

# **Análise de séries temporais**

**Disciplina: Métodos Estatísticos de Previsão**

Rafael Sebastião Arocho e Márcio Antonio Vieira

23/11/2025

# 1 Visão Geral dos Dados

Para esta análise, utilizamos o dataset *House Property Sales Time Series*.

- **Fonte dos dados:** [Kaggle](#).
- **Período:** 2007 a 2019
- **Frequência:** Trimestral ( $n = 347$  observações)
- **Variável Resposta ( $Y_t$ ):**
  - $MA$ : Preço (\$) mediano de casas e unidades habitacionais

Tabela 1

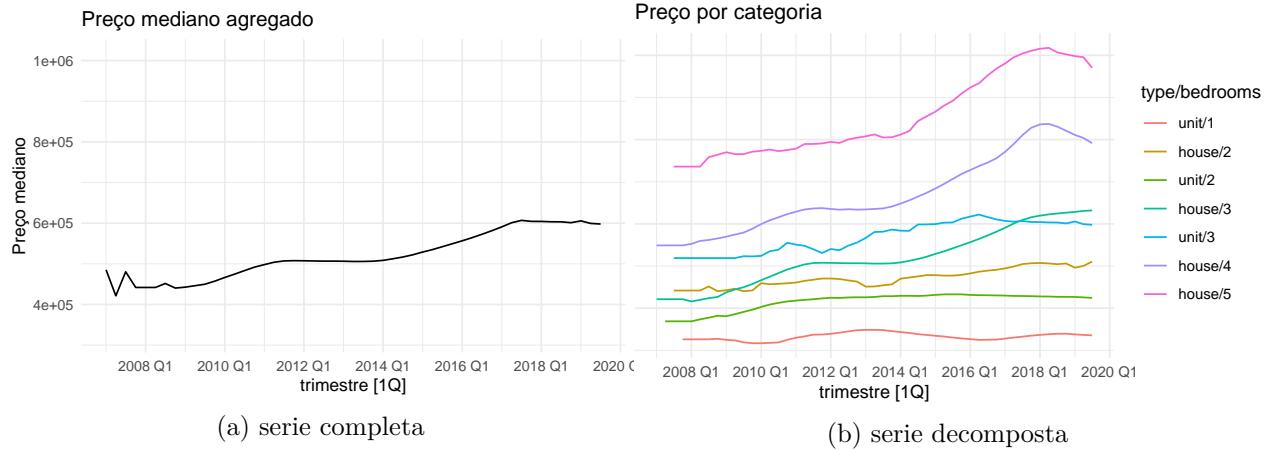
(a) sumário dos dados

Characteristic	N	Overall N = 347	house N = 200	unit N = 147
MA	347	507,744 (427,623, 628,423)	584,932 (484,806, 771,248)	425,922 (339,125, 535,063)
bedrooms	347			
1		48 (14%)	0 (0%)	48 (33%)
2		99 (29%)	49 (25%)	50 (34%)
3		100 (29%)	51 (26%)	49 (33%)
4		51 (15%)	51 (26%)	0 (0%)
5		49 (14%)	49 (25%)	0 (0%)

<sup>1</sup> Median (Q1, Q3); n (%)

