Análise de Preço dos Imóveis

Kauã Dias

Introdução

Neste arquivo vamos:

- 1- Importar a base de dados que raspamos;
- 2- Breve análise exploratória dos dados;
- 3- Ajustar um modelo que prevê o preço final do imóvel baseado nas variáveis disponíveis.

Objetivo

Este documento realiza a **análise e modelagem** dos dados de imóveis utilizados na análise de preços.

Código

Instalando e Carregando os Pacotes necessários

```
## INSTALANDO E CARREGANDO OS PACOTES NECESSÁRIOS

if (!require(tidyverse)) install.packages('tidyverse')
```

```
Carregando pacotes exigidos: tidyverse

Warning: package 'tidyverse' was built under R version 4.3.3

Warning: package 'ggplot2' was built under R version 4.3.3

Warning: package 'purrr' was built under R version 4.3.3

Warning: package 'stringr' was built under R version 4.3.3
```

Warning: package 'forcats' was built under R version 4.3.3 Warning: package 'lubridate' was built under R version 4.3.3 -- Attaching core tidyverse packages ----- tidyverse 2.0.0 -v dplyr 1.1.42.1.4 v readr v forcats 1.0.0 v stringr 1.5.1 v ggplot2 3.5.0 v tibble 3.2.1 v lubridate 1.9.4 v tidyr 1.3.0 1.0.2 v purrr -- Conflicts ----- tidyverse_conflicts() -x dplyr::filter() masks stats::filter() x dplyr::lag() masks stats::lag() i Use the conflicted package (http://conflicted.r-lib.org/) to force all conflicts to become er if (!require(ggplot2)) install.packages('ggplot2') if (!require(ggthemes)) install.packages('ggthemes') Carregando pacotes exigidos: ggthemes Warning: package 'ggthemes' was built under R version 4.3.3 if (!require(viridis)) install.packages('viridis') Carregando pacotes exigidos: viridis Warning: package 'viridis' was built under R version 4.3.3 Carregando pacotes exigidos: viridisLite if (!require(caret)) install.packages('caret') Carregando pacotes exigidos: caret Warning: package 'caret' was built under R version 4.3.3 Carregando pacotes exigidos: lattice Attaching package: 'caret'

The following object is masked from 'package:purrr':

lift

```
if (!require(usethis)) install.packages('usethis')
```

Carregando pacotes exigidos: usethis

Warning: package 'usethis' was built under R version 4.3.3

```
library(tidyverse)
library(ggplot2)
library(ggthemes)
library(viridis)
library(caret)
library(usethis)
```

```
## IMPORTANDO O DADO E FAZENDO O TRATAMENTO FINAL

dados <- read.csv2('data/dados_raspados.csv', fileEncoding = 'ISO-8859-1')

dados$X <- c()

dados$vagas_garagem[is.na(dados$vagas_garagem)] <- 0

dados <- dados |>
  filter(cidade != 'Guarapari' & cidade != 'Linhares' & cidade != 'Santa Teresa')

head(dados,5)
```

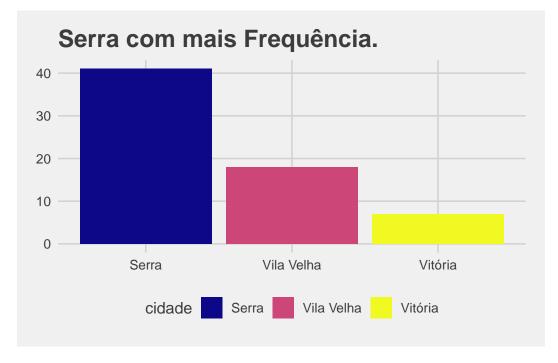
preco cidade quartos banheiros vagas_garagem metros_quadrados

1 220000	Serra	2	1	1	60
2 184000	Serra	2	1	1	45
3 870000	Serra	3	3	2	175
4 635000	Serra	3	3	3	100
5 340000	Serra	2	1	0	84

Análise Exploratória

```
## ANALISANDO AS CIDADES QUE CONSTAM NA BASE DE DADOS

dados |>
    ggplot(aes(x = fct_infreq(cidade), fill = cidade)) +
    geom_bar() +
    scale_fill_viridis_d(option = 'C') +
    theme_fivethirtyeight() +
    ggtitle('Serra com mais Frequência.') +
    xlab('Cidades')
```



