Análise Multinível dos Fatores Determinantes nos Custos de Saúde: O Impacto do Tabagismo e da Obesidade

Daniel Jacob Tonn*

25 de junho de 2024

Resumo

O custo dos serviços de saúde varia amplamente devido a fatores comportamentais, biológicos e geográficos. Este estudo analisa um conjunto de dados ('*insurance*') contendo essas variáveis para prever os custos médicos individuais ('*charges*'). Utilizando regressão múltipla e modelos multiníveis, investigamos a significância das covariáveis sobre a variável resposta em cada divisão de grupos proposta. A validação dos modelos é feita com R^2, AIC e BIC. Os resultados visam informar decisões, conscientizar sobre os impactos de certos comportamentos e ajudar na criação de planos de saúde mais justos.

Palavras-chave: Custos de Saúde, Modelo Multinível, Modelagem estatística, Análise estratificada.

*EMAp FGV, danieljt.djt@gmail.com

Introdução

O custo dos serviços de saúde é uma preocupação crescente em muitas sociedades modernas. As despesas médicas podem variar amplamente entre indivíduos devido a uma variedade de fatores, como fatores comportamentais, biológicos e até geográficos. Neste trabalho, vamos investigar a influência de idade, sexo, índice de massa corporal (IMC), número de filhos, hábitos de fumo e região geográfica sobre o valor anual médio gasto em serviços médicos. A capacidade de prever os custos médicos individuais é crucial não apenas para as seguradoras de saúde, que precisam estabelecer preços de seguro justos e competitivos, mas também para os formuladores de políticas que buscam entender os determinantes das despesas de saúde e formular intervenções adequadas. É de extrema importância que os órgãos responsáveis pelo sistema de saúde compreendam profundamente os fatores que moldam a saúde da população. Conhecimentos como o impacto negativo do tabagismo e da obesidade na qualidade de vida são essenciais para a elaboração de políticas eficazes e programas de prevenção que promovam uma sociedade mais saudável e consciente.

Este estudo visa explorar o conjunto de dados '*insurance*', usado como recurso didático no livro *Machine Learning With R* (Lantz [2019]) que contém informações sobre características demográficas, hábitos de vida e custos médicos individuais de 1338 estadunidenses que aderiram a planos de saúde. O conjunto de dados inclui as variáveis '*age*', '*sex*', '*bmi*', '*children*', '*smoker*', '*region*' e '*charges*'. A variável dependente '*charges*' representa os custos médicos individuais cobrados pelo seguro de saúde, enquanto as outras variáveis são consideradas como fatores que podem influenciar esse custo.

A análise será conduzida em várias etapas, começando pela exploração descritiva dos dados para compreender melhor as distribuições e possíveis relações entre as variáveis. Em seguida, construiremos diversos modelos estatísticos para quantificar o impacto de cada covariável sobre os custos médicos. Modelos de regressão linear e modelagem multinível serão utilizados. A validação dos modelos será realizada utilizando o coeficiente de determinação (R^2), o AIC (*Akaike Information Criterion*) e o BIC (*Critério de Informação Bayesiano*). Além disso, é feita uma reavaliação do modelo mediante uma proposta de remoção de outliers.

Este estudo tem como objetivos principais responder as perguntas: (1) Quais variáveis têm maior influência sobre os custos médicos individuais? (2) Qual o impacto dessas variáveis? (3) Os dados disponíveis são suficientes pra explicar a variabilidade dos preços de saúde?.

Dessa forma, o presente trabalho se estrutura da seguinte maneira: após a introdução, será abordada a exploração e tratamento dos dados. Posteriormente, uma discussão dos métodos utilizados e a construção modelos, seguido dos resultados obtidos pelos mesmos, terminando com as conclusões obtidas.

1 Tratamento e Exploração dos dados

Nesta seção, detalhamos o tratamento e a exploração inicial dos dados. O objetivo é entender melhor as distribuições e relações entre as variáveis para informar a modelagem subsequente.

1.1 Descrição das Covariáveis

A tabela abaixo descreve cada preditor presente no conjunto de dados, incluindo seu nome, uma breve descrição, se é uma variável descritiva ou quantitativa, e seu domínio.

