# 2 Analisi serie finanziaria: Previsione della volatilità dei rendimenti delle azioni di GameStop

L'Analisi della serie finanziaria propone uno studio del prezzo delle azioni, alla chiusura della borsa NYSE<sup>7</sup>, di GameStop. L'azienda in oggetto è un grande rivenditore di videogiochi, nuovi e usati, includendo anche accessori per gli stessi e giochi da tavolo; viene fondata negli USA negli anni '80.

L'obiettivo dell'analisi è fare una previsione sulla volatilità dei rendimenti dei prezzi delle azioni. La modellizzazione della serie avviene mediante l'uso dei processi GARCH.

I dati utilizzati provengono dal sito Yahoo Finance <sup>8</sup>, sono giornalieri ed espressi in dollari. Il periodo considerato va dal 14/02/2002, prima data disponibile dalla fonte a cui si fa riferimento, al 23/11/2023, data di inizio di questo lavoro.

## 2.1 Analisi Preliminare e Modellizzazione

In Figura 10 si propongono i grafici del prezzo alla chiusura della borsa per il titolo considerato, il logaritmo del prezzo alla chiusura, il prezzo alla chiusura aggiustato e il logaritmo di quest'ultimo. Si noti che nei primi anni 2020 si verifica un picco nel prezzo alla chiusura delle azioni. L'andamento del prezzo delle stesse, nei periodi successivi, è poi diminuito, tuttavia, non è ancora tornato ai valori registrati prima degli anni 2020. Su scala logaritmica si nota questo picco, tuttavia appare ridimensionato rispetto a quello osservato per la serie dei prezzi. In Figura 11 si riporta il grafico dei rendimenti in percentuale, calcolati su scala logaritmica, a partire dai prezzi alla chiusura. In corrispondenza all'inizio dell'anno 2021, si nota un *volatility clustering*: si osservano rendimenti molto "estremi", rispetto a quelli già osservati.

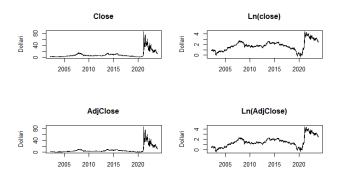


Figure 10: Andamento del prezzo alla chiusura della borsa

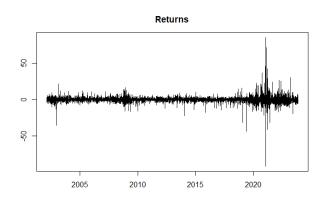


Figure 11: Andamento dei rendimenti

In Figura 12 sono riportati i grafici di ACF e PACF del logaritmo dei prezzi alla chiusura. Si osserva per la serie considerata l'assenza di componenti di stazionarietà e stagionalità. In particolare, l'andamento dell'ACF è lineare decrescente; ciò suggerisce assenza di stazionarietà, come atteso. Inoltre, la PACF presenta correlazioni non significative, a parte al primo *lag*.

In Figura 13 si riportano ACF e PACF dei rendimenti. Da questi grafici si deduce una bassa correlazione seriale, infatti il massimo valore assoluto osservato non è maggiore di 0.10.

<sup>&</sup>lt;sup>7</sup>New York Stock Exchange

<sup>&</sup>lt;sup>8</sup>Link alla fonte dei dati: https://yhoo.it/47gQmj6

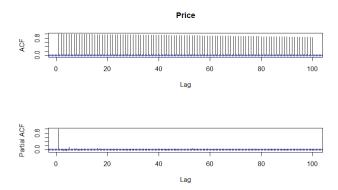


Figure 12: ACF, PACF prezzo alla chiusura

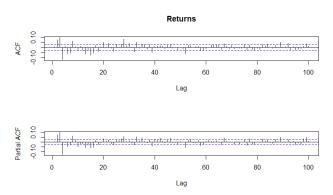


Figure 13: ACF, PACF rendimenti

In Figura 14 si riportano i grafici dell'ACF dei rendimenti, dei rendimenti in valore assoluto e degli stessi al quadrato; l'andamento di questi ultimi, in particolare, suggerisce eteroschedasticità. A supporto di quanto affermato, si sono riscontrati *p-value* significativi al 1% per i Test di Ljung-Box e Test Arch, valutati a diversi *lag*.

