Insper

Econometria Avançada

Prof. Sergio Ricardo Martins

João Alonso Casella

João Gabriel Gomes

Pedro Xavier Marino

Pedro Bessa Ongaratto

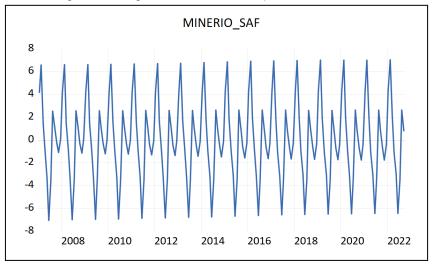
Victor Alves

Proposta da atividade prática supervisionada APS-2 de Econometria Avançada

São Paulo

2022

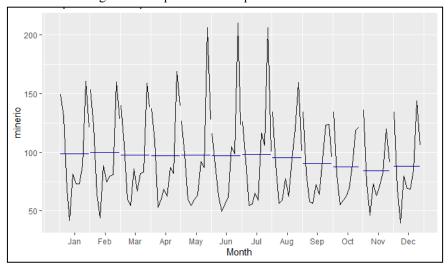
Imagem 1 - Componente Sazonal do Preço do Minério de Ferro



Como se pode observar nesse gráfico, a série de preços do minério de ferro possui uma forte componente sazonal. Especificamente, tem uma baixa no começo e final dos meses e uma alta no meio deles.

B)

Imagem 2 - Subplots Sazonais para o Minério de Ferro



Fonte: Elaboração Própria 2022

A declaração do analista da corretora Marex aponta que setembro e outubro são os meses onde a demanda pelo minério de ferro é maior. Isso implica que o preço também aumentaria. Entretanto, o gráfico acima mostra, pela barra azul de média, que nos meses de setembro e outubro a componente sazonal diminui em relação ao resto do ano. Portanto, a declaração do analista não foi evidenciada pelo gráfico.

Sendo assim, ainda há sazonalidade, mas a sazonalidade é de uma queda a cada setembro e outubro de cada ano. Isso provavelmente pode ser explicado pelo fato de que, prevendo a vinda do inverno, o mercado de ferro preveja uma queda no preço do ferro e, por pressão de expectativas, ele cai antecipadamente.

C)
Abaixo estão dispostos os gráficos dos log-retornos do preço do minério de ferro com o intuito de identificar a presença de seus componentes de tendência, sazonalidade e aleatoriedade:

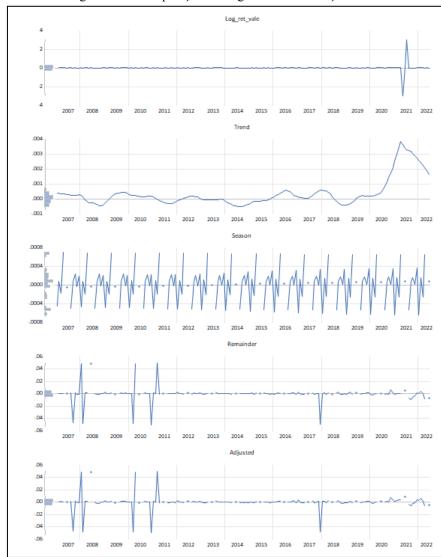
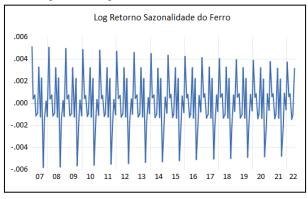


Imagem 3 - Decomposição do Log-Retorno do Preço do Ferro

Fonte: Elaboração Própria

Imagem 4 - Log Retorno Sazonalidade do Ferro



Pela decomposição acima e gráfico da sazonalidade do ferro, é observável a existência de uma componente de sazonalidade na série. Porém não é possível identificar, apenas pelos gráficos, se esta é estatística relevante.

Imagem 5 - Log Retorno da Tendência do Ferro



Fonte: Elaboração Própria

2022

Pela decomposição da série do log-retorno do preço do minério de ferro acima e do gráfico de tendência, é evidente a não existência de tendência na série.

Admitindo que o componente sazonal seja determinístico, criamos 11 variáveis dummies, uma para cada mês, com a exceção de 1 deles para conseguirmos ver o efeito.

