.08454 *
Negative Sign Bias 0.3727 0.70946
Positive Sign Bias 0.3831 0.70168
Joint Effect    4.8720 0.18141

```

GSVRX con EGARCH(1,1)

```

*-----*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model : eGARCH(1,1)
Mean Model  : ARFIMA(0,0,0)
Distribution : sstd

Robust Standard Errors:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu      0.000237  0.000175  1.3540 0.175743
omega  -0.344261  0.060780 -5.6640 0.000000
alpha1 -0.185224  0.030426 -6.0876 0.000000
beta1   0.963920  0.006154 156.6215 0.000000
gamma1  0.280597  0.059817  4.6909 0.000003
skew    0.832663  0.036732 22.6686 0.000000
shape   5.729495  1.065325  5.3782 0.000000

LogLikelihood : 4318.836

Information Criteria
-----
Akaike      -6.8605
Bayes      -6.8319
Shibata    -6.8606
Hannan-Quinn -6.8498

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
                        statistic p-value
Lag[1]                  0.03162  0.8589
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5] 1.81794  0.6620
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9] 5.32191  0.3837
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
-----
                        Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]            0.07761 0.500 2.000 0.78056
ARCH Lag[5]            5.23178 1.440 1.667 0.09081
ARCH Lag[7]            6.53158 2.315 1.543 0.10933

Sign Bias Test
-----
                        t-value  prob sig
Sign Bias                1.70159 0.08908  *
Negative Sign Bias       0.35149 0.72528
Positive Sign Bias       0.03449 0.97249
Joint Effect              3.68826 0.29715

```

PEYAX con EGARCH(1,1)

```

*-----*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model : eGARCH(1,1)
Mean Model  : ARFIMA(0,0,0)
Distribution : sstd

Robust Standard Errors:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu      0.00040   0.000094   4.2430 2.2e-05
omega  -0.30900   0.029952 -10.3163 0.0e+00
alpha1 -0.16142   0.026820  -6.0185 0.0e+00
beta1   0.96776   0.002986  324.1076 0.0e+00
gamma1  0.26140   0.043436   6.0181 0.0e+00
skew    0.80999   0.034006  23.8190 0.0e+00
shape   6.66655   1.238371   5.3833 0.0e+00

LogLikelihood : 4335.06

Information Criteria
-----
Akaike      -6.8863
Bayes      -6.8577
Shibata    -6.8864
Hannan-Quinn -6.8756

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
              statistic p-value
Lag[1]                1.625  0.2024
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]  3.005  0.4062
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]  4.348  0.5309
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
-----
              Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]   0.09355 0.500 2.000 0.7597
ARCH Lag[5]   1.54880 1.440 1.667 0.5796
ARCH Lag[7]   2.06582 2.315 1.543 0.7034

Sign Bias Test
-----
              t-value  prob sig
Sign Bias      0.94933 0.3426
Negative Sign Bias 0.61864 0.5363
Positive Sign Bias 0.07463 0.9405
Joint Effect    2.73076 0.4350

```


S&P500 con APARCH(1,1)

```

*-----*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model : apARCH(1,1)
Mean Model  : ARFIMA(0,0,0)
Distribution : sstd

Robust Standard Errors:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu      0.000293  0.000070  4.2006 0.000027
omega   0.000992  0.000586  1.6931 0.090439
alpha1  0.164256  0.024781  6.6282 0.000000
beta1   0.847146  0.025079 33.7793 0.000000
gamma1  0.859476  0.122591  7.0109 0.000000
delta   0.813272  0.123307  6.5955 0.000000
skew    0.806578  0.034442 23.4188 0.000000
shape   5.775654  1.028026  5.6182 0.000000

LogLikelihood : 4366.578

Information Criteria
-----
Akaike      -6.9294
Bayes       -6.8967
Shibata     -6.9295
Hannan-Quinn -6.9171

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
                        statistic p-value
Lag[1]                    4.328 0.03749
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]  7.260 0.04484
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]  9.392 0.06743
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
-----
                Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]    0.002141 0.500 2.000 0.9631
ARCH Lag[5]    3.981400 1.440 1.667 0.1756
ARCH Lag[7]    4.972361 2.315 1.543 0.2273

Sign Bias Test
-----
                t-value  prob sig
Sign Bias      1.1438 0.2529
Negative Sign Bias 0.6762 0.4990
Positive Sign Bias 0.4345 0.6640
Joint Effect    1.3641 0.7140