Covariável	**Descrição**	**Tipo**	**Domínio**
age	Idade do indivíduo	Q	Inteiros positivos (18 a 64 anos)
sex	Sexo do indivíduo	D	'male', 'female'
bmi	Índice de Massa Corporal (IMC)	Q	Reais positivos (16 a 53)
children	Número de filhos/dependentes	Q	Inteiros não negativos (0 a 5)
smoker	Se o indivíduo é fumante	D	'yes', 'no'
region	Região geográfica	D	'northeast', 'northwest' 'southeast', 'southwest'
charges	Custos médicos individuais	Q	Reais positivos

Tabela 1: Descrição das Covariáveis

1.2 Tratamento pré exploração dos dados

As variáveis categóricas no conjunto de dados, como *sex*, *smoker* e *region*, precisam ser transformadas em um formato que possa ser utilizado em modelos de regressão. Isso é feito através da codificação dessas variáveis em variáveis dummy (indicadoras).

- **Sexo (sex):** Esta variável possui duas categorias: '*male*' e '*female*'. Após a codificação, ela é transformada em uma variável *dummy* chamada *'sex_male'*, onde '*male*' é representado por 1 e '*female*' por 0.
- **Fumante (*smoker*):** Esta variável possui duas categorias: '*yes*' e '*no*'. Após a codificação, ela é transformada em uma variável *dummy* chamada *smoker_yes*, onde '*yes*' é representado por 1 e '*no*' por 0.
- **Região (region):** Esta variável possui quatro categorias: '*northeast*', '*northwest*', '*southeast*' e '*southwest*'. Após a codificação, ela é transformada em quatro variáveis dummy: *'northeast'*, *'northwest'*, *'southeast'*, e *'southwest'*, onde 1 indica a presença na categoria e 0 indicando sua ausência.

Este processo de transformação é necessário para permitir que os modelos de regressão múltipla tratem adequadamente as variáveis categóricas.

1.3 Exploração dos dados

Efetuados os ajustes, podemos visualizar a matriz de correlação entre as variáveis.

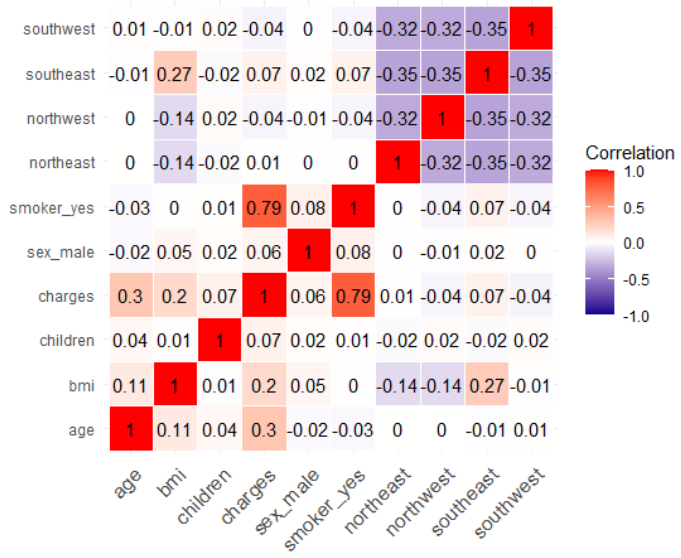


Figura 1: Matriz de correlação

A partir da Figura 1 podemos observar que a variável binária que descreve a prática de tabagismo ('smoke_yes') se destaca na correlação com os custos.