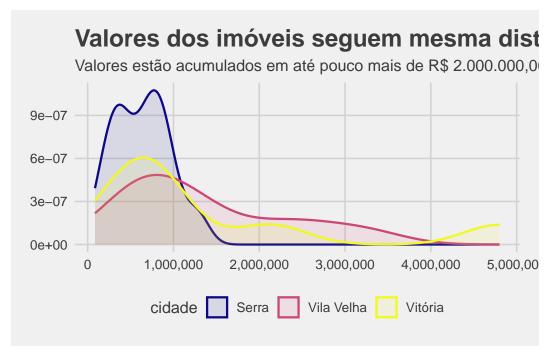
ggsave('figuras/freq_cidade.png')

Saving 5.5×3.5 in image

Talvez isso dê pois de acordo com o Ministério da Economia, que divulgou o Índice de Concorrência dos Municípios (ICM) referente ao ano de 2022, a Serra consta com a melhor avaliação do Espírito Santo.

```
## VAMOS ANALISAR O VALOR DO IMÓVEL POR CIDADE

dados |>
    ggplot(aes(x = preco, fill = cidade, color = cidade)) +
    geom_density(alpha = .1, linewidth = .8) +
    scale_fill_viridis_d(option = 'C') +
    scale_color_viridis_d(option = 'C') +
    theme_fivethirtyeight() +
    scale_x_continuous(labels = scales::comma) +
    labs(
        title = 'Valores dos imóveis seguem mesma distribuição.',
        subtitle = 'Valores estão acumulados em até pouco mais de R$ 2.000.000,00',
    )
```



ggsave('figuras/dist_imov.png')

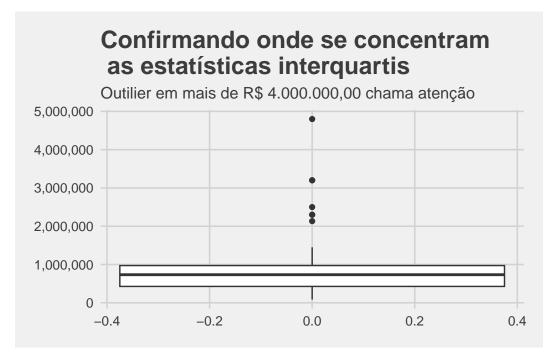
Saving 5.5 x 3.5 in image

A cidade de Vitória apresenta uma distribuição de preços bimodal, com picos de densidade em torno de R\$ 500 mil e acima de R\$ 2 milhões, sugerindo a coexistência de segmentos imobiliários

distintos. Isso pode indicar a presença de desigualdade social dentro do município, refletida na diversidade de valores de imóveis. Por outro lado, cidades como Serra exibem uma distribuição mais uniforme, com preços mais concentrados em uma faixa intermediária, o que sugere maior homogeneidade no mercado imobiliário local. Assim como a cidade de Vila Velha é de certa forma mais uniforme porém com valores mais altos, indicando mais concentração de imóveis de luxo.

```
## ANALISANDO A DISTRIBUIÇÃO DOS PREÇOS DOS IMÓVEIS

dados |>
    ggplot(aes(y = preco)) +
    geom_boxplot() +
    scale_y_continuous(labels = scales::comma) +
    labs(
        title = 'Confirmando onde se concentram\n as estatísticas interquartis',
        subtitle = 'Outilier em mais de R$ 4.000.000,00 chama atenção'
    ) +
    theme_fivethirtyeight()
```



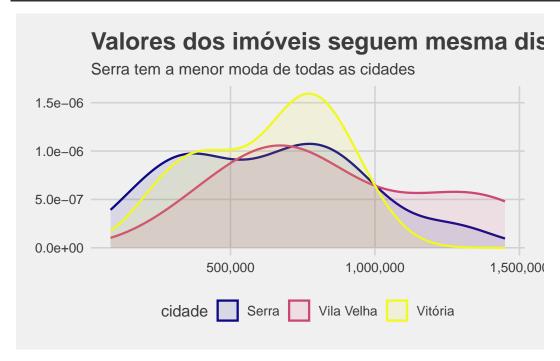
ggsave('figuras/boxplot_preco.png')

Saving 5.5 x 3.5 in image

Como visto, os valores se concentram em R\$ 1.000.000,00 para baixo, com alguns outliers, um deles, chama atenção por passar de R\$ 4.000.000,00.