Imagem 6 - Log-Retorno do Preço do Ferro

Dependent Variable: LOG_RET Method: Least Squares Date: 11/14/22 Time: 15:49

Sample (adjusted): 2013M02 2022M09 Included observations: 116 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D1	0.017968	0.047844 0.375550		0.7080
D2	-0.019220	0.046633	0.6811	
D3	-0.040994	0.046633	-0.879088	0.3814
D4	-0.049504	0.046633	-1.061566	0.2909
D5	-0.036982	0.046633	-0.793056	0.4296
D6	-0.041040	0.046633	-0.880080	0.3808
D7	-0.012334	0.046633	-0.264503	0.7919
D8	-0.030471	0.046633 -0.653419		0.5149
D9	-0.071463	0.046633 -1.532478		0.1284
D10	-0.054185	0.047844 -1.132545		0.2600
D11	-0.070270	0.047844 -1.468721		0.1449
С	0.030500	0.033831	0.901543	0.3694
R-squared	0.065202	Mean dependent var		-0.003797
Adjusted R-squared	-0.033671	S.D. dependent var		0.099826
S.E. of regression	0.101493	Akaike info cri	-1.639966	
Sum squared resid	1.071276	Schwarz crite	-1.355112	
Log likelihood	107.1180	Hannan-Quinn criter.		-1.524331
F-statistic	0.659456	Durbin-Watso	1.435996	
Prob(F-statistic)	0.773377			

Fonte: Elaboração Própria

2022

Pela tabela, os p-valores estão elevados, o que significa que a hipótese nula não foi rejeitada. Dessa forma, os coeficientes de cada mês não afetam o preço do minério de ferro, dando a entender que essa série ou não possui uma componente de sazonalidade relevante ou essa sazonalidade é estocástica.

Parte-se da suposição de que o preço do minério de ferro possui uma componente sazonal relevante. Nesse contexto, faria sentido que a Vale, uma empresa que tem grande parte do seu portfólio associado à própria mineração de ferro, tivesse uma sazonalidade similar. Entretanto, supondo um mercado eficiente sem assimetria de informação, os agentes participantes desse mercado seriam capazes de prever essas mudanças e isso estabeleceria o preço do ativo em relação a sazonalidade. Esse conceito financeiro é análogo ao que acontece no mercado de varejo, que, mesmo supondo que as empresas desse setor tenham um aumento de renda no período de dezembro, os preços das ações não sobem, pois esse aumento de produção e demanda já era esperado é contabilizado no preço.

E)

Abaixo estão dispostos os gráficos e decomposições da série de preços das ações da Vale e de seus log-retornos com o intuito de identificar a presença de seus componentes de tendência, sazonalidade e aleatoriedade:

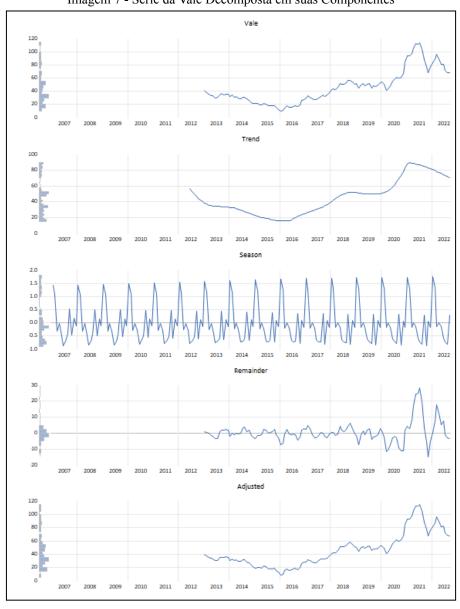


Imagem 7 - Série da Vale Decomposta em suas Componentes

Fonte: Elaboração Própria 2022

A partir da decomposição acima, é possível observar a existência de uma componente de sazonalidade na série. Porém não é possível identificar, apenas pelos gráficos, se esta é estatística relevante. Apenas pelos gráficos, não é possível constatar a existência de tendência na série.