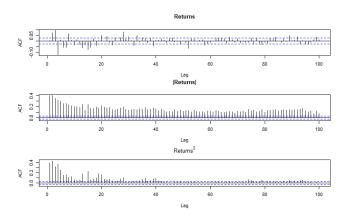


Figure 14: ACF rendimenti in valore assoluto e al quadrato

In Figura 15 sono riportati l'istogramma di densità dei rendimenti, a cui si sovrappone la curva della funzione di densità di una Normale, e il relativo qq-norm. Da questi due grafici si evince una distribuzione ipernormale dei rendimenti.

Procedendo con la modellizzazione, si ricorre all'uso di processi GARCH. Per ciascuno dei modelli proposti in seguito, la distribuzione della componente di errore è la  $Standardized\ Student$ -T, in quanto si adatta meglio alla distribuzione dei residui; la giustificazione di questa scelta viene presentata in seguito.

Il primo modello che si propone è un Simple-GARCH(1,1), ciascun coefficiente stimato risulta altamente significativo. Si riportano i valori dei criteri di informazione ottenuti:

• Akaike: 4.988;

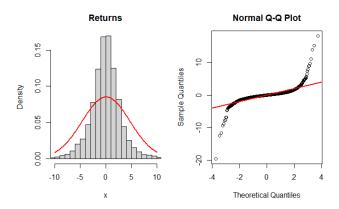


Figure 15: Distribuzione non condizionata rendimenti

#### • Bayes: 4.994.

Per la fase di diagnostica, come mostrato anche in Figura 16, e come confermato anche dal Test Ljung-Box, le correlazioni dei residui risultano non significative, ad eccezione di quelle per i residui in valore assoluto. Si è eseguito il Test Arch sui residui, il quale conferma l'omoschedasticità.

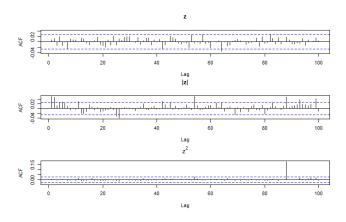


Figure 16: ACF dei residui del Simple - GARCH

Infine, in Figura 17 si presentano l'istogramma dei residui del modello e il relativo *qq-plot*. Quanto si osserva giustifica l'uso di una distribuzione del termine di errore *T-Student*.

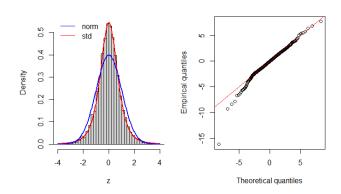


Figure 17: Distribuzione residui del Simple - GARCH

Su questo modello si esegue il Test di stabilità dei parametri (di Nyblom). Il *p-value* risultante, altamente significativo, porta alla decisione di accorciare la serie. La serie viene ridotta, la prima osservazione adesso risale al 01/01/2008. Si noti che anche in questo caso il *p-value* rimane significativo; tuttavia, la scelta di far iniziare la serie in tale data, risulta "obbligata", in quanto il risultato ottenuto è il migliore individuato.

Sulla serie ridotta si è stimato nuovamente il Simple - GARCH(1,1), utilizzando il variance targeting. Tale scelta consente il risparmio della stima di un parametro. Analogamente a quanto osservato per la serie non accorciata, i parametri

stimati risultano altamente significativi. Si effettua il *Sign Bias Test* per controllare un eventuale effetto di *leverage*. I risultati sono riportati in Tabella 3.

	p-value
Sign Bias	0.7977
Negative Sign Bias	0.9705
Positive Sign Bias	0.0129
Joint Effect	0.0465

Table 3: Risulati Sign Bias Test

Dato il risultato di cui sopra, si stima un modello GJR - GARCH(1,1), utilizzando sempre il variance targeting. Si osserva, oltre all'alta significatività dei p-value associati ai parametri, il segno negativo del parametro  $\gamma_1$ , dovuto alla presenza di un effetto di leverage positivo.

Effettuando un confronto tra i due modelli stimati, tuttavia, non si nota una differenza, nonostante l'inserimento nell'ultimo modello di un parametro che tiene conto dell'effetto di *leverage* altamente significativo.