## 2 Visualização da Série

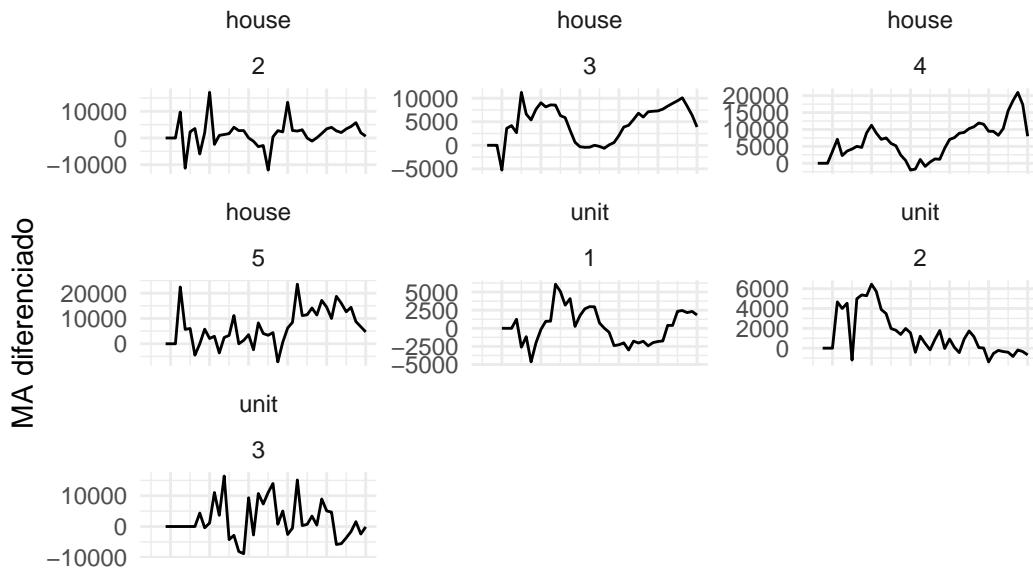
Figura 1: Distribuições dos dados



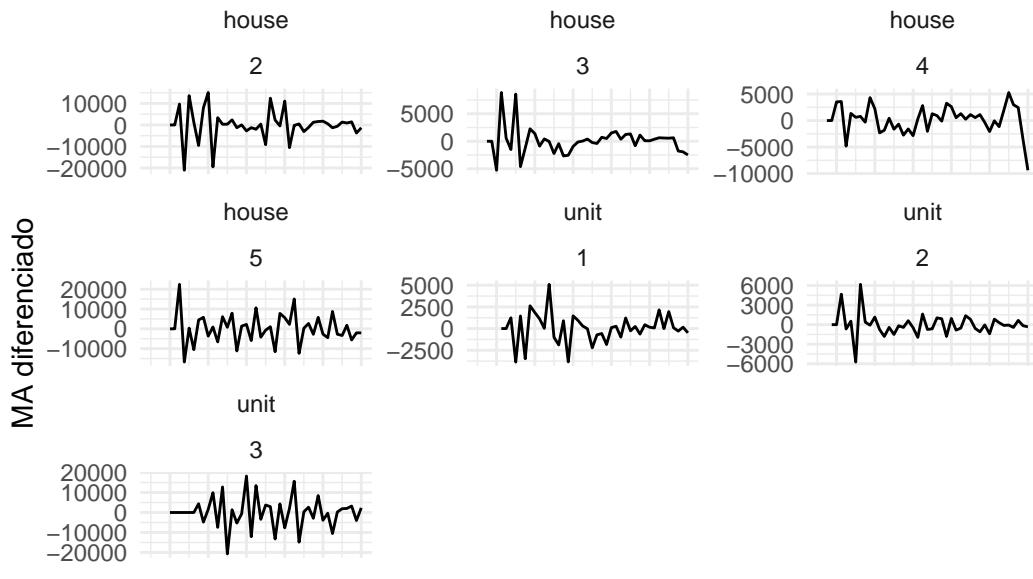
Observamos que será necessário separar as series em tipo de moradia e número de quartos para simplificar o ajuste.

Parece haver tendência em praticamente todas as séries decompostas. Portanto, vamos utilizar diferenciação de nível um e dois para ter outro olhar sobre as séries.

Figura 2: comportamentos diferenciados  
Diferenciação com  $d = 1$



Diferenciação com  $d = 2$



Observando as séries com as diferenciações aplicadas vamos seguir a análise com os preços das **casas de 5 quartos**.

### 3 Ajuste de modelos

#### 3.1 Modelos ARIMA

Vamos observar o ACF e o PACF para os dados filtrados com o critério anterior (casas de 5 quartos). Verificaremos tanto para a série não diferenciada quanto diferenciada para um e dois retardos.