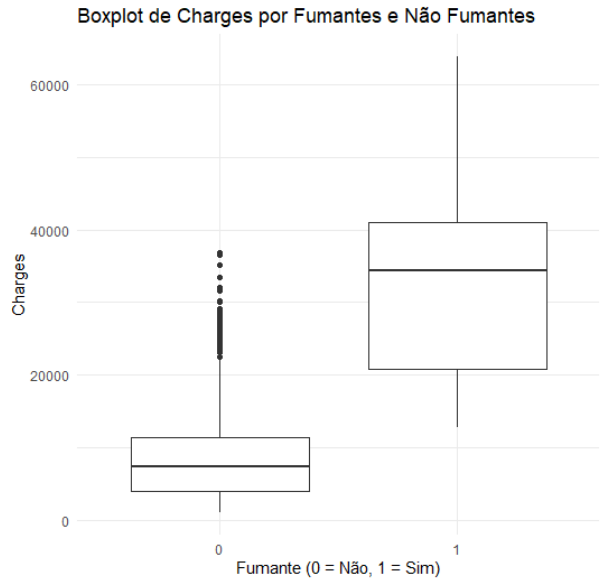


Figura 2: Boxplot de custos por categoria de fumantes

Notavelmente os custos de clientes que são fumantes tendem a ser em média maiores do que em não fumantes. Além disso os custos de maior amplitude são exclusivamente de

fumantes enquanto os de menor amplitude são exclusivamente de não fumantes.

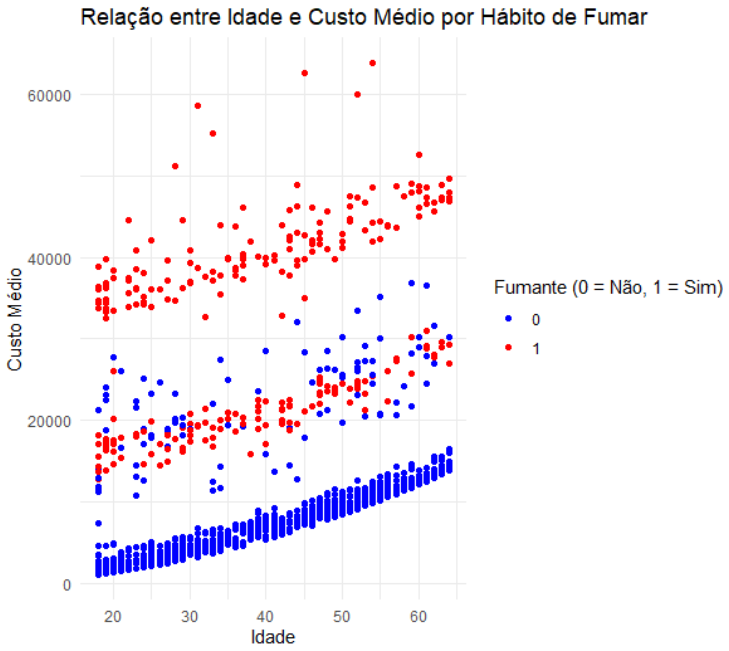


Figura 3: Idade x custos por categoria de fumantes

Outro destaque dar-se-à pela interferência não linear da idade sobre os custos. Pelo comportamento dos dados na Figura 3 a idade tem efeitos quadráticos sobre os custos. De fato, pela Figura 4 podemos ver que o quadrado da idade tem uma relação linear com os custos.