Em seguida, buscou-se avaliar o Log Retorno das Ações da Vale, de tal forma a observar a presença de componentes de sazonalidade, tendência e aleatoriedade. O gráfico a seguir expressa a série dos preços da vale após serem transformados para Log Retorno:

Imagem 8 - Log Retorno das Ações da Vale

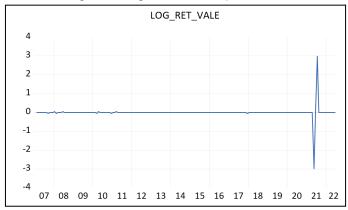
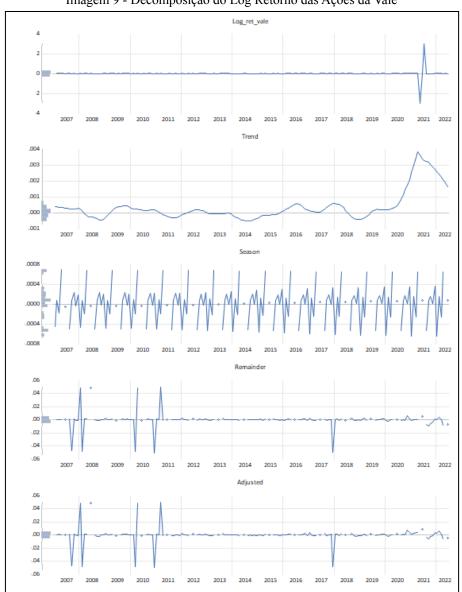


Imagem 9 - Decomposição do Log Retorno das Ações da Vale



Fonte: Elaboração Própria

Sazonalidade do Log Retorno Vale .0008 .0006 .0004 .0002 .0000 -.0002 -.0004 -.0006 -.0008 08 09 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19

Imagem 10 - Sazonalidade do Log Retorno da Vale

Pela decomposição acima e gráfico da sazonalidade do Log Retorno dos preços da Vale, é observável a existência de uma componente de sazonalidade na série. Porém não é possível identificar, apenas pelos gráficos, se esta é estatística relevante. Além disso, pela decomposição, não é observada a existência de tendência na série do Log Retorno.

Por fim, construiu-se o gráfico da série do Log Retorno dos preços da Vale Sazonalmente Ajustado, que reforça, por uma interpretação visual apenas, a não existência de tendência na série.

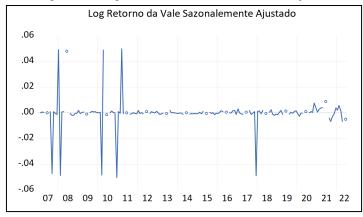


Imagem 11 - Log Retorno da Vale Sazonalmente Ajustado

Fonte: Elaboração Própria 2022

F)

A desconfiança na interpretação do teste de raiz unitária se encontra, em suma, pela possível presença de sazonalidade. Assim, no intuito de analisar a série de preços do minério de ferro de tal maneira a remover impurezas que afetam a interpretação dos testes de raiz unitária que observam tendência, buscou-se identificar a existência de sazonalidade.

Um teste a ser feito é o teste proposto por Hylleberg et al. (1990) no qual é possível testar a sazonalidade em diferentes frequências, podendo testar diferentes tipos de raízes unitárias sazonais. O teste baseia-se na hipótese de existência de raiz unitária em uma determinada frequência do período em questão.

Imagem 12 - Teste Hegy para Ferro

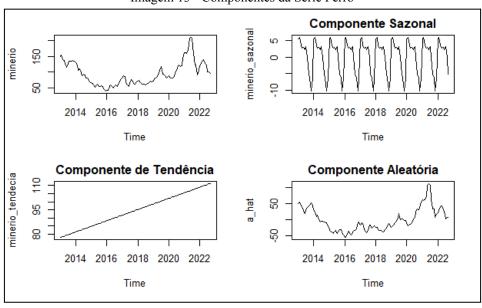
```
HEGY test for unit roots
data:
      minerio
        statistic p-value
          -2.1464 0.9919
          -3.266
                  0.0095 **
                  0.0012 **
           6.6766
                    4e-04 ***
          8.6678
           8.8539
          11.3803
          9.2106
                        0 ***
          140.249
         130.2271
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Deterministic terms: constant
Lag selection criterion and order: BIC, 0
P-values: based on response surface regressions
```

Fonte: Elaboração Própria 2022

Observando os resultados para o teste, observa-se que em nenhuma das frequências analisadas há resultados favoráveis à hipótese nula do teste, de modo que pode se concluir que não há a existência de raiz unitária para nenhuma das frequências analisadas.