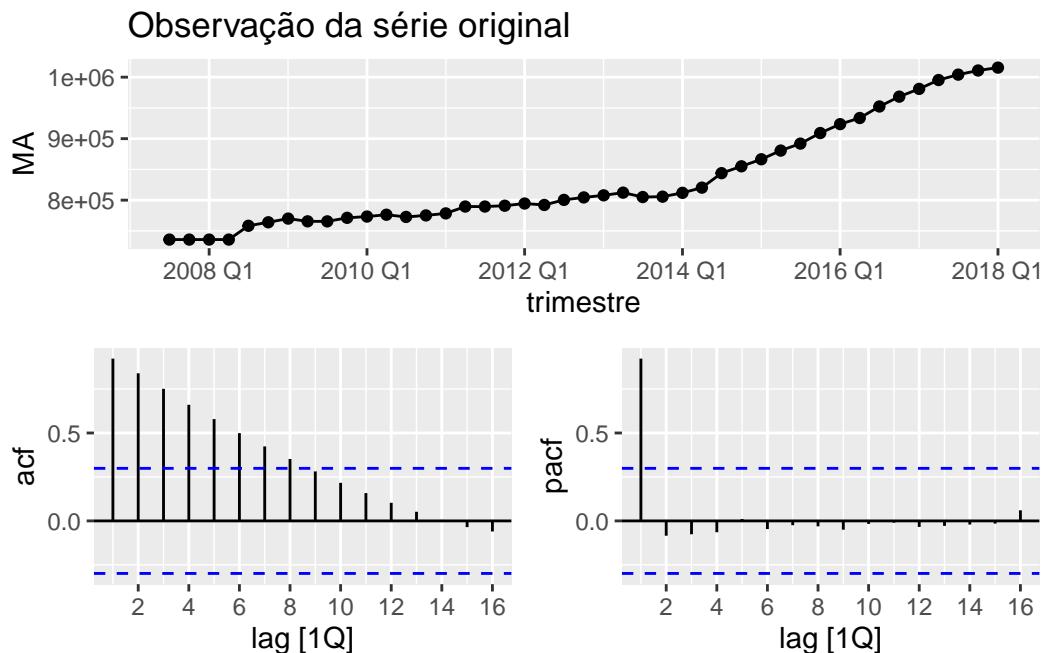


Figura 3: Serie original

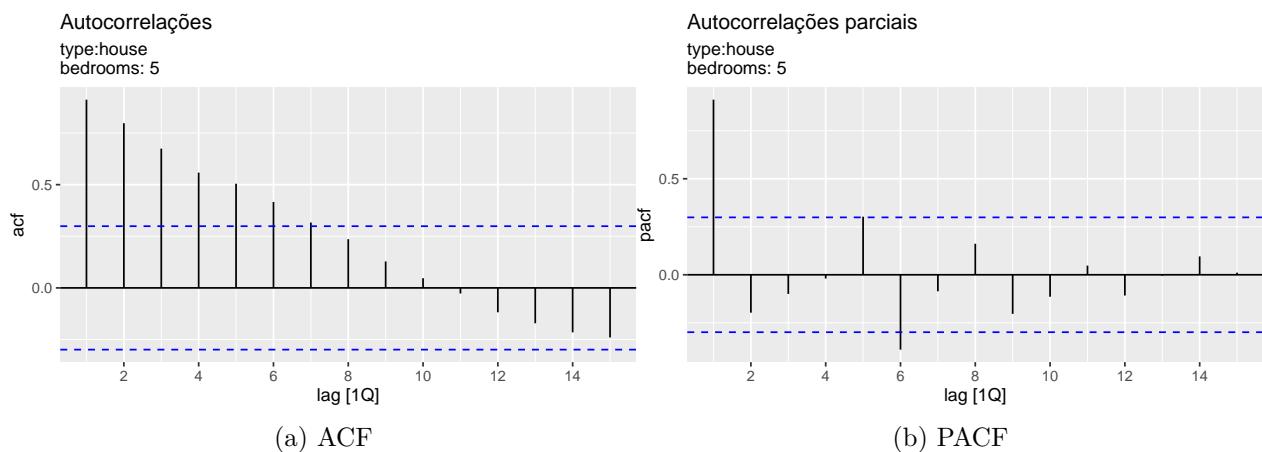


Figura 4: primeira diferenciação

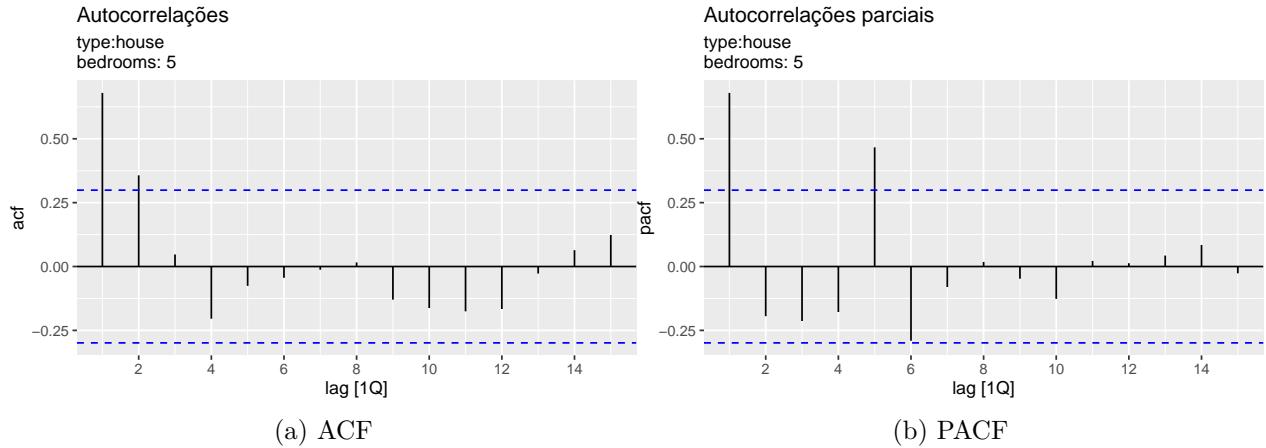


Figura 5: segunda diferenciação

Parece haver um comportamento de ondas senóides no gráfico de ACF e um comportamento irregular no PACF que pode indicar sazonalidade. Vamos ajustar de início um modelo ARIMA(2, 1, 0). Após o ajuste inicial faremos a sobrefixação dos modelos para identificar o melhor modelo através da avaliação das métricas de AIC

### 3.1.1 Ajustes sequenciais

Tabela 2: Estimativas dos modelos não sazonais (Parte 1)

(a) ARIMA(2,1,0)						
type	bedrooms	term	estimate	std.error	statistic	p.value
house	5	ar1	0.36	0.15	2.40	0.02
house	5	ar2	0.22	0.15	1.45	0.15
house	5	constant	2,706.81	907.04	2.98	0.00
(b) ARIMA(1,1,0)						
type	bedrooms	term	estimate	std.error	statistic	p.value
house	5	ar1	0.45	0.14	3.34	0.00
house	5	constant	3,544.18	948.83	3.74	0.00
(c) ARIMA(1,1,1)						
type	bedrooms	term	estimate	std.error	statistic	p.value
house	5	ar1	0.81	0.19	4.30	0.00
house	5	ma1	-0.49	0.31	-1.56	0.13
house	5	constant	1,191.68	452.11	2.64	0.01