Si stima, inoltre, un modello T-GARCH(1,1), per cogliere la dinamica di  $\sigma_t$  direttamente sulla volatilità. Anche questo modello è stato stimato mediante *variance targeting*, benché  $\sigma$  venga stimato da uno stimatore distorto. Il coefficiente  $\eta_1$  non risulta significativo, motivo per il quale si decide di non portare in previsione tale modello.

In Figura 18 si riporta la *News Impact Curve* per i tre modelli, per vedere la relazione tra la componente di innovazione e la varianza condizionata. Il Simple-GARCH presenta la forma parabolica simmetrica attesa. A differenza di questa, il GJR-GARCH, per via del segno di  $\gamma_1$ , risulta asimmetrico; la sua curva giace al di sotto di quella del Simple-GARCH nel secondo quadrante, al di sopra nel primo. Il T-GARCH, per sua costruzione, è asimmetrico e presenta una concavità maggiore rispetto alle altre due curve. Si noti che quest'ultima curva presenta un'asimmetria meno accentuata rispetto alla curva del GJR-GARCH: ciò , probabilmente, è da attribuirsi alla scarsa significatività del coefficiente  $\eta_1$ .

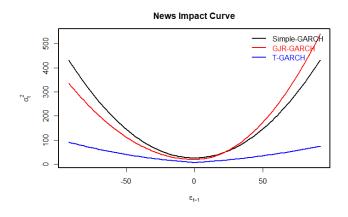


Figure 18: NIC per i modelli

I criteri di informazione risultanti dei modelli precedentemente stimati sono riportati in Tabella 4. Confrontando i due  $Simple-GARCH^9$ , si nota un incremento di entrambi i criteri, nel passare dal modello sull'intera serie a quello sulla serie accorciata. Questa osservazione si potrebbe ricondurre alla decisione di accorciare la serie, in virtù del risultato ottenuto tramite Test di Nyblom. In particolare, la serie "tagliata" contiene il *volatility clustering* verificatosi a partire dal 2021, per cui i modelli stimati tengono conto di questo fenomeno, che ha un peso maggiore dopo la diminuzione delle osservazioni. Confrontando il Simple-GARCH(v2) e il GJR-GARCH si osserva, in coerenza con quanto scritto prima, che i due modelli presentano poche differenze. Infine, il T-GARCH, nonostante presenti valori dei criteri leggermente più bassi rispetto agli altri due modelli, si decide comunque di non tenerne conto in previsione, per le motivazioni espresse sopra.

## 2.2 Analisi Previsionale

In questa fase si portano in previsione i due modelli di cui già discusso in precedenza, ovvero Simple - GARCH e GJR - GARCH. Per confrontare questi modelli in termini di bontà di previsione, si ricorre all'uso di un benchmark (Garman-Klass). In Figura 19 si riporta un confronto tra la varianza condizionata di Garman-Klass e i rendimenti in valore assoluto. I due grafici mantengono un profilo simile, tuttavia le scale di misurazione delle ordinate sono differenti.

<sup>9</sup>con v1 si intende la versione del modello stimato sulla serie non accorciata, v2 è la versione relativa alla serie accorciata

Modello	Akaike	Bayes	
Simple - GARCH(v1)	4.9885	4.994	
Simple - GARCH(v2)	5.0891	5.0954	
GJR - GARCH	5.0890	5.0985	
T-GARCH	5.0667	5.0745	

Table 4: Criteri di informazione

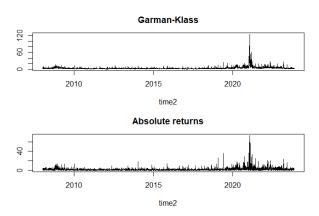


Figure 19: Confronto tra Garman-Klass e rendimenti

Si riporta in Figura 20 la sovrapposizione delle curve dei *fit* dei due modelli alla varianza condizionata di Garman-Klass. Quanto si osserva da questo grafico riflette le considerazioni già fatte in precedenza sulle differenze tra i due modelli.