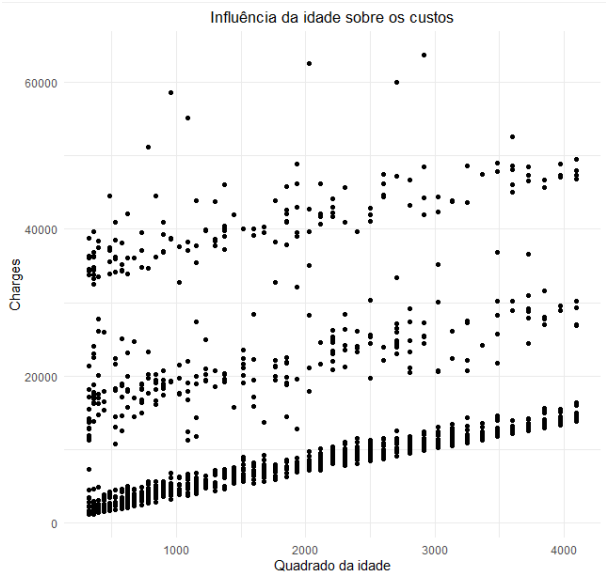
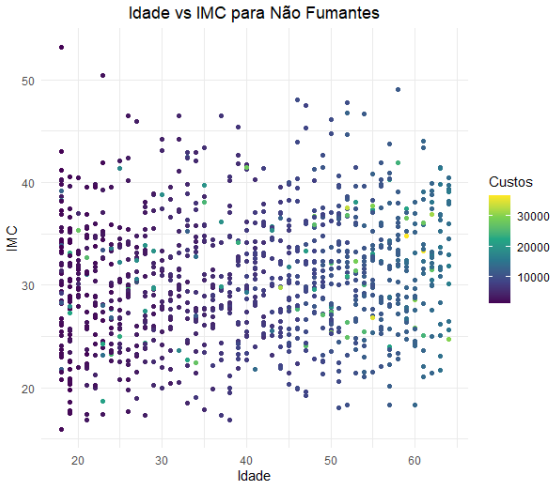
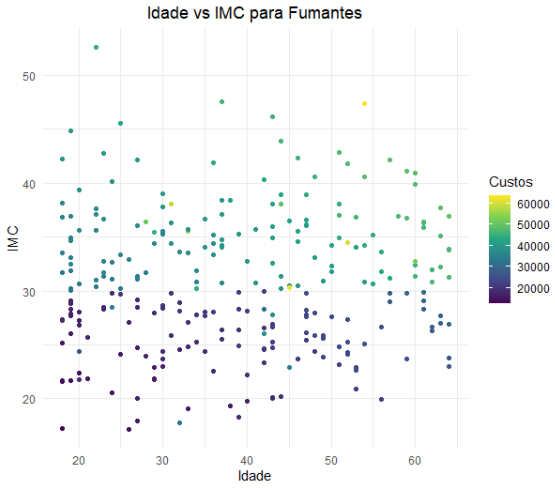


Figura 4: Quadrado da idade x custos

Ainda pela Figura 1 outros dois indicadores se destacam: idade e IMC.



(a) Grupo de não fumantes



(b) Grupo de fumantes

Figura 5: Comparação entre os grupos de fumantes e não fumantes

Fazendo uma breve análise estratificada diante dos grupos da variável de tabagismo, é observável que em não fumantes a idade é um fator relevante para elevação dos custos, enquanto no grupo de fumantes o IMC é mais relevante. Além disso, podemos notar que as escalas de ambas as imagens são diferentes, revelando uma diferença significativa entre os custos dos grupos.

É notável ainda que no grupo de fumantes há dois subgrupos, classificados quanto ao IMC. De fato, IMC$\geq$ 30 classifica a pessoa como obesa. Para tal análise, é plausível a adição de uma covariável ('*obese*'), que indica se a pessoa é obesa.

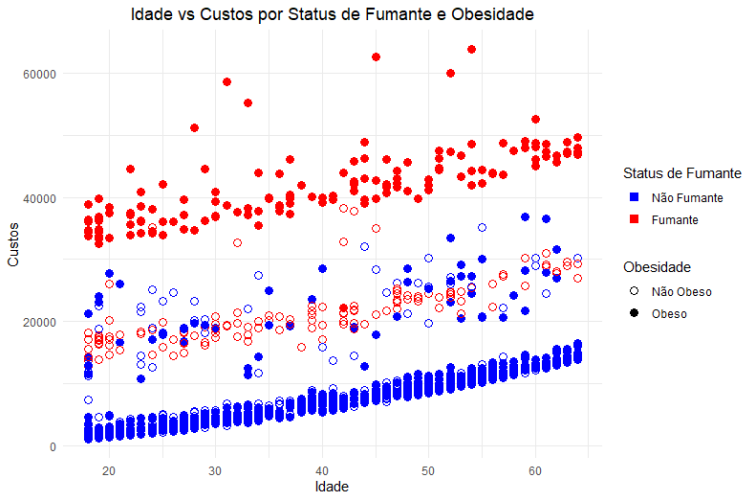


Figura 6: Idade por Custo em cada grupo de tabagismo e obesidade

A clara influência diversificada em cada grupo sugere uma abordagem de classificação hierárquica sobre os dados, isto é, utilização de modelos multinível.