Deste modo, observando descritivamente que há sazonalidade na série do minério de ferro, parte-se para a conclusão de que a série possui sazonalidade determinística. Sendo assim, utilizando um modelo de regressão para dessazonalizar o ferro, chega-se às seguintes componentes:

Imagem 13 - Componentes da Série Ferro



Os gráficos acima dispostos demonstram a dessazonalização mencionada: o gráfico na região superior esquerda é a série em seu formato original, e o gráfico na região inferior direita é a série após a remoção do componente sazonal. Apenas por comparação dos gráficos da série original e da série dessazonalizada (com tendência), supõe-se que existam raízes unitárias (já que acredita-se que exista tendência). Para testar essa intuição, portanto, realizou-se o teste ADF para a presença de raízes unitárias:

Imagem 14 - Teste ADF para Ferro Dessazonalizado

```
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
Test regression trend
Call:
lm(formula = z.diff \sim z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)
Residuals:
   Min
            10 Median
                           30
                                  Max
-33.494
        -4.807
                 0.641
                         5.187 38.547
Coefficients:
           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
                               1.335 0.185035
(Intercept) 3.60896
                      2.70413
z.lag.1
           -0.10708
                       0.03390
                               -3.158 0.002098
            0.09145
                       0.03977
                                2.299 0.023556
tt
z.diff.lag 0.32620
                                 3.616 0.000471 ***
                       0.09021
Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 9.649 on 100 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.1813, Adjusted R-squared: 0.1567 F-statistic: 7.382 on 3 and 100 DF, p-value: 0.0001616
Value of test-statistic is: -3.1583 3.409 5.1069
Critical values for test statistics:
1pct 5pct 10pct
tau3 -3.99 -3.43 -3.13
phi2 6.22 4.75 4.07
phi3 8.43 6.49 5.47
```

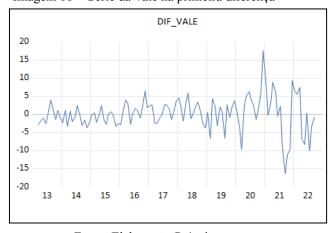
Partindo da observação do teste ADF de raiz unitária acima, foi comprovada a existência de tendência estocástica na série após a remoção da sazonalidade, uma vez que a hipótese nula de existência de raiz unitária não pode ser rejeitada, já que a estatística T observada de -3,1583 está fora da região crítica a 5% de significância, delimitada pelo T crítico de -3,43.

Imagem 15 - Teste ADF para a série das ações da Vale com tendência e intercepto

Null Hypothesis: VALE has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)					
			t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic -2.756179 0 Test critical values: 1% level -4.040532 5% level -3.449716 10% level -3.150127				0.2167	
*MacKinnon (1996) one-	sided p-value	S.			
Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(VALE) Method: Least Squares Date: 11/27/22 Time: 21:05 Sample (adjusted): 2013M04 2022M09 Included observations: 114 after adjustments					
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.	
VALE(-1) D(VALE(-1)) C @TREND("2013M01")	-0.069566 0.456094 0.612001 0.045585	0.025240 0.083558 0.801219 0.019415	-2.756179 5.458402 0.763837 2.347994	0.0068 0.0000 0.4466 0.0207	
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood F-statistic Prob(F-statistic)	0.240137 0.219413 3.995942 1756.431 -317.6449 11.58762 0.000001	3 S.D. dependent var 4.52 2 Akaike info criterion 5.64 1 Schwarz criterion 5.73 3 Hannan-Quinn criter 5.68 2 Durbin-Watson stat 1.92		0.282734 4.522812 5.642893 5.738900 5.681857 1.922553	

Diante da imagem 15, nota-se que a série das ações da Vale apresentam raízes unitárias, portanto, tendência estocástica. Por isso, realizou-se a primeira diferença da série, retirando, por conseguinte, a tendência estocástica para que consigamos analisá-la.