Para melhor entendimento, vamos dar um zoom no gráfico de densidade

```
dados |>
  filter(preco <= 2000000) |>
  ggplot(aes(x = preco, fill = cidade, color = cidade)) +
  geom_density(alpha = .1, linewidth = .8) +
  scale_fill_viridis_d(option = 'C') +
  scale_color_viridis_d(option = 'C') +
  theme_fivethirtyeight() +
  scale_x_continuous(labels = scales::comma) +
  labs(
    title = 'Valores dos imóveis seguem mesma distribuição.',
    subtitle = 'Serra tem a menor moda de todas as cidades'
  )
```



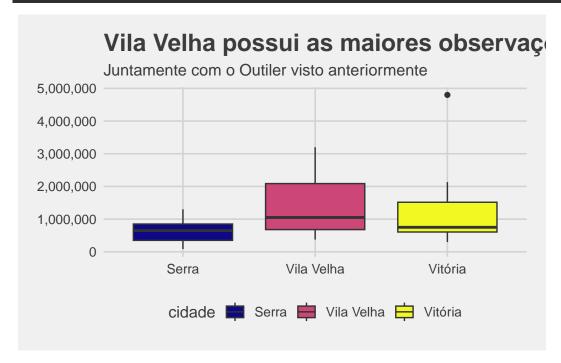
ggsave('figuras/dist_zoom.png')

Saving 5.5×3.5 in image

A distribuição de Vitória se parece muito com a de Serra, só que um pouco para direita, indicando que sua moda é maior, assim como Vila Velha é maior que Vitória, porém Vitória tem picos de densidade acumulada em valores mais altos.

```
## VAMOS ANALISAR A DISTRIBUIÇÃO DOS PRECOS POR CIDADE

dados |>
    ggplot(aes(x= cidade, y = preco, fill = cidade)) +
    geom_boxplot() +
    scale_y_continuous(labels = scales::comma) +
    theme_fivethirtyeight() +
    scale_fill_viridis_d(option = 'C') +
    labs(
        title = 'Vila Velha possui as maiores observações',
        subtitle = 'Juntamente com o Outiler visto anteriormente'
    )
```



ggsave('figuras/boxplot_cidades.png')

Saving 5.5 x 3.5 in image

O boxplot mostra que Vila Velha possui os imóveis com maior valor. Vitória, embora com valores altos, tem uma distribuição mais dispersa, e a cidade da Serra aparece como intermediária, com presença de imóveis de menor padrão.

Analisando a relação entre as variáveis

```
## VAMOS VER A RELAÇÃO DE QUARTO POR PREÇO

dados |>
   group_by(quartos) |>
   summarise(media_preco = mean(preco, na.rm = T)) |>
   ggplot(aes(x = quartos, y = media_preco)) +
   geom_line(linewidth = 1) +
   geom_point(size = 3, color = 'darkblue') +
   scale_y_continuous(labels = scales::comma) +
   labs(
        x = "Número de quartos",
        y = "Preço médio do imóvel",
        title = "Preço médio por número de quartos",
        subtitle = 'Apresenta não linearidade'
   ) +
   theme_fivethirtyeight()
```



ggsave('figuras/quartos.png')

Saving 5.5 x 3.5 in image

Os dados apresentam uma leve contra intuitividade, com quatro quartos tendo a maior média de valor de imóvel.

```
## OBSERVANDO A RELAÇÃO DE BANHEIROS POR PREÇO

dados |>
  group_by(banheiros) |>
  summarise(media_preco = mean(preco, na.rm = T)) |>
  ggplot(aes(x = banheiros, y = media_preco)) +
  geom_line(linewidth = 1) +
  geom_point(size = 3, color = 'darkblue') +
  scale_y_continuous(labels = scales::comma) +
  labs(
    x = "Número de banheiros",
    y = "Preço médio do imóvel",
    title = "Preço médio por número de banheiros",
```





ggsave('figuras/banheiros.png')

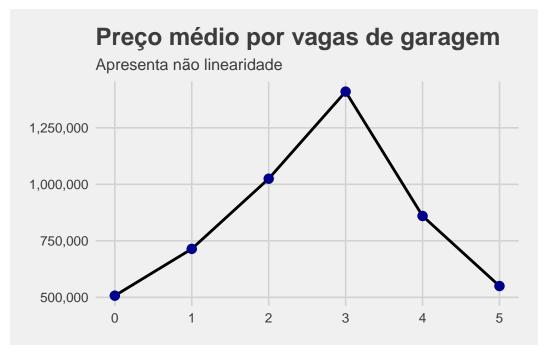
Saving 5.5 x 3.5 in image

Os imóveis seguem a linha de raciocínio comum em que quanto mais banheiro um imóvel tem, maior o seu valor.

```
## OBSERVANDO A RELAÇÃO DE GARAGEM POR PREÇO

dados |>
   group_by(vagas_garagem) |>
   summarise(media_preco = mean(preco, na.rm = T)) |>
   ggplot(aes(x = vagas_garagem, y = media_preco)) +
   geom_line(linewidth = 1) +
   geom_point(size = 3, color = 'darkblue') +
   scale_y_continuous(labels = scales::comma) +
   labs(
```

```
x = "Número de vagas de garagem",
y = "Preço médio do imóvel",
title = "Preço médio por vagas de garagem",
subtitle = 'Apresenta não linearidade'
) +
theme_fivethirtyeight()
```



ggsave('figuras/garagens.png')