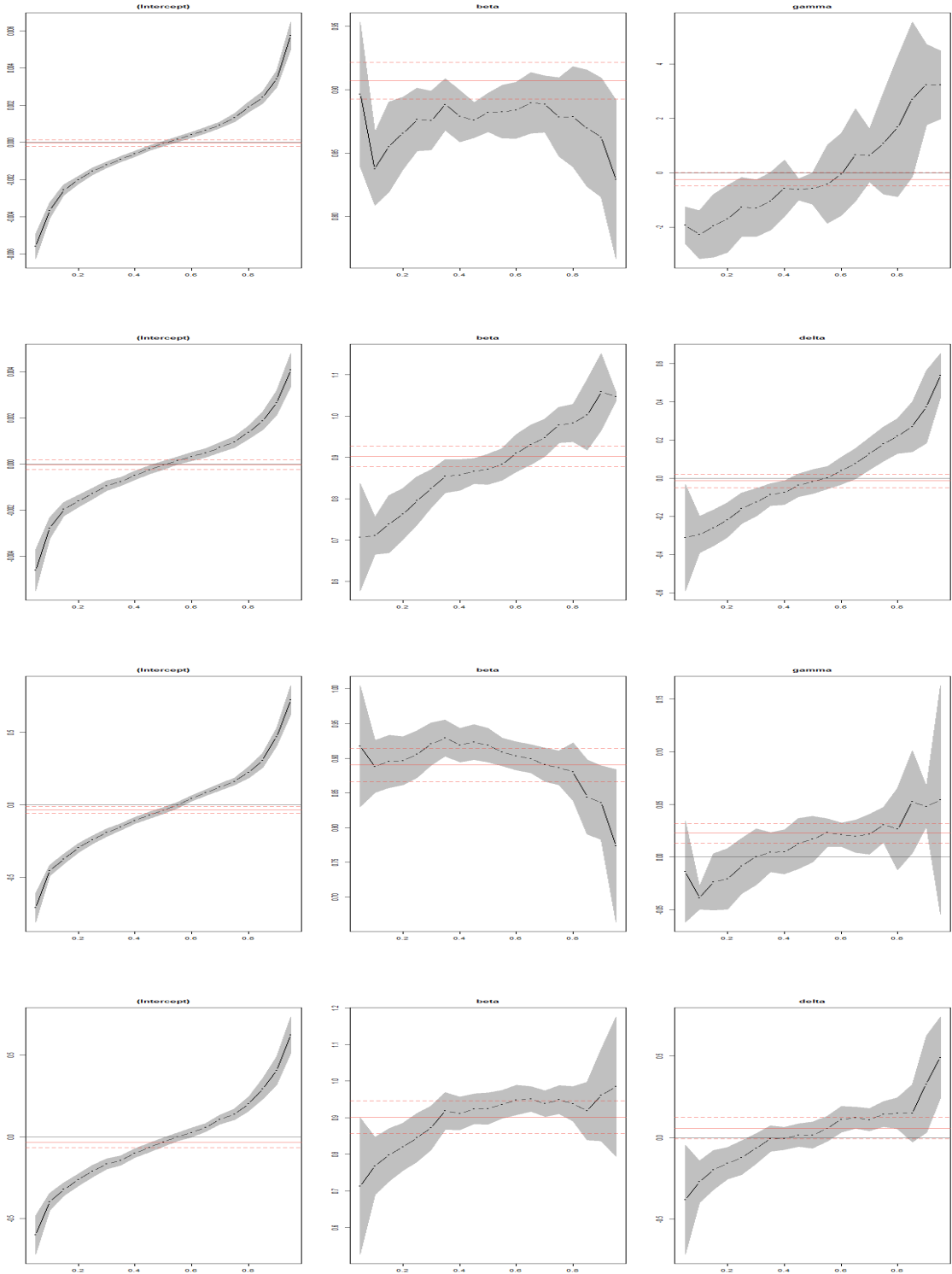
```

B Appendice B

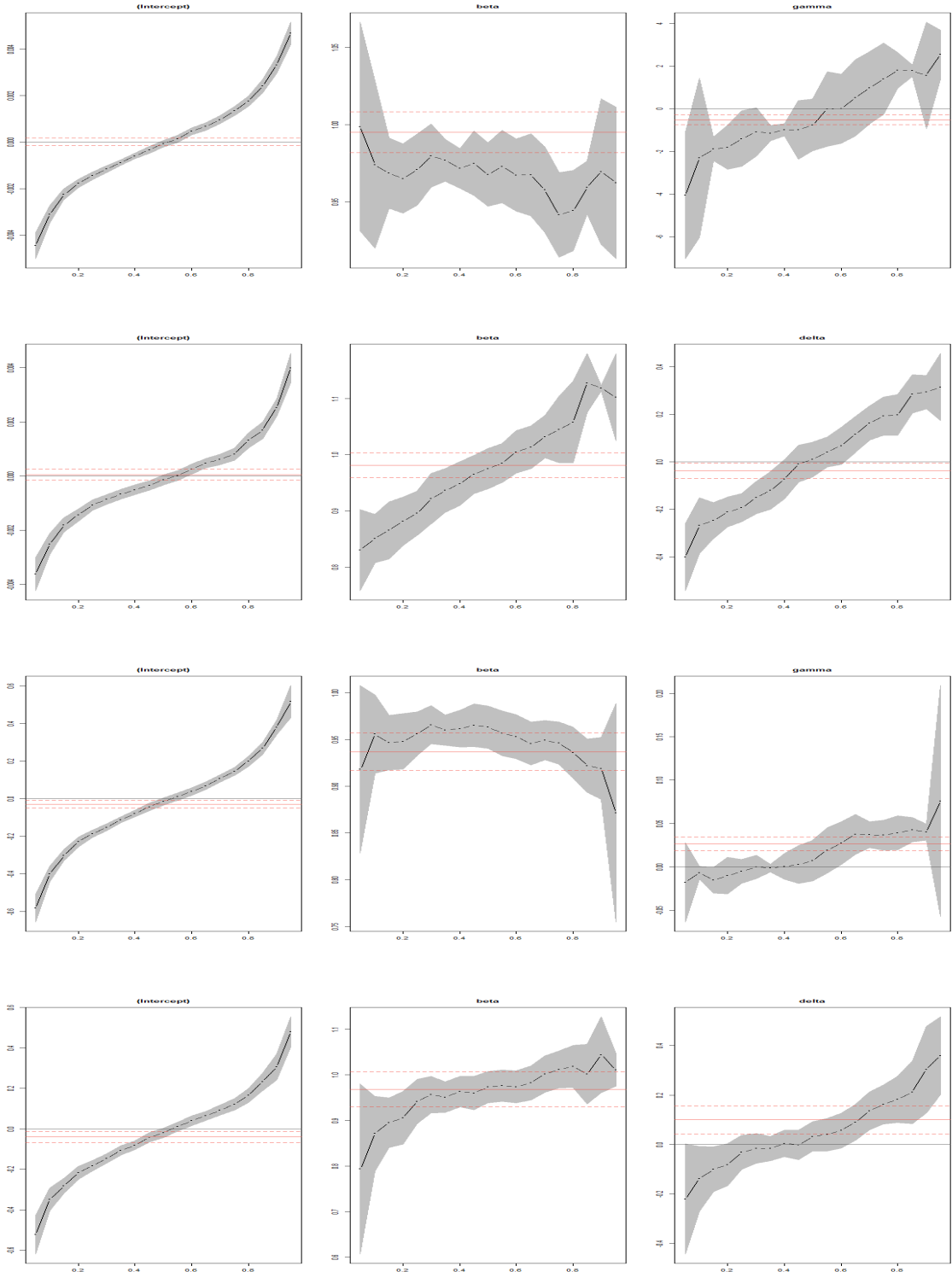
In questa appendice sono riportati, per ogni fondo, i grafici ottenuti con *R Studio* che rappresentano l'andamento dei parametri stimati con OLS (in rosso) e QR (in nero), nel seguente ordine:

- Prima riga: parametri relativi al modello T-M sui rendimenti
- Seconda riga: parametri relativi al modello H-M sui rendimenti