Imagem 16 - Série da Vale na primeira diferença



Fonte: Elaboração Própria

2022

Imagem 17 - Gráfico do Correlograma da Primeira Diferença da Vale

Date: 11/27/22 Time: 21:02 Sample (adjusted): 2013M03 2022M09 Included observations: 115 after adjustments						
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
· =	· =	1			22.011	0.000
ו יון י	' - '	2	0.082	-0.128	22.816	0.000
1 (1	1 1 1	3	-0.028	-0.015	22.907	0.000
<u></u> '	<u> </u>	4	-0.210	-0.225	28.262	0.000
' ['	ו 🗐 י	5			29.868	0.000
1 1 1	1 j i 1	6	0.016			0.000
ן יום י	1 j i 1	7	0.067			0.000
וום יום י	1 1	8	0.089	-0.006	31.450	0.000
' ['	□ '			-0.206		0.000
'(I'	' D'	10		0.145		0.000
ון יון י	1 j i 1	11		0.053		
	1 1 1	12	0.027			
') '	' [13		-0.074	33.702	0.001
1 1	1 1				33.710	
'¶'	1 [1	l .		-0.042		0.003
= '	□ '			-0.185		0.001
' = '	' P'	17			42.528	
- 111	1 (1)	18		-0.036		0.001
1 1	1 [1			-0.047		0.001
ון יוןי	1 1 1			0.012		
1 1	' [] '				42.871	0.003
'¶'	' ['				44.264	0.003
q '	" '	l .			48.058	
' " '	יון י		-0.111			0.001
1 1	' [] '			-0.079		0.002
1 1	1 1	26		-0.014		0.003
' '	יוןי	27		0.044		0.005
יון י	' ['	28		-0.029		0.006
' ['	1 1			0.006		
1 1	1 [1	30	0.004			0.011
יון י	יוםי	31	0.037		50.582	0.015
יון י	' ['	32		-0.040		0.017
יוםי	יום י	33	0.077			0.018
' 	' ['			-0.036		0.024
' 	' 	35			55.415	
, p,	' □ '	36	0.076	-0.111	56.392	0.016

A FAC e a FACP da diferença do preço da ação da Vale aparentemente não têm um comportamento conclusivo. Assim, tomou-se liberdade interpretativa sobre o correlograma e testou-se algumas hipóteses de modelos. Nesse processo de seleção, optou-se pelo modelo final da **primeira diferença da Vale em MA(1) acrescida da primeira diferença do ferro dessazonalizado**. A seguir, as saídas dos modelos testados e, ao fim, a saída do modelo final (imagem 20):

Imagem 18 - MA(1) da Primeira diferença da Vale com intercepto

Dependent Variable: DIF_VALE

Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)

Date: 11/27/22 Time: 21:09 Sample: 2013M03 2022M09 Included observations: 115

Convergence achieved after 14 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C MA(1) SIGMASQ	0.235849 0.496009 16.05611	0.574475 0.071955 1.442196	0.410547 6.893371 11.13310	0.6822 0.0000 0.0000
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood F-statistic Prob(F-statistic)	0.204748 0.190547 4.060318 1846.453 -322.9443 14.41796 0.000003	Mean depend S.D. depende Akaike info cri Schwarz criter Hannan-Quin Durbin-Watso	nt var terion ion n criter.	0.254651 4.512990 5.668596 5.740203 5.697661 1.970745
Inverted MA Roots	50			

Fonte: Elaboração Própria

2022

Visto que o intercepto não é relevante, ele foi retirado, sendo a imagem 19 a seguir a que representa o modelo utilizando apenas a primeira diferença da Vale, agora sem o intercepto:

Imagem 19 - MA(1) da Primeira diferença da Vale sem intercepto

Dependent Variable: DIF_VALE

Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)

Date: 11/27/22 Time: 21:09 Sample: 2013M03 2022M09 Included observations: 115

Convergence achieved after 14 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(1) SIGMASQ	0.497205 16.08086	0.070196 1.441791	7.083046 11.15340	0.0000 0.0000
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood Durbin-Watson stat	0.203522 0.196474 4.045427 1849.299 -323.0336 1.969914	Mean depend S.D. depende Akaike info cri Schwarz criter Hannan-Quin	nt var terion ion	0.254651 4.512990 5.652759 5.700497 5.672135
Inverted MA Roots	50			

Fonte: Elaboração Própria

2022

Por fim, acrescentou-se ao modelo a primeira diferença do ferro dessazonalizado, encontrando o modelo final a seguir. Observe que o correlograma dos resíduos do modelo final apresentou valores dentro do intervalo de confiança a uma significância de 5%, classificando os erros como ruído branco.