(d) ARIMA(1,2,0)						
type	bedrooms	term	estimate	std.error	statistic	p.value
house	5	ar1	-0.42	0.14	-3.07	0.00

Tabela 3: Estimativas dos modelos complexos e sazonais (Parte 2)

(a) ARIMA(2,2,0)						
type	bedrooms	term	estimate	std.error	statistic	p.value
house	5	ar1	-0.49	0.15	-3.17	0.00
house	5	ar2	-0.14	0.15	-0.90	0.37
(b) Sazonal ARIMA(0,2,1)(0,0,1)[4]						
type	bedrooms	term	estimate	std.error	statistic	p.value
house	5	ma1	-0.45	0.15	-2.91	0.01
house	5	sma1	-0.76	0.22	-3.49	0.00
(c) Sazonal ARIMA(1,2,1)(0,0,1)[4]						
type	bedrooms	term	estimate	std.error	statistic	p.value
house	5	ar1	0.00	0.30	0.00	1.00
house	5	ma1	-0.45	0.28	-1.62	0.11
house	5	sma1	-0.76	0.22	-3.41	0.00

Podemos, também, analisar os modelos com base no AIC:

Tabela 4: Comparaçāo de valores de AIC

.model	AIC
ARIMA(0,2,1)(0,0,1)[4]	832.9159
ARIMA(1,2,1)(0,0,1)[4]	834.9159
ARIMA(1,2,0)	842.2771
ARIMA(2,2,0)	843.4800
ARIMA(2,1,0)	859.7227
ARIMA(1,1,1)	859.7261
ARIMA(1,1,0)	859.7691

### 3.1.2 Análise de resíduos

Ajustados os modelos daremos sequência na análise com o modelo ARIMA(0,2,1)(0,0,1)[4] por ter apresentado significância nos parâmetros e o menor dos valores de AIC.