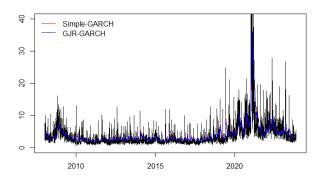


Figure 20: Sovrapposizione dei fit dei modelli al Garman-Klass

Per il raffronto delle misure di errore, come naive si utilizza la varianza dei rendimenti. In Tabella 5 sono riportate le misure di errore che i due modelli compiono in previsione. Al netto del confronto delle singole misure, si osserva in generale che il GJR - GARCH presenta dei valori di poco inferiori rispetto al Simple - GARCH.

Si presentano i risultati del test alla base della diagnostica di Mincer-Zarnowitz, per verificare se i modelli stimati producono previsioni non distorte. Facendo riferimento al test robusto rispetto alla presenza di eteroschedasticità ed autocorrelazioni, non si rifiuta l'ipotesi nulla di produrre previsioni non distorte. Questa considerazione vale per entrambi i modelli.

Si riportano anche i risultati del Test di Diebold-Mariano, per vedere se i due modelli forniscono previsioni significativamente diverse. Si effettuano tre test basati su una diversa funzione di "perdita"  $^{10}$ . Si osserva che, usando le misure SE e LLE, i p-values non risultano significativi, mentre quello fornito usando AE lo risulta.

Conclusa la discussione relativa alle diagnostiche preliminari, si procede con le analisi ex-ante ed ex-post. Il modello utilizzato è il GJR - GARCH. L'analisi ex-ante è stata realizzata fissando l'orizzonte predittivo a 10 giorni. In Figura 21 sono riportate tali previsioni, relative, in questo caso, alla volatilità, dato che possono essere ricavate da quelle della varianza condizionata.

 $<sup>^{10}</sup>$ Absolute Error (AE), Squared Error (SE), Likelihood Error (LLE)

Misura	Modello	ME	MAE	RMSE	MPE	MAPE	RMSPE	LLE
Volatility	GARCH	-0.2184	1.6148	3.5442	-0.3095	0.4737	0.6793	0.1185
Volatility	GJR - GARCH	-0.1623	1.5870	3.4733	-0.2864	0.4584	0.6502	0.1169
Variance	GARCH	7.9112	30.3523	289.0434	-1.0807	1.3429	2.5537	0.5534
Variance	GJR - GARCH	8.1541	29.9273	285.0449	-0.9956	1.2706	2.3467	0.5553

Table 5: Misure di Errore

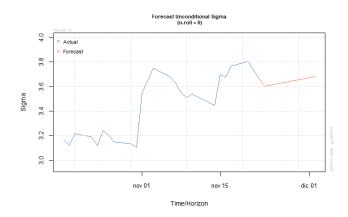


Figure 21: Previsioni ex-ante

Si propone in Figura 22 il confronto tra le misure di previsione *ex-post* e la misura della volatitilità di Garman-Klass, la quale viene usata come *benchmark*. Si può notare che il modello non coglie del tutto la volatilità effettiva.

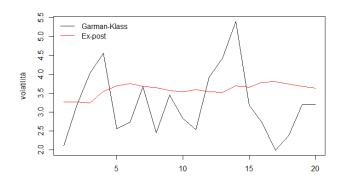


Figure 22: Previsioni ex-post

### 2.3 Conclusioni

Nel corso dell'analisi di questa serie finanziaria si è suddiviso il lavoro in due fasi: inizialmente si è svolta l'analisi preliminare, che ha portato alla scelta di utilizzare modelli della famiglia GARCH. Sono stati stimati più modelli e si è scelto quello ritenuto migliore, sulla base delle diagnostiche, ovvero il GJR - GARCH. Infine, questo modello è stato impiegato per la fase previsionale.

L'analisi della serie ha mostrato da subito alcune criticità, prima fra tutte il carattere della serie, dovuto al caso del boom delle azioni dell'azienda nel gennaio del 2021. Questo fatto ha influito sulla modellizzazione del processo e, di conseguenza, anche sulla parte previsionale, portando a previsioni *ex-post* non soddisfacenti. Inoltre, la stabilità dei parametri è sempre stata rigettata; pertanto, la serie su cui si basa l'analisi previsionale è ricavata da una situazione di compromesso.