

Mapeando o Desempenho de Fundos de Investimento em Ações: Volatilidade e Retorno em Foco

Luis Gustavo Ribeiro Andrade

Novembro 2023

1 Introdução

Os fundos de Investimentos são produtos no mercado financeiro que agradam muitos perfis. Os fundos de Investimentos reúnem recursos de diversas fontes e investem em conjunto, conseguindo proporcionar uma diversificação maior sobre uma mesma estratégia. Sendo assim, os fundos de investimento estão cada vez sendo mais procurados no mercado financeiro. Por serem simples, muitos iniciantes procuram os fundos para não terem que dedicar um tempo na gestão e alocação de seus recursos. Entretanto, investidores mais habituados com o mercado financeiro, possuem produtos no ramo de Fundos exclusivos que oferecem uma otimização em tributos.

Fundos então aparecem no mercado financeiro com diferentes estratégias para agradar diferentes perfis. Cumprindo seu papel como órgão regulador, a CVM classifica os fundos em diferentes tipos. Além da CVM, a ANBIMA, também faz tal papel de autorregulação nos associados financeiros, também classificando esses fundos.

Neste trabalho, planejo calcular a volatilidade dos fundos de ação e modelar o risco. Além disso, tentarei analisar o retorno nos últimos anos com o intuito de verificar uma relação de risco e retorno sobre os fundos de ação.

2 Classificações dos Fundos

Para facilitar nas regulações, os fundos de Investimentos são classificados, segundo a Anbima, em 5 tipos, com diferentes características.

- **Fundos de Renda Fixa:** Os principais ativos são ativos de Renda Fixa. Nesses fundos, pelo menos 80% do Patrimônio Líquido deve estar vinculados a variação da taxa de juros ou índice de preços.
- **Fundos de Crédito Privado:** Dentro dos fundos de crédito privado, existe uma flexibilidade maior sobre os tipos de ativos. Por se tratar de títulos de dívidas, existe um risco de inadimplência superior, para mitigar esse risco, o limite mínimo de títulos de dívidas é 50% do Patrimônio Líquido em títulos de dívidas.
- **Fundos Cambiais:** São fundos que possuem pelo menos 80% do patrimônio líquido investidos em moedas estrangeiras. Esses fundos são muito usados como forma de hedge, para evitar uma exposição muito alta em moeda nacional, esse tipo de fundo também é procurado por outros fundos.
- **Fundos de Ações:** São fundos que possuem $2/3$ (67%) do seu Patrimônio Líquido em ações. O mercado de ações costuma ser um pouco mais volátil.
- **Fundos Multimercados:** São fundos mais flexíveis, com estratégias mais livres, capazes de adquirir diferentes opções de Investimentos.

Nosso foco ao longo desse trabalho será o de modelar o risco e fazer uma previsão para os próximos meses, em relação aos fundos de ações. Os fundos

de ações refletem muito bem sobre o mercado de ações. Por terem que possuir uma parcela de 67% investidos em fundos e para que não tenham muito risco associado a exposição em um mesmo ativo, sua diversificação em ações acaba servindo como um efeito espelho do mercado de ações.

As cotas dos fundos refletem a variação dos ativos do mesmo fundo ao longo do tempo, sendo assim, a cota de um fundo deve refletir a volatilidade e o retorno do fundo.

3 Seleção dos Fundos

Conseguimos de fácil acesso a série histórica dos fundos. Então para que tenhamos mais observações válidas, pegaremos fundos com data de início maiores. Assim, conseguiremos ter mais observações e menos graus de liberdade perdidas.

Os fundos são carteiras que misturam diferentes ativos em volumes diferentes. Caso tenhamos acesso a carteira dos fundos com informações de concentração por produto e valor do produto, conseguiríamos analisar o risco agregado de cada produto e sua concentração. Entretanto, os fundos não possuem carteira aberta, assim, como a variação da cota dos fundos representa a variação ativa e de Patrimônio líquido(PL), conseguimos analisar os fundos como se fosse apenas um ativo. Sendo assim, faremos a escolha dos ativos e analisaremos o risco com o modelo GARCH.

A equação do modelo GARCH(p, q) é dada por:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (1)$$

De forma que:

σ_t^2 : Variância condicional dos retornos no tempo t .

ω : Termo constante (constante de ajuste).

α_i : Coeficientes dos termos de lag dos erros ao quadrado (ε_{t-i}^2).

ε_t : Erros nos retornos.