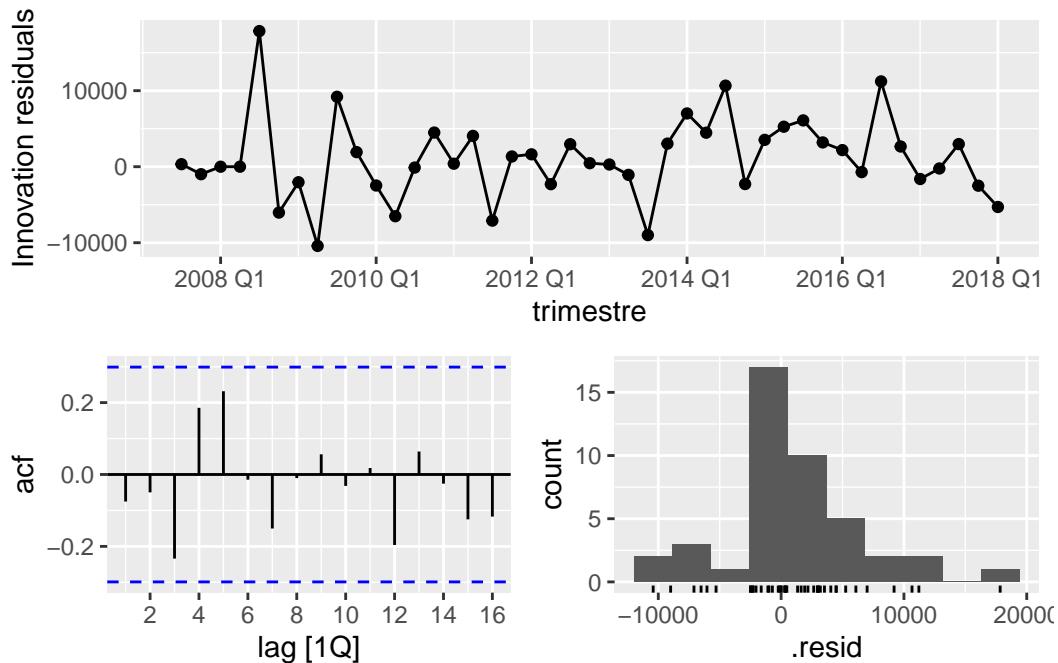


Figura 6: Analise de resíduos do modelo ARIMA

Tabela 5: Testes de residuos

(a) Teste de Shapiro Wilk para normalidade dos residuos

statistic	p.value	method
0.9636118	0.1877009	Shapiro-Wilk normality test

(b) Teste de Box-Pierce para normalidade dos residuos

statistic	p.value	parameter	method
9.326706	0.6748011	12	Box-Pierce test

Os testes nos mostram que os residuos apresentam normalidade e o teste de box-pierce não rejeita a hipótese de independencia, o que é um indicador que o ajuste está adequado.

### 3.1.3 Previsão

Vamos utilizar o modelo escolhido para fazer uma previsão 6 passos a frente

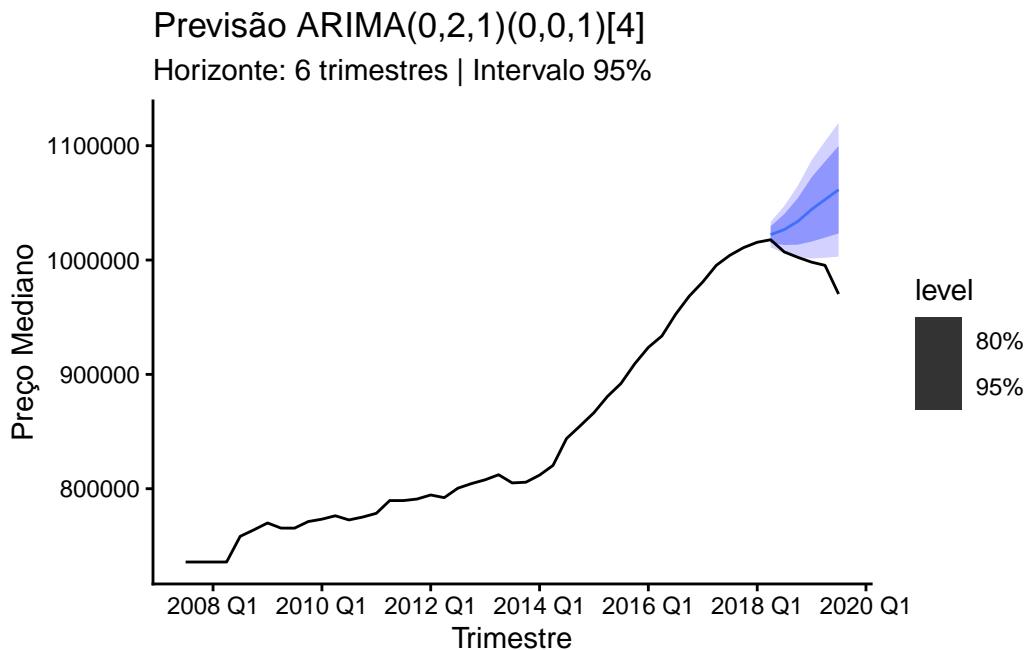


Figura 7: previsão 6 passos a frente

Observamos que a previsão manteve a tendência que é apresentada durante o tempo de treinamento, mas acaba errando os valores reais pois no fim da série existe uma mudança brusca de comportamento que não foi ajustada no modelo.