- Terza riga: parametri relativi al modello T-M sui residui standardizzati
- Quarta riga: parametri relativi al modello H-M sui residui standardizzati

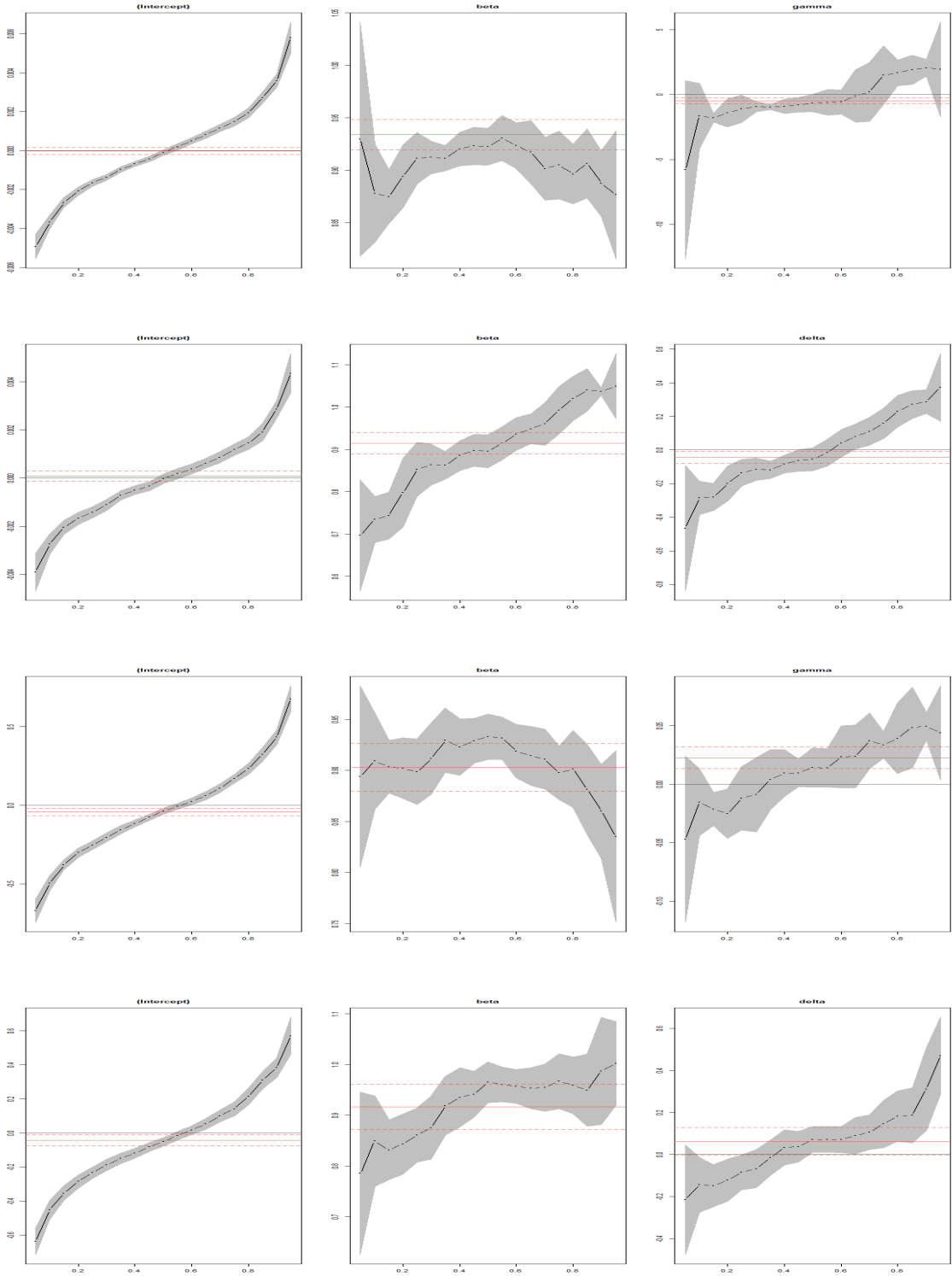
VEIPX



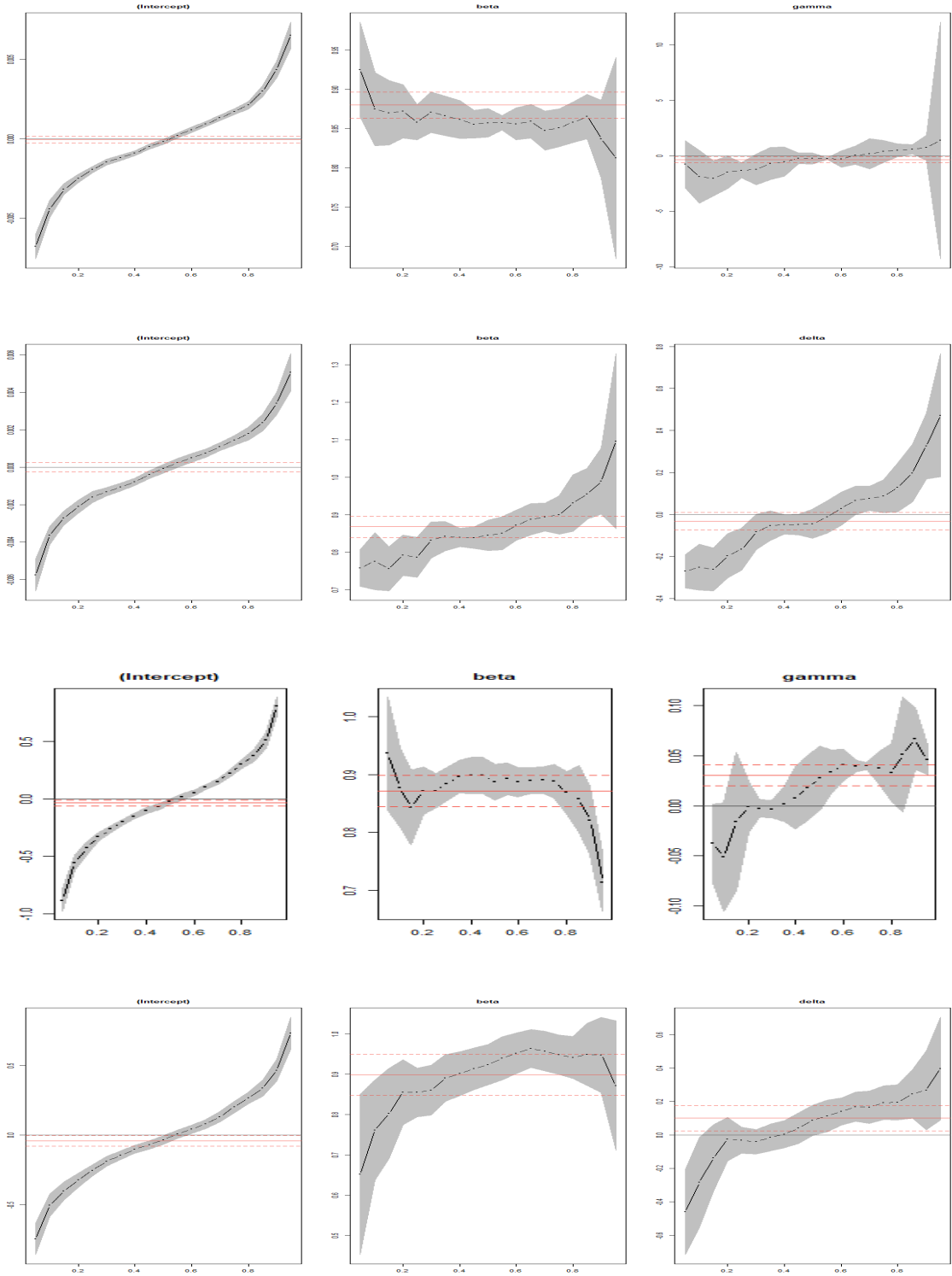
PAVLX



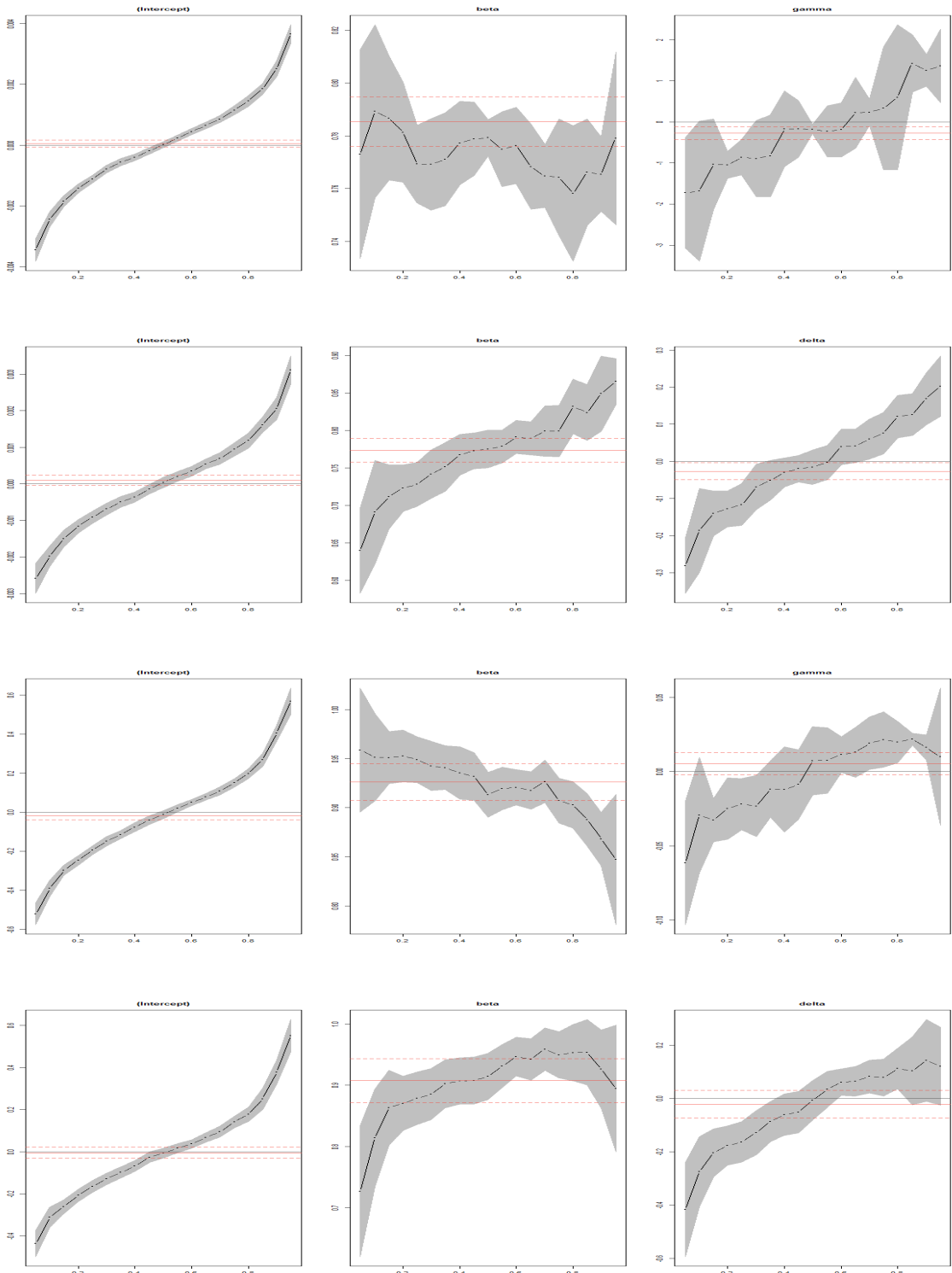
OIEPX



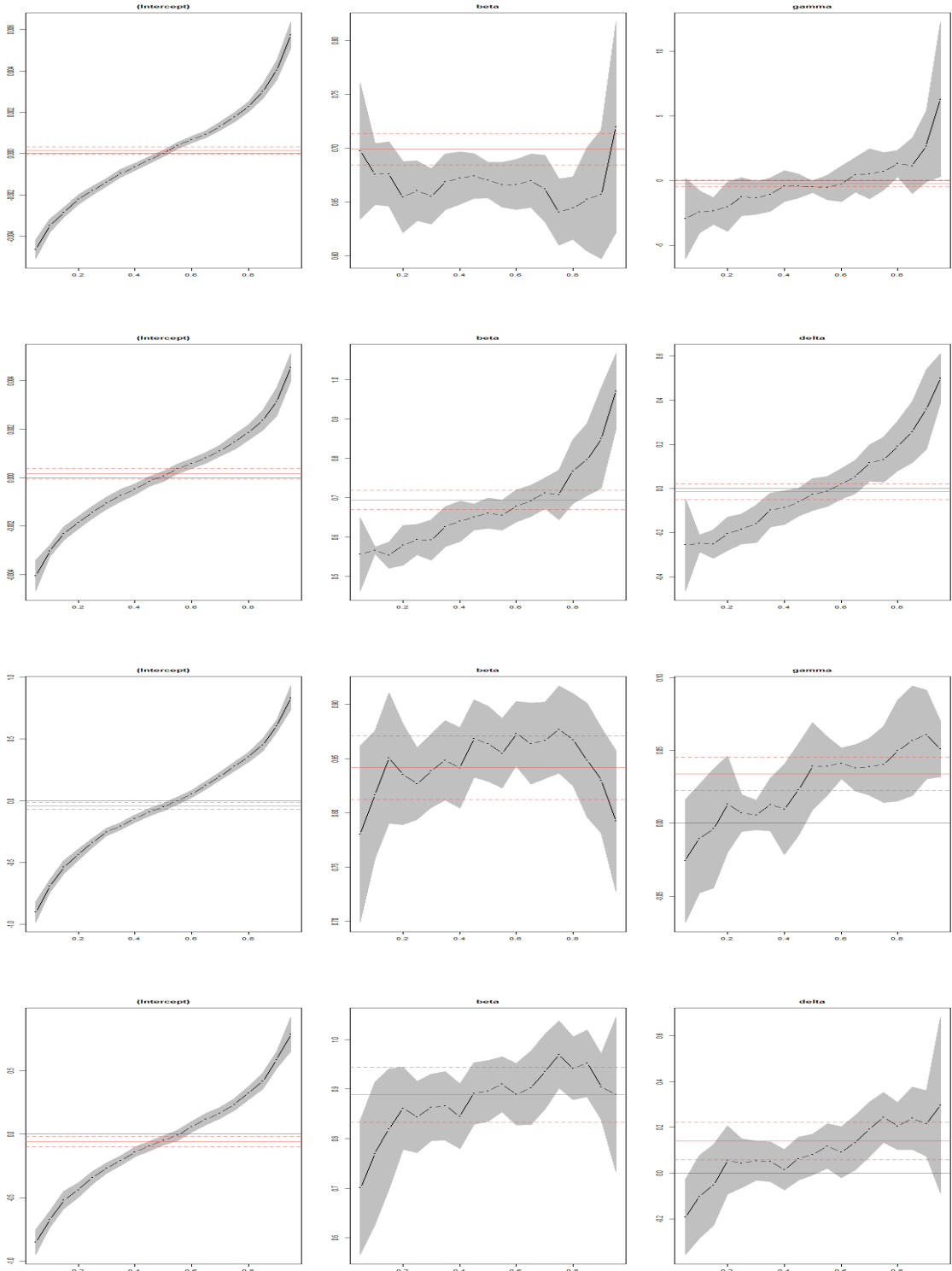
MRDVX



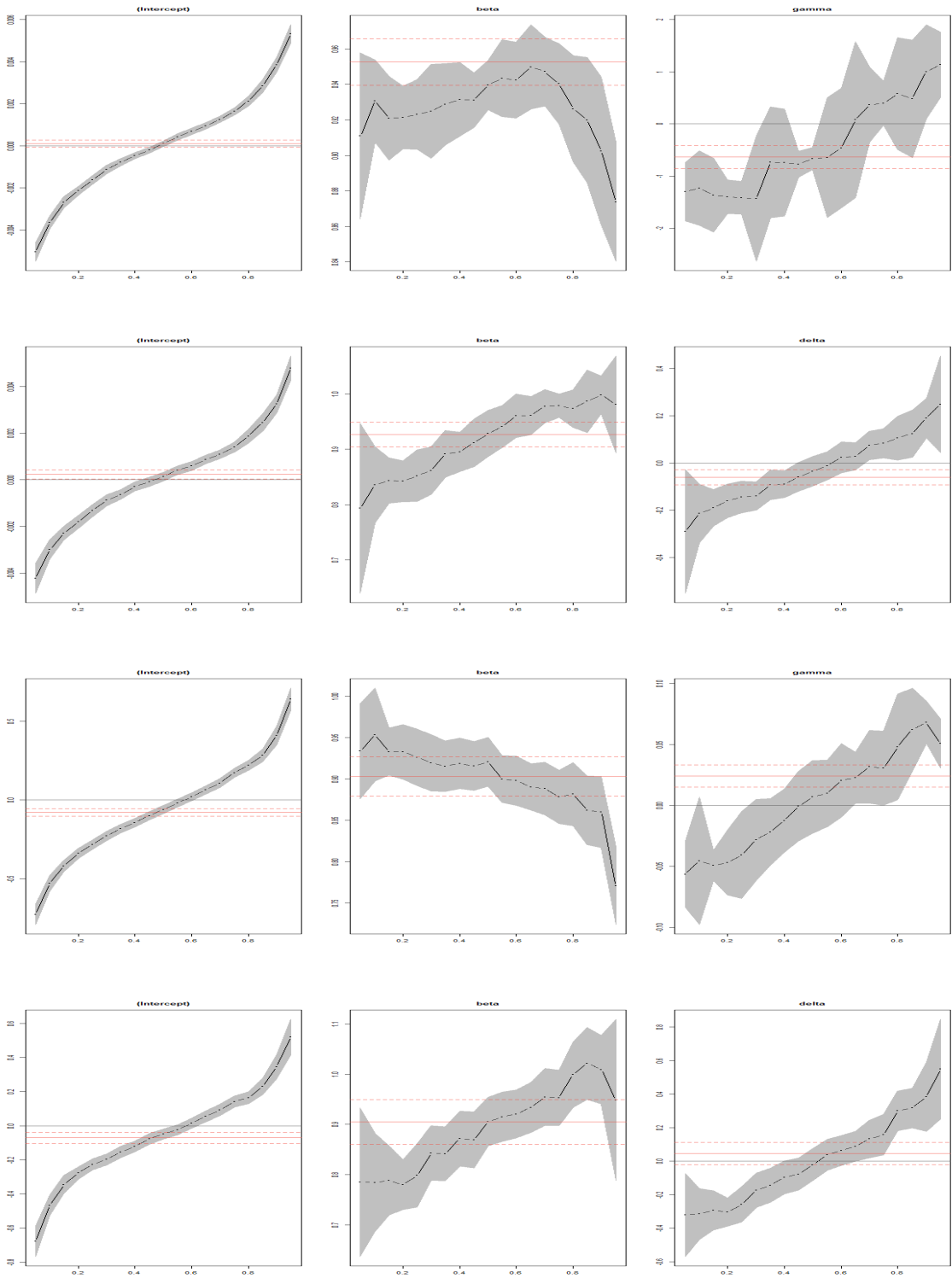
CMLAX