β_j : Coeficientes dos termos de lag da variância condicional (σ_{t-j}^2).

p : Ordem do modelo ARCH.

q : Ordem do modelo GARCH.

Escolhemos então os seguintes fundos para fazermos nossa análise:

- **Ação:** ACE CAPITAL ABSOLUTO INSTITUCIONAL FUNDO DE INVESTIMENTO EM COTAS DE FUNDOS DE INVESTIMENTO DE AÇÕES (13900) e 3 FS FUNDO DE INVESTIMENTO EM ACOES - INVESTIMENTO NO EXTERIOR (13424).

4 Análise Fundos de Ação

Agora iniciaremos nossa análise sobre os fundos de ação. Inicialmente, fiz toda a análise em função dos códigos ANBIMA apresentados acima. Faremos inicialmente, uma análise sobre o retorno dos fundos de ação, conforme a figura 1.

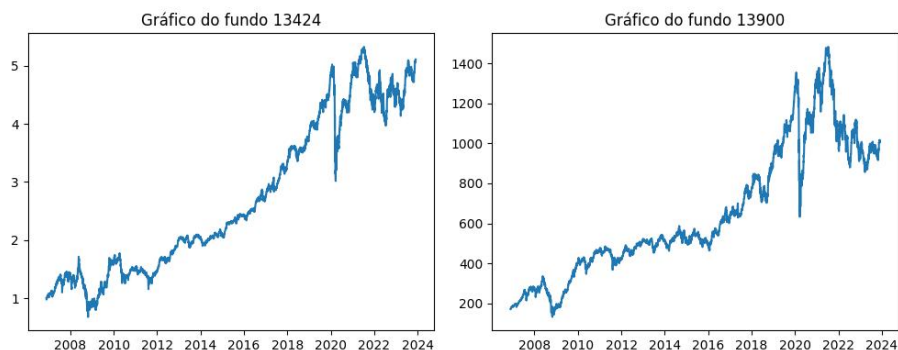


Figure 1: Retorno Fundos de Ação

Como conseguimos analisar, o gráfico não apresenta uma estacionariedade, então faremos um log das diferenças onde conseguimos estacionariedade e obtermos o gráfico a seguir.

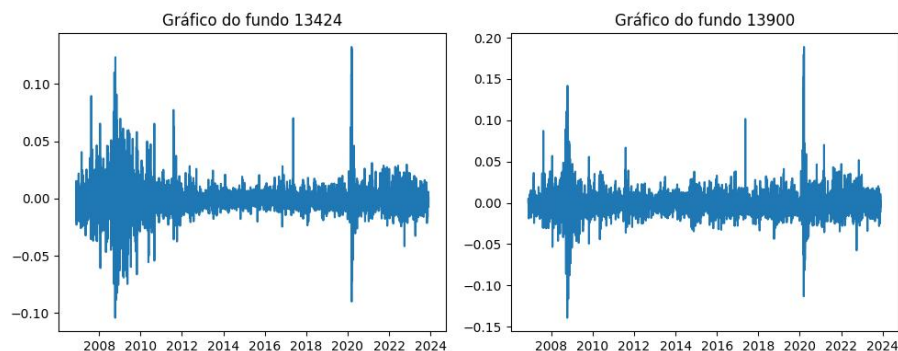


Figure 2: Variação Estacionária dos fundos de ação

Após a visualização gráfica, faremos o teste de Phillips-Perron. Para testarmos estacionariedade de cada fundo. Ao fazermos o teste de estacionariedade, podemos perceber que ambas as séries ficaram estacionárias.

Estatística do Teste:	Valor-p:	Valores Críticos:	Resultado:
-12.105959529813946	1.968775430208888e-22	-3.4318910404554495	Estacionária
-12.105959529813946	1.968775430208888e-22	-2.5671324732839906	Estacionária
-12.105959529813946	1.968775430208888e-22	-2.862220946630885	Estacionária

Figure 3: Teste de Estacionariedade para o fundo 13424

Estatística do Teste:	Valor-p:	Valores Críticos:	Resultado:
-11.694800929746012	1.6203920986713707e-21	-3.4318910404554495	Estacionária
-11.694800929746012	1.6203920986713707e-21	-2.5671324732839906	Estacionária
-11.694800929746012	1.6203920986713707e-21	-2.862220946630885	Estacionária

Figure 4: Teste de Estacionariedade para o fundo 13900

5 FAC e FACP

Nosso objetivo agora é calcularmos o FAC e FACP para encontrarmos os valores p e q do nosso modelo. Com isso, usaremos da Função de auto-correlação(FAC) e Função de auto-correlação parcial(FACP).