Imagem 20 - MA(1) da Primeira diferença da Vale + Primeira Diferença do ferro dessazonalizado

Dependent Variable: DIF VALE Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH) Date: 11/27/22 Time: 21:10 Sample: 2013M03 2022M09 Included observations: 115 Convergence achieved after 18 iterations Coefficient covariance computed using outer product of gradients Variable Coefficient Std. Error t-Statistic Prob. DIF_FERRO 0.255060 0.027371 9.318733 0.0000 MA(1) 0.492177 0.067309 7.312212 0.0000 SIGMASQ 9.713285 0.887828 10.94050 0.0000 R-squared 0.518905 Mean dependent var 0.254651 Adjusted R-squared 0.510315 S.D. dependent var 4.512990 S.E. of regression 3.158079 Akaike info criterion 5.165958 Sum squared resid 1117.028 Schwarz criterion 5.237565 Log likelihood -294.0426 Hannan-Quinn criter. 5.195022 Durbin-Watson stat 2.102563 Inverted MA Roots - 49

Fonte: Elaboração Própria 2022

Imagem 21 - Resíduo do MA(1) da Primeira diferença da Vale + Primeira Diferença do ferro dessazonalizado

AC 1 -0.058 2 -0.107 3 0.028 4 -0.065		Q-Stat 0.3916	Prob*
2 -0.107 3 0.028		0.3916	
3 0.028	0.111		
	-0.111	1.7533	0.185
4 -0.065	0.015	1.8482	0.397
	-0.075	2.3622	
5 -0.057		2.7595	
		4.0761	0.539
7 -0.049			
		6.8825	
9 -0.220			
10 -0.116			0.099
11 0.099		15.987	
12 0.024		16.062	
	0.076		
	-0.014		
		17.554	
16 -0.149			
17 -0.189			
18 -0.007			
19 0.033		25.647	
20 -0.017			
		25.791	
22 -0.232			
23 0.013			
24 -0.018			
25 0.007		33.685	
26 -0.048			
		34.263	
28 -0.009			
29 0.037		34.496	
		35.102	
		35.548	
32 -0.034			
33 0.084			
33 0.084 34 -0.074			0.146
33 0.084 34 -0.074 35 0.171	0.150	46.105	0.099
	4 -0.074 5 0.171 6 0.141	4 -0.074 -0.132 5 0.171 0.171 6 0.141 0.150	4 -0.074 -0.132 37.778 5 0.171 0.171 42.701

Fonte: Elaboração Própria 2022

H)

Observando o correlograma dos preços da Vale, vemos que o modelo ideal que rege o seu comportamento é um modelo de médias móveis. Sendo assim, o que rege esses preços são choques aleatórios e exógenos, e não eventos previsíveis. Dessa maneira, a eficiência fraca do mercado é comprovada, e é impossível utilizar modelos e análise técnicas para entender como o preço da Vale se comporta, porque ele se comporta na base de eventos aleatórios.

I) https://www.marketindex.com.au/news/iron-ore-prices-to-plunge-to-ususd80-tonne-by-2025-fitch

https://www.fool.com.au/2022/07/19/whats-the-outlook-for-the-iron-ore-price-in-2023/https://www.mining.com/web/iron-ore-price-outlook-clouded-by-global-demand-woes-supply-risks/

<u>Previsão Fitch</u>: Para 2023 essa casa de análise prevê que o preço de 1 tonelada do minério de ferro vai ter uma média por volta dos US \$100 por tonelada ao longo do ano. Essa expectativa do preço se manter em baixa é explicada pelo fato das grandes economias mundiais estarem dando uma desacelerada. Entretanto, Fitch, acredita que pela natureza dos capitalistas de comprarem uma commodity que estaria subvalorizada com fins especulativos, o preço não desceria tanto.

A Fitch acredita que 2022 fechará com uma média de US \$115 por tonelada de ferro, então o minério sofrerá uma queda de 13% no seu preço.

<u>Previsão do Goldman Sachs</u>: Para 2023, o banco também prevê uma queda no preço do ferro, que fecharia o ano que vem com uma média de US \$100 por tonelada. Esse preço será menor do que a média prevista pelo banco para 2022 (US \$103 por T).

<u>Previsão JP Morgan</u>: O banco prevê que o preço do minério de ferro fechará o ano de 2023 com uma média de US \$94 por tonelada. Esse preço será menor do que a média prevista pelo banco para 2022 (US \$120 por T).