1.4 Tratamento pós exploração dos dados

Como discutido acima, é viável a inclusão de uma variável binária que informa se a pessoa é classificada como obesa. Além disso, queremos aplicar modelos lineares então é conveniente reescalar a variável da idade para escala quadrática, afim de exercer influência linear sobre os custos.

```
> print(head(data))
     bmi children   charges sex_male smoker_yes northeast northwest southeast southwest obese square_age
1 27.900        0 16884.924        0          1         0         0         0         1     0        361
2 33.770        1  1725.552        1          0         0         0         1         0     1        324
3 33.000        3  4449.462        1          0         0         0         1         0     1        784
4 22.705        0 21984.471        1          0         0         1         0         0     0       1089
5 28.880        0  3866.855        1          0         0         1         0         0     0       1024
6 25.740        0  3756.622        0          0         0         0         1         0     0        961
```

Figura 7: Cabeçalho do *dataset* após o tratamento dos dados

2 Métodos

Nesta seção, descreveremos a metodologia adotada para modelar as despesas médicas, bem como comparar o desempenho de diferentes abordagens de regressão múltipla.

Os modelos serão ajustados utilizando R, devido a praticidade diante de modelos multiníveis. Após o ajuste dos modelos, aplicaremos cada um deles aos dados para verificar a capacidade de predição. Em seguida, avaliaremos o desempenho dos modelos utilizando três métricas principais: o coeficiente de determinação (R^2), o Critério de Informação de Akaike (AIC) e o Critério de Informação Bayesiano (BIC).

2.1 Modelos

2.1.1 Modelo Geral

Nesta abordagem, ajustamos um modelo de regressão múltipla que inclui todas as variáveis disponíveis. Este modelo serve como referência para comparação com os modelos subsequentes. Considerando as premissas de linearidade da variável dependente e homocedasticidade, define-se

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_n X_n + \epsilon, \tag{1}$$

onde:

$$\epsilon \sim \text{Distribuição Normal}(0, \sigma);$$

As predições $\bar{Y}$ são definidas como

$$\bar{Y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_n X_n. \tag{2}$$

Aqui cada um dos coeficientes $\beta_0, \ldots, \beta_n$ é estimado por máxima verossimilhança, o equivalente a minimizar a soma dos erros quadrados (MSE). Esse modelo básico nos permitirá entender a influência inicial das variáveis e obter uma ideia do poder preditivo. No entanto, nosso objetivo principal é explorar possíveis melhorias e refinamentos no modelo, a fim de aumentar sua capacidade de previsão e compreensão dos valores gastos em cuidados médicos.

2.1.2 Modelo Multinível

Como proposta alternativa, ajustamos um modelo que leva em consideração diferentes interceptos para os diferentes grupos presentes na base de dados. Como vimos na análise explanatória é factível a seguinte hierarquia dos dados:

Insurance			
Fumantes		**Não Fumantes**	
Obeso	Não obeso	Obeso	Não obeso

Tabela 2: Hierarquia dos dados

Para tal, como os fatores de prática de tabagismo e obesidade são binárias e considerando que as demais variáveis exercem a mesma influência sobre a variável resposta, definimos as predições $\bar{Y}$ dos dados:

$$\bar{Y}^{i,j} = \beta_0^{i,j} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \cdots + \beta_n X_n; \tag{3}$$

onde:

$$i = \begin{cases} 0, \text{se não fumante} \\ 1, \text{se fumante} \end{cases};$$

$$j = \begin{cases} 0, \text{se não obeso} \\ 1, \text{se obeso} \end{cases}.$$

Nesse modelo os coeficientes $\beta_0, \ldots, \beta_n$ serão estimados utilizando máxima verossimilhança restrita, que ajusta a verossimilhança para considerar apenas os efeitos aleatórios, eliminando a influência dos parâmetros fixos. Isso é feito maximizando a verossimilhança da parte dos resíduos do modelo, resultando em estimativas menos tendenciosas das variâncias dos efeitos aleatórios.

2.2 Métricas de avaliação dos modelos

As métricas de avaliação dos modelos desempenham um papel fundamental na seleção e validação dos modelos de regressão.