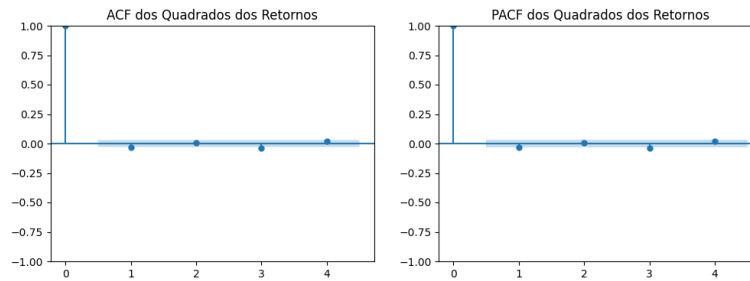


Figure 5: FAC e FACP Fundo 13424

Dos valores acima, temos uma ideia inicial que as séries são geradas a partir de um Random Walk. Então, trataremos o modelo com um modelo ARMA(0,0). Ao modelarmos o modelo ARIMA, rodaremos depois o modelo GARCH nos resíduos.

Como podemos observar nas tabelas das Figuras 7 e 8, há uma Heteroscedasticidade em ambos os modelos de regressão realizado. Para tratarmos dessa heteroscedasticidade, trataremos agora com os resíduos.

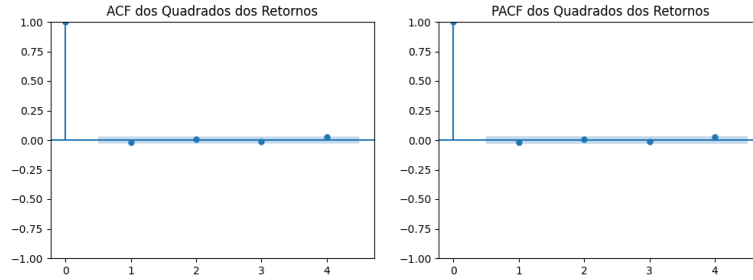


Figure 6: FAC e FACP Fundo 13900

SARIMAX Results						
=====						
Dep. Variable:	13424	No. Observations:	4274			
Model:	ARIMA	Log Likelihood	12115.799			
Date:	Mon, 04 Dec 2023	AIC	-24227.598			
Time:	21:17:55	BIC	-24214.877			
Sample:	0	HQIC	-24223.104			
	- 4274					
Covariance Type:	opg					
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	-0.0003	0.000	-1.285	0.199	-0.001	0.000
sigma2	0.0002	1.59e-06	127.061	0.000	0.000	0.000
=====						
Ljung-Box (L1) (Q):			5.01	Jarque-Bera (JB):	34953.32	
Prob(Q):			0.03	Prob(JB):	0.00	
Heteroskedasticity (H):			2.64	Skew:	0.88	
Prob(H) (two-sided):			0.00	Kurtosis:	16.90	
=====						
Warnings:						
[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).						

Figure 7: Tabela do Modelo ARMA(0,0) - Fundo 13424

6 Modelo GARCH sobre os resíduos

Nosso objetivo agora é lidarmos com os resíduos da regressão anterior e fazermos o modelo de volatilidade do GARCH com base nisso. Primeiro calcularemos o p e q para nosso modelo GARCH, para isso, o modelo exige que façamos essa análise com o quadrado dos resíduos.

Podemos perceber nas figuras 9 e 10 que o FAC e FACP de ambos os ativos, que existe um decaimento no primeiro lag, mas já no segundo retoma. Além disso, ambas as FACP possuem um truncamento no lag 8. Usaremos o GARCH(1,1) para calcularmos nosso modelo.