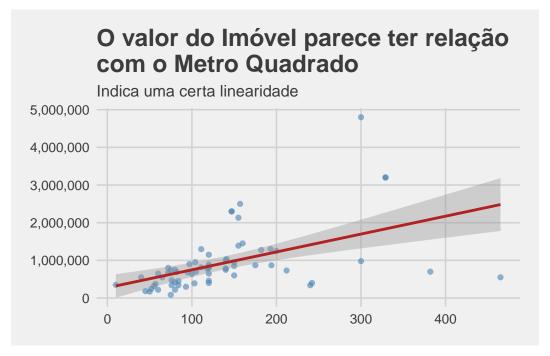
Saving 5.5×3.5 in image

Os imóveis com a maior média de preço possuem até três vagas.

```
## OBSERVANDO A RELAÇÃO DE METRO QUADRADO POR PREÇO

dados |>
    ggplot(aes(x = metros_quadrados, y = preco)) +
    geom_point(alpha = 0.6, color = "steelblue") +
    geom_smooth(method = "lm", formula = y ~ x, color = "firebrick", se = TRUE) +
    scale_y_continuous(labels = scales:::comma) +
    labs(
```

```
title = 'O valor do Imóvel parece ter relação\ncom o Metro Quadrado',
    subtitle = 'Indica uma certa linearidade'
) +
theme_fivethirtyeight()
```



ggsave('figuras/metro_quadrado.png')

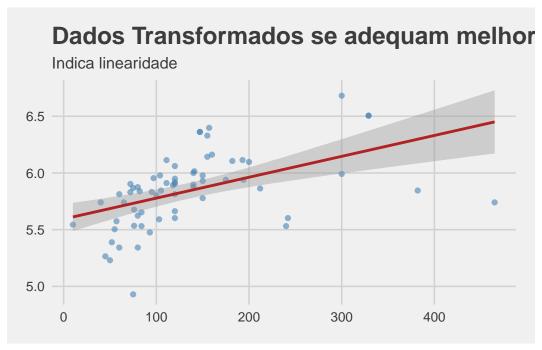
Saving 5.5 x 3.5 in image

Para termos mais assertividade vamos transformar os dados e então montarmos o gráfico novamente.

```
dados$log_preco <- log10(dados$preco)

dados |>
  filter(metros_quadrados < 500) |>
  ggplot(aes(x = metros_quadrados, y = log_preco)) +
  geom_point(alpha = 0.6, color = "steelblue") +
  geom_smooth(method = "lm", formula = y ~ x, color = "firebrick", se = TRUE) +
  labs(
    title = 'Dados Transformados se adequam melhor',
```

```
subtitle = 'Indica linearidade'
) +
theme_fivethirtyeight()
```



ggsave('figuras/log_metro_quadrado.png')

Saving 5.5×3.5 in image

Os dados se adequaram bem melhor e indica uma boa relação de linearidade entre as variáveis.

Vamos tentar ajustar um modelo

Modelo básico

```
modelo <- lm(
  log_preco ~ log(metros_quadrados) + banheiros + cidade + quartos,
  data = dados)

summary(modelo)</pre>
```

Call:

```
lm(formula = log_preco ~ log(metros_quadrados) + banheiros +
    cidade + quartos, data = dados)
```

Residuals:

```
Min 1Q Median 3Q Max -0.56263 -0.11814 0.00454 0.12051 0.32134
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)				
(Intercept)	4.59445	0.19733	23.283	< 2e-16	***			
log(metros_quadrados)	0.13549	0.05436	2.492	0.01547	*			
banheiros	0.07497	0.03012	2.489	0.01561	*			
cidadeVila Velha	0.28700	0.05462	5.255	2.07e-06	***			
cidadeVitória	0.26132	0.08013	3.261	0.00183	**			
quartos	0.11882	0.04734	2.510	0.01479	*			
Girmin								

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1911 on 60 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.6721, Adjusted R-squared: 0.6448 F-statistic: 24.6 on 5 and 60 DF, p-value: 2.193e-13

O modelo se encaixa suficientemente bem, com todas variáveis estatisticamente significativas, uma amplitude de resíduos baixas e R^2 de 64,5%.

Vamos salvar o modelo e um dataframe de teste e passar para a fase de testes.

```
set.seed(123)
dados_teste <- dados[sample(nrow(dados), 100, replace = T), ]
saveRDS(dados_teste, "data/dados_teste.rds")
saveRDS(modelo, 'modelo/modelo.rds')</pre>
```