O coeficiente de determinação R^2 é uma medida que indica a proporção da variância da variável dependente que é explicada pelas variáveis independentes em um modelo de regressão. A fórmula para o R^2 em um modelo de regressão linear simples é:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}, \tag{4}$$

onde:

- y_i são os valores observados da variável dependente.
- $\hat{y}_i$ são os valores preditos pelo modelo.

- $\bar{y}$ é a média dos valores observados da variável dependente.
- $\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2$ é a soma dos quadrados dos resíduos (SSE - Sum of Squared Errors).
- $\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2$ é a soma total dos quadrados (TSS - Total Sum of Squares).

O R^2 mede a proporção da variabilidade da variável resposta que é explicada pelo modelo, variando de 0 a 1, onde valores mais próximos de 1 indicam um melhor ajuste do modelo aos dados.
O AIC oferece uma medida de ajuste do modelo que penaliza a complexidade, buscando um equilíbrio entre a precisão do ajuste e a simplicidade do modelo.

$$\text{AIC} = 2k - 2\ln(L); \tag{5}$$

onde:

- k é o número de parâmetros no modelo.
- L é a verossimilhança do modelo (ou seja, a probabilidade dos dados, dado o modelo).

Um valor mais baixo de AIC indica um modelo com melhor qualidade de ajuste. Ambas as métricas são essenciais para avaliar o desempenho dos modelos, permitindo comparar diferentes abordagens e selecionar o modelo mais apropriado para prever o turnover de funcionários com precisão e eficácia.

O Critério de Informação Bayesiano (BIC), também conhecido como Critério de Schwarz, é uma medida de seleção de modelos que balanceia o ajuste do modelo com a sua complexidade. Ele é calculado pela seguinte fórmula:

$$\text{BIC} = -2\ln(L) + k\ln(n) \tag{6}$$

Onde:

- L é a função de verossimilhança do modelo estimado,
- k é o número de parâmetros no modelo,
- n é o número de observações no conjunto de dados.

O BIC penaliza a complexidade do modelo mais severamente do que o AIC (Critério de Informação de Akaike), adicionando $k\ln(n)$ ao valor $-2\ln(L)$. Isso significa que o BIC tende a favorecer modelos mais simples quando o número de observações n é grande em relação ao número de parâmetros k, ajudando a evitar o sobre ajuste.

2.3 Tratamento de outliers

Para melhorar a precisão das previsões e garantir que os valores preditos estejam mais próximos dos valores reais, consideramos a presença de outliers no modelo. Essas discrepâncias podem resultar de eventos excepcionais ou de características específicas que não estão capturadas pelas variáveis presentes no conjunto de dados.

A abordagem para aprimorar as previsões envolve a identificação e remoção sistemática de outliers, que, por sua natureza, não são adequadamente explicados pelo modelo atual. O método IQR é aplicado sobre a variável dependente em cada grupo descrito pelas variáveis '$smoker\_yes$' e '$obese$'.

O Intervalo Interquartil (IQR) é uma medida de dispersão que descreve a variação dos dados e é utilizada para identificar dados que fogem de uma certa tendência. Definimos como outliers os dados que estejam fora do intervalo

$$[Q_1 - 1.5 \times \text{IQR},\, Q_3 + 1.5 \times \text{IQR}],$$

onde:

- Q_1 é o primeiro quartil;
- Q_3 é o terceiro quartil;
- $IQR = Q_3 - Q_1$.

A remoção por grupo, em vez de no dataset como um todo, é mais apropriada devido às características distintas dos subgrupos formados pelas variáveis '$smoker\_yes$' e '$obese$'. Cada subgrupo possui particularidades que influenciam a variável dependente de formas diferentes. Por exemplo, fumantes e não fumantes têm perfis de saúde e riscos distintos, assim como obesos e não obesos. Remover outliers globalmente poderia eliminar valores que são normais e esperados dentro de um grupo, mas que parecem anômalos no contexto geral. Essa abordagem preserva a variabilidade intragrupo, permitindo que o modelo capture melhor as nuances dentro de cada categoria e forneça uma análise mais robusta e representativa dos dados.