Com o modelo GARCH dos erros, temos as volatilidades modeladas. Assim, conseguimos fazer previsões sobre os próximos 360 dias para que possamos

```

=====
SARIMAX Results
=====
Dep. Variable:          13900    No. Observations:          4274
Model:                  ARIMA    Log Likelihood              11663.143
Date:                   Mon, 04 Dec 2023    AIC                  -23322.285
Time:                   21:18:10    BIC                  -23309.565
Sample:                 0    HQIC                  -23317.792
Covariance Type:        opg
=====
              coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
-----
const         -0.0003      0.000     -1.184      0.236     -0.001      0.000
sigma2         0.0002     1.69e-06    147.584      0.000      0.000      0.000
=====
Ljung-Box (L1) (Q):                1.63    Jarque-Bera (JB):                74322.33
Prob(Q):                           0.20    Prob(JB):                      0.00
Heteroskedasticity (H):             1.08    Skew:                          1.37
Prob(H) (two-sided):                0.13    Kurtosis:                      23.24
=====

Warnings:
[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

```

Figure 8: Tabela do Modelo ARMA(0,0) - Fundo 13900

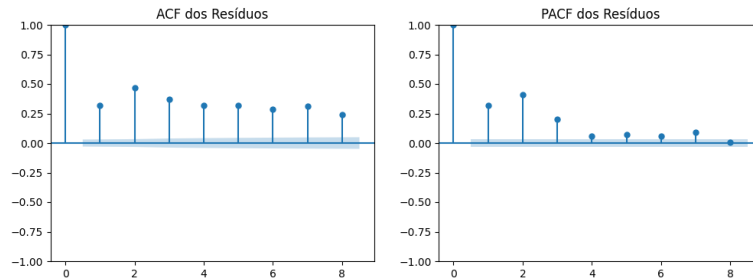


Figure 9: FAC e FACP Residual (13424)

chegar nos nossos resultados.

7 Conclusão

Com base nos gráficos e em todo o processo. Podemos analisar que o fundo 13424 possui uma volatilidade inferior ao fundo 13900. Entretanto, ao observarmos os índices da cota, Conseguimos analisar que o fundo 13900 possui um retorno superior.

Para que não tivéssemos problemas em comparar fundos com datas diferentes, foi normalizado o início dos fundos para a data que o último se iniciou. Podemos observar que os pontos de maior volatilidade, e os pontos de cresci-

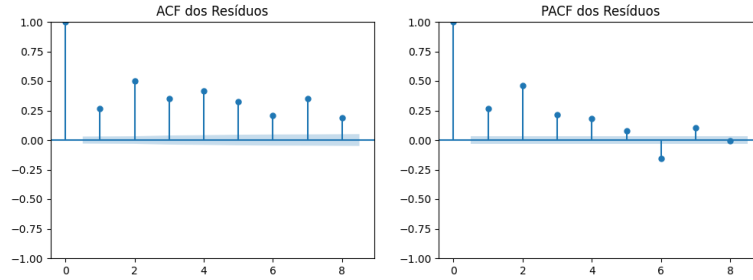


Figure 10: FAC e FACP Residual (13900)

Constant Mean - GARCH Model Results					
Dep. Variable:	None	R-squared:	0.000		
Mean Model:	Constant Mean	Adj. R-squared:	0.000		
Vol Model:	GARCH	Log-Likelihood:	28239.3		
Distribution:	Normal	AIC:	-56470.6		
Method:	Maximum Likelihood	BIC:	-56445.2		
Date:	Mon, Dec 04 2023	No. Observations:	4273		
Time:	22:10:52	Df Residuals:	4272		
		Df Model:	1		
Mean Model					
	coef	std err	t	P> t	95.0% Conf. Int.
mu	2.0170e-04	1.789e-08	1.128e+04	0.000	[2.017e-04, 2.017e-04]
Volatility Model					
	coef	std err	t	P> t	95.0% Conf. Int.
omega	1.2935e-08	1.723e-12	7505.915	0.000	[1.293e-08, 1.294e-08]
alpha[1]	0.2000	4.317e-02	4.633	3.611e-06	[0.115, 0.285]
beta[1]	0.7800	2.500e-02	31.206	8.812e-214	[0.731, 0.829]

Covariance estimator: robust
 WARNING: The optimizer did not indicate successful convergence. The message was Inequality constraints incompatible.
 See convergence_flag.

Figure 11: GARCH(1,1) (13424)

mento/queda dos dois fundos são similares, sendo momentos de instabilidade no mercado brasileiro e global, confirmando que muitas vezes, eles refletem os efeitos do mercado.

Podemos notar dois períodos que a volatilidade cresceu imensamente e tivemos uma queda no mercado. O primeiro se dá início em 2008, com a crise dos subprimes, onde ocorreu uma instabilidade do mercado norte-americano que afetou todo o mundo. Os fundos refletem essa instabilidade em suas cotas. O segundo se dá início em 2020, onde tivemos início de um dos períodos mais complicados dos últimos anos. Uma pandemia que gerou uma recessão.