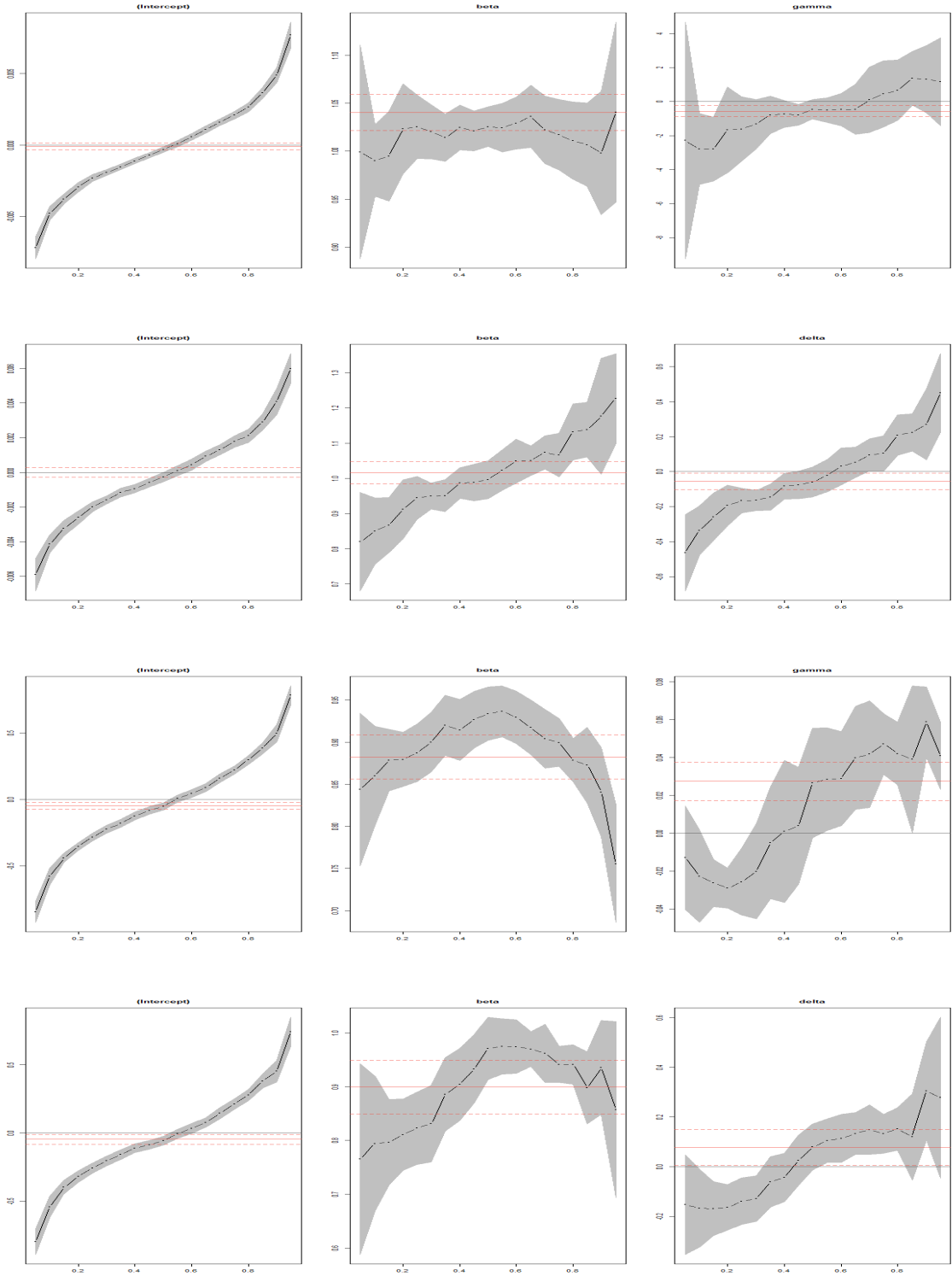
YACKX



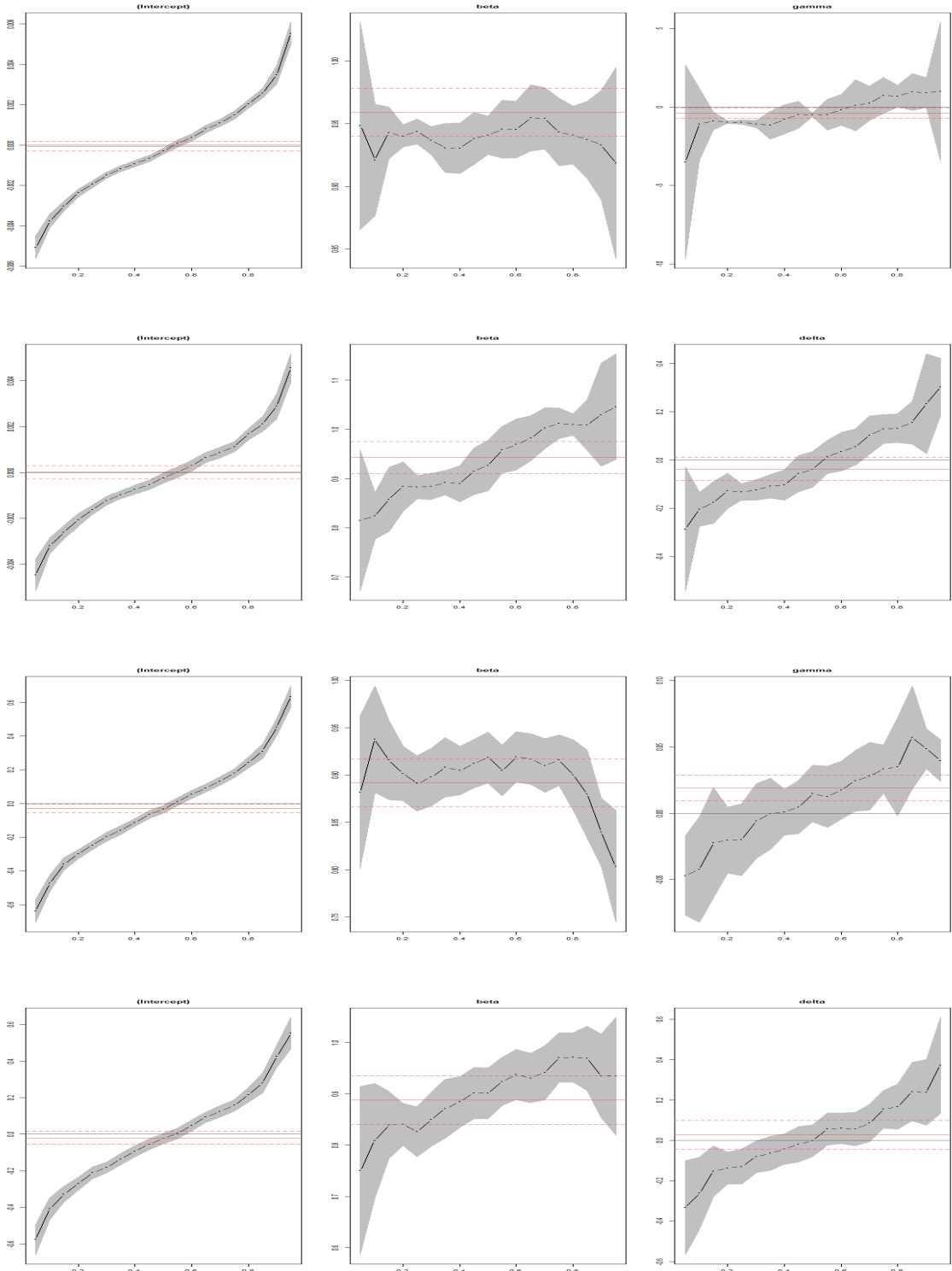
BEGIX



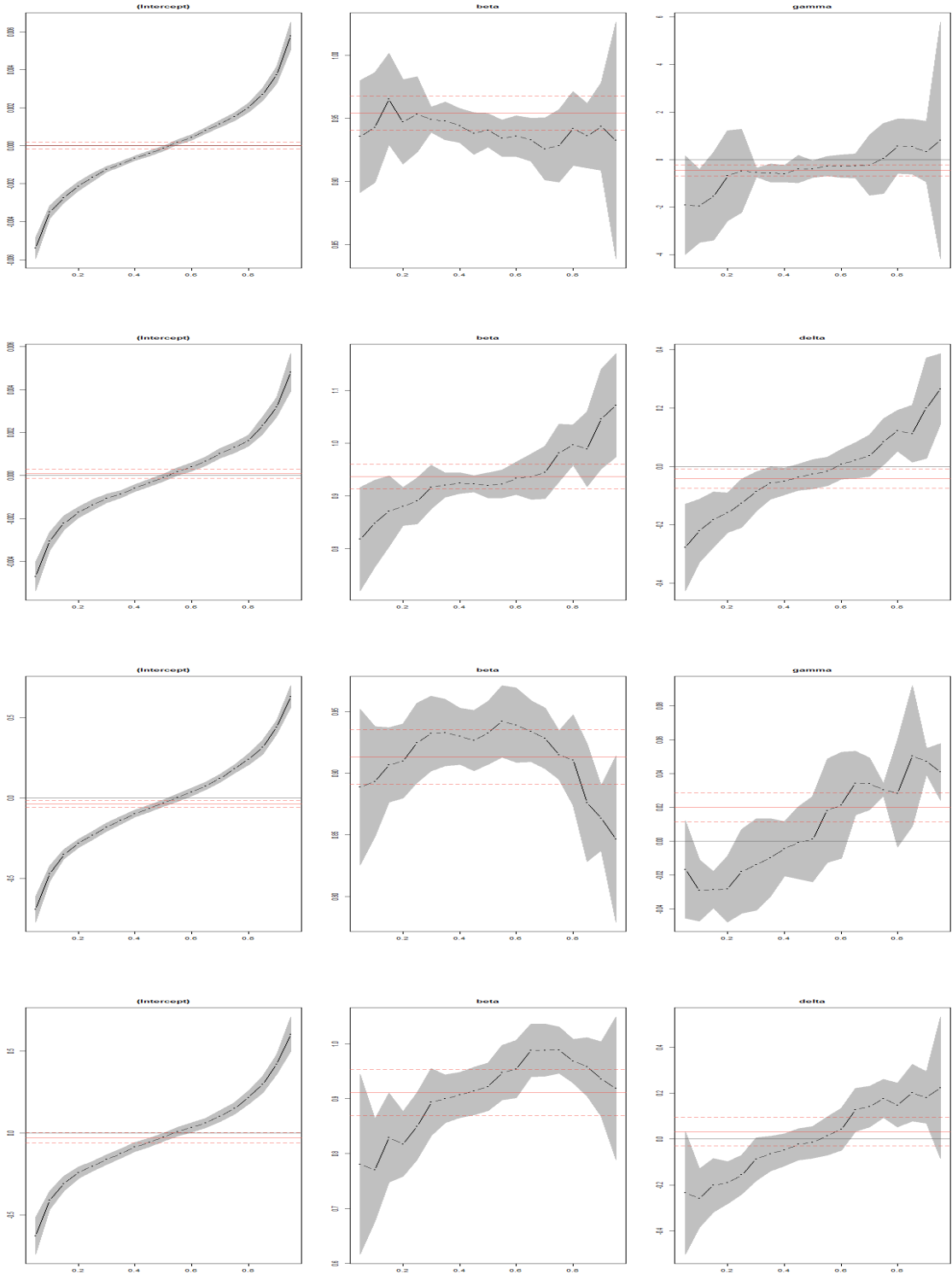
ALVAX



GSVRX



PEYAX



C Bibliografia

Riferimenti bibliografici

- [1] Z. Bodie, A. Kane, and Marcus A. *Investments*. McGraw-Hill Education, 2020.
- [2] Y. Chen and B. Liang. Do market timing hedge funds time the market? *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 42:827–856, 2007.