Para os dois bancos, o argumento de queda do preço gira em torno da queda de demanda advinda de uma desaceleração do mercado de construção chinês. Importando 4,8% a menos de ferro em 2022 do que em 2021, a principal consumidora de ferro do planeta tem visto seu mercado de construção desacelerar devido a surtos de covid-19 e defaults em dívidas de empresas de construção. A resolução dos surtos combinada com uma nova política de crédito para empresas, vai gerar um ambiente estável, que não deixará com que o preço caia de mais. Ainda assim, nenhum dos dois bancos acredita que esses efeitos positivos serão o suficiente para compensar a futura queda nos preços, apesar de que irão amortece-la.

J)
Esses cenários foram montados a partir dos dados fornecidos pelas casas de análise.

<u>Cenário Otimista</u> para o preço de fechamento do ano de 2022: US \$120 <u>Cenário Moderado</u> para o preço de fechamento do ano de 2022: US \$115 <u>Cenário Pessimista</u> para o preço de fechamento do ano de 2022: US \$103

K)

Imagem 22 - Previsão para primeira diferença da vale

2022M10	-0.941607
2022M11	0.000000
2022M12	0.000000

Fonte: Elaboração Própria 2022

Na tentativa de estimar o futuro preço da Vale, foi estimado primeiramente o preço futuro da diferença da empresa sem a componente do ferro, apenas como um MA(1) sem intercepto, dado que essa é a série que a rege.

$$\Delta Vale_{T+1} = \theta_1 * \epsilon_T + \epsilon_{T+1}$$

O choque em T+1 é, evidentemente, igual a zero, enquanto o choque em T foi de 1,894. O θ_1 desse modelo é equivalente a 0,4972. Sendo o forecast da diferença da Vale como dado dessa maneira igual a -0,9416 como referenciado pela imagem 23.

A essa equação, todavia, adicionamos a diferença futura esperada do ferro dessazonalizado. Sendo que o ferro em T teve um valor equivalente a 96,0446, podemos usar os 3 cenários construídos anteriormente para estimar o valor da diferença esperada:

Otimista - Diferença Esperada do Ferro: 23,9554 Moderado - Diferença Esperada do Ferro: 18,9554 Pessimista - Diferença Esperada do Ferro: 6,9554

Assim, o valor futuro da vale fica sendo dado por:

$$\Delta Vale_{_{T+1}} \; = \; \theta_{_{1}} * \epsilon_{_{T}} \; + \phi_{_{1}} * \; \Delta Ferro_{_{T+1}}^{sa} \; + \; \epsilon_{_{T+1}}$$

Como o choque futuro é zero, e temos o θ_1 e o ϕ_1 dos modelos já estimados, além das 3 possíveis diferenças futuras do ferro, e o choque em T, temos que a equação será dada por:

$$Vale_{T+1} = Vale_{T} + 0,4922 * 1,894 + 0,2551 * \Delta Ferro_{T+1}$$

O valor da Vale em T é de 67,5859. Logo:

$$Vale_{T+1} = 68,5181 + 0,2551 * \Delta Ferro_{T+1}$$

Assim, podemos substituir a diferença esperada do ferro pelos nossos três possíveis valores de diferentes cenários, e obtemos três cenários para os preços futuros da vale:

Otimista - 74,63 Moderado - 73,35 Pessimista - 70,29

Como pode ser visto, até no cenário mais pessimista, o preço da Vale ainda cresce no futuro. Sendo assim, a principal recomendação a ser dada é que se compre ações da Vale agora para esperar que elas apreciem e lucrar com o ganho de capital.

Ainda assim, são necessárias muitas ressalvas ao se dar uma recomendação como essa. Primeiramente porque, ainda na teoria, a ideia de que se é possível prever os preços de uma determinada ação é impossível. Segundo porque, na prática, o modelo construído não é nada suficiente para prever valores futuros de algo tão complexo como o preço de uma ação. Seriam necessários ainda muitos mais componentes. E em terceiro, por fim, é impossível prever quais serão os choques futuros que afetarão o preço da ação. Toda a análise aqui feita necessita da suposição de que o choque futuro será zero, mas isso não é nem um pouco verdade. Sendo assim, é necessário extrema cautela ao se confiar em um modelo de análise técnica para investir em renda variada.