### 3.2 Modelo de alisamento exponencial

Seguindo a mesma lógica dos ajustes anteriores faremos o ajuste de modelo de alisamento exponencial. Utilizaremos alisamento exponencial de Holt-Winters aditivo por haver tendência e sazonalidade constante na série.

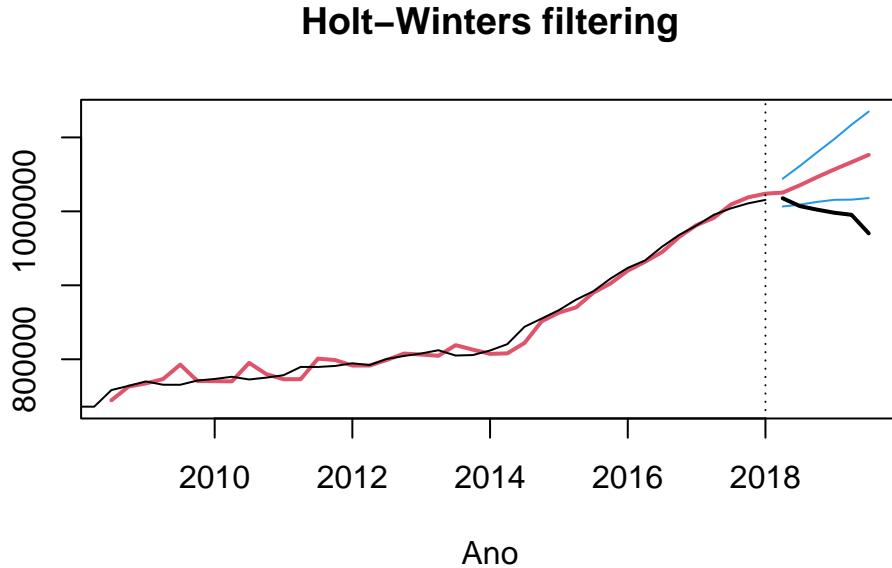


Figura 8: Previsão ajuste de Holt-Winters aditivo

Observamos a mesma dificuldade de acertar a previsão devido a queda abrupta dos preços no fim do período.

## 4 Comparação dos modelos

Vamos comparar os dois modelos em relação ao erro quadrático médio:

Previsões Pontuais HW:

	Qtr1	Qtr2	Qtr3	Qtr4
2018		1025381	1035293	1046315
2019	1056702	1066553	1076466	

Previsões Pontuais ARIMA:

```
[1] 1022220 1026582 1033842 1044259 1052874 1061490
```

Valores Reais (Base de Teste):

```
[1] 1017752 1007114 1002323 998136 995363 970268
```

Erro Quadrático Médio (MSE) para os 6 passos HW:

```
[1] 3760607450
```

Erro Quadrático Médio (MSE) para os 6 passos ARIMA:

```
[1] 2524795264
```

Observamos um EQM menor no ajuste com o modelo ARIMA, então podemos concluir que se trata do melhor modelo para ajustar a série de preços medianos de casas com 5 quartos.

## 5 Conclusão

Escolhemos uma das séries decompostas para realizar o processo de ajustes de séries temporais devido à dificuldade de ajuste na série inteira ou com diversas séries diferentes. A sobrefixação dos modelos ARIMA nos permitiu identificar o melhor modelo, um ARIMA com duas diferenciações, uma componente de média móvel simples e outra sazonal ( $ARIMA(0,2,1)(0,0,1)[4]$ ), que não havíamos identificado de ínicio através da análise de ACF e PACF. O modelo se mostrou bem ajustado em relação as suposições de normalidade dos resíduos e independência. Ajustamos, também, um modelo de alisamento exponencial de Holt-Winters, mas ao compara-lo com o modelo ARIMA verificamos um erro quadrático médio maior. As previsões 6 passos a frente se mostraram ruins devido à um fenômeno de decrescimento repentino no fim da série, esse comportamento não incluído no treinamento do modelo faz com que nossa previsão siga a tendência anterior de crescimento e desvie de forma significante dos resultados reais.