- [3] E. Fama. Components of investment performance. *The Journal of Finance*, 27(3):551–567, 1972.
- [4] C. Francq and J. Zakoian. *GARCH Models: Structure, Statistical Inference and Financial Applications*. John Wiley & Sons, 2019.
- [5] P. Gottardo and M. Murgia. Variabili fondamentali e performance dei fondi comuni d’investimento. *Rivista Internazionale di Scienze Economiche e Commerciali*, 43:927–946, 1996.
- [6] R. Henriksson. Market timing and mutual fund performance: An empirical investigation. *The Journal of Business*, 57:73–96, 1984.
- [7] R. Henriksson and R. Merton. On market timing and investment performance. ii. statistical procedures for evaluating forecasting skills. *The Journal of Business*, 54:513–533, 1981.
- [8] R. Koenker. *Quantile Regression*. Cambridge University Press, 2005.
- [9] M. Leković. Alternative measures and decomposition of mutual funds portfolio performance. *Bankarstvo Journal*, 47, 2018.
- [10] Nikolaos Philippas et al. Market timing and selectivity: An empirical investigation into the features of greek mutual fund managers. *Journal of Applied Business Research (JABR)*, 18(3), 2002.
- [11] J. L. Treynor and K. K. Mazuy. Can mutual funds outguess the market? *Harvard Business Review*, 45:131–136, 1966.
- [12] R. Tsay. *Analysis of Financial Time Series*. John Wiley & Sons, 2010.
- [13] T. Škrinjarić. Market timing ability of mutual funds with tests applied on several croatian funds. *Croatian Operational Research Review*, 4, 2013.

[14] <https://finance.yahoo.com>.

[15] <https://www.segretibancari.com/market-timing/>.

[16] <https://www.consob.it/web/investor-education/>.