O fundo 13900 teve impactos maiores com essas variações, suas quedas foram mais bruscas e sua volatilidade teve uma alta maior, aumentando também o risco associado ao fundo. Entretanto, na projeção da volatilidade, temos que ambos os fundos apresentam valores similares na projeção da volatilidade, fazendo assim, uma projeção do risco do mercado brasileiro e suas exposições a esses mercados.


```

=====
Constant Mean - GARCH Model Results
=====
Dep. Variable:      None      R-squared:      0.000
Mean Model:      Constant Mean      Adj. R-squared:      0.000
Vol Model:      GARCH      Log-Likelihood:      27218.3
Distribution:      Normal      AIC:      -54428.6
Method:      Maximum Likelihood      BIC:      -54403.1
Date:      Mon, Dec 04 2023      No. Observations:      4273
Time:      22:10:53      Df Residuals:      4272
                        Df Model:      1
=====
                        Mean Model
=====
      coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
mu      2.4930e-04      3.454e-08      7217.149      0.000      [2.492e-04, 2.494e-04]
=====
                        Volatility Model
=====
      coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
omega      2.7645e-08      3.405e-12      8118.551      0.000      [2.764e-08, 2.765e-08]
alpha[1]      0.2000      8.269e-02      2.419      1.558e-02      [3.793e-02, 0.362]
beta[1]      0.7800      4.584e-02      17.016      6.302e-65      [ 0.690, 0.870]
=====
Covariance estimator: robust
WARNING: The optimizer did not indicate successful convergence. The message was Inequality constraints incompatible.
See convergence_flag.

```

Figure 12: GARCH(1,1) (13900)

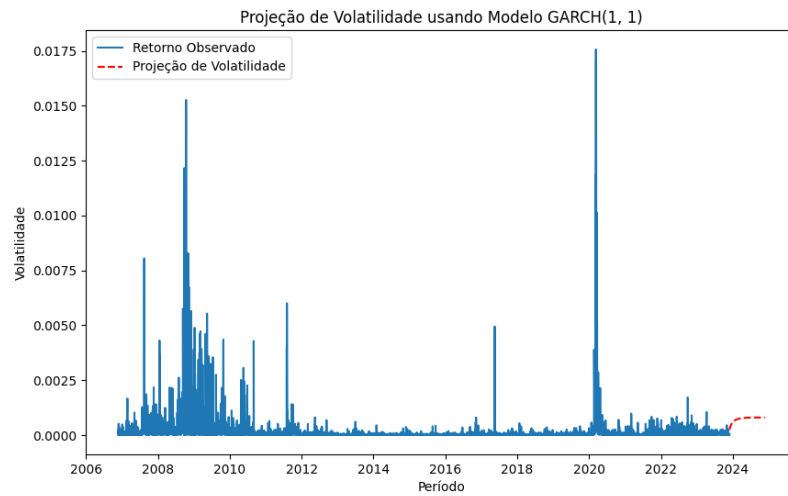


Figure 13: Projeção de Volatilidade (13424)

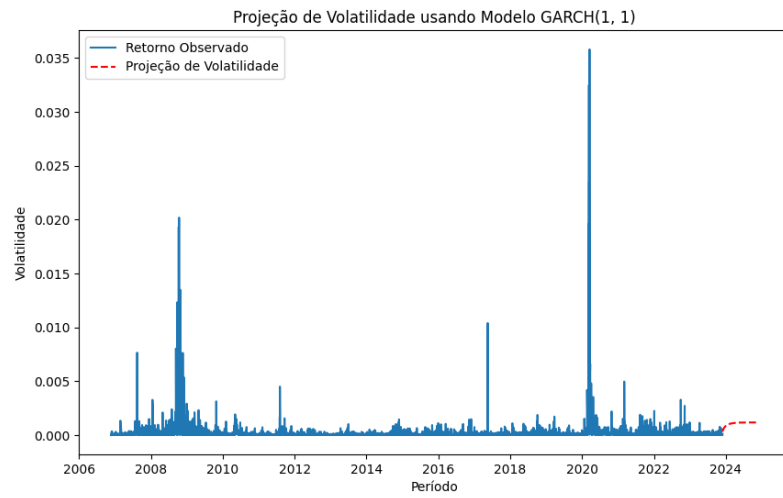


Figure 14: Projeção de Volatilidade (13900)