A vantagem de usar o método de remoção baseado no IQR em relação ao método de remoção por resíduos é que ele introduz menos viés ao modelo. O método IQR identifica outliers de maneira uniforme, considerando apenas a dispersão natural dos dados dentro de cada grupo, sem depender dos resíduos do modelo. Isso evita a exclusão de pontos de dados que podem ser influentes ou informativos, mas que apenas parecem anômalos devido a um ajuste inicial imperfeito do modelo.

3 Resultados

Aplicando o método simples de regressão linear, obtém-se a seguinte previsão dos custos:

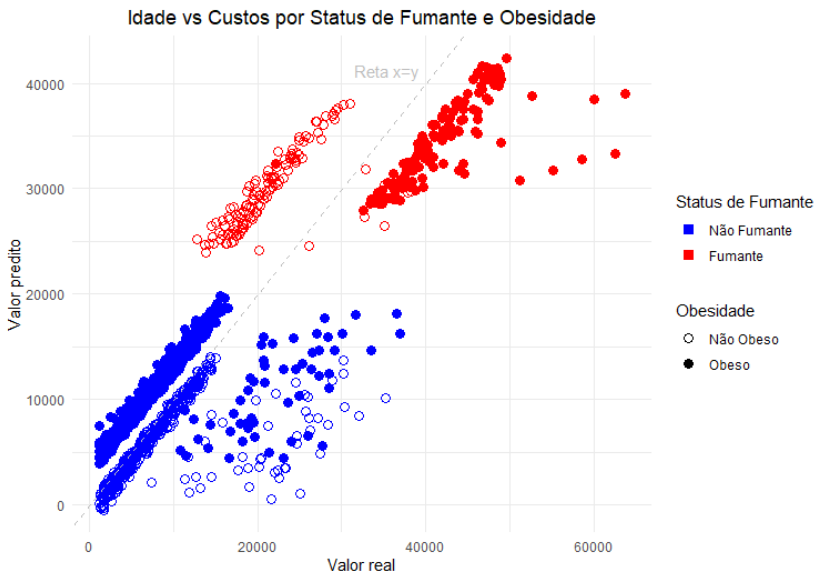


Figura 8: Comparação entre valor real e valor predito pelo primeiro modelo

Cada um dos grupos seguem uma tendência linear mas nem todas as predições estão condizentes com os valores reais. No grupo de fumantes não obesos, por exemplo, o valor real é significativamente menor do que o valor predito, enquanto no grupo de fumantes obesos o valor real é maior do que o valor predito pelo modelo. Apesar disso, os resíduos seguem uma tendência normal centrada em 0:

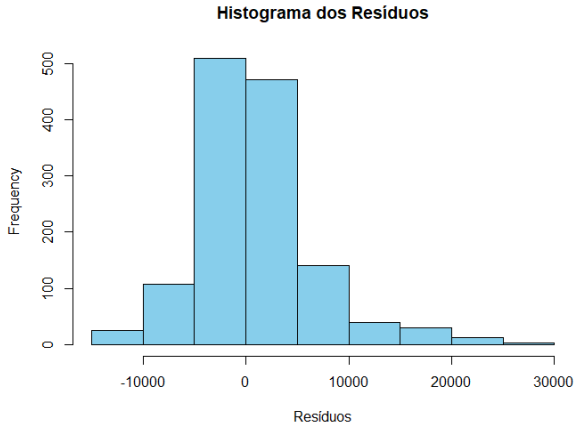


Figura 9: Resíduos do primeiro modelo

Como a variável dependente possui uma variabilidade alta, é observável pela Figura 10 que as variáveis binárias que descrevem a região ao qual o indivíduo pertence e a variável que

indica o sexo da pessoa exercem uma diferença pequena na explicação de variabilidade dos custos, permitindo que as demais covariáveis descrevam a variância dos custos.

```
> print(coef(model))
 (Intercept)   square_age          bmi
-4369.766288     3.250837   153.251217
    children     sex_male    northeast
  615.192652  -165.364383   947.689098
   northwest    southeast    southwest
  548.438264    60.390629           NA
  smoker_yes        obese
23856.979543  2740.176558
```

Figura 10: Coeficientes encontrados pelo modelo simples

Aplicando o segundo modelo, de dois níveis, obtemos uma predição mais razoável para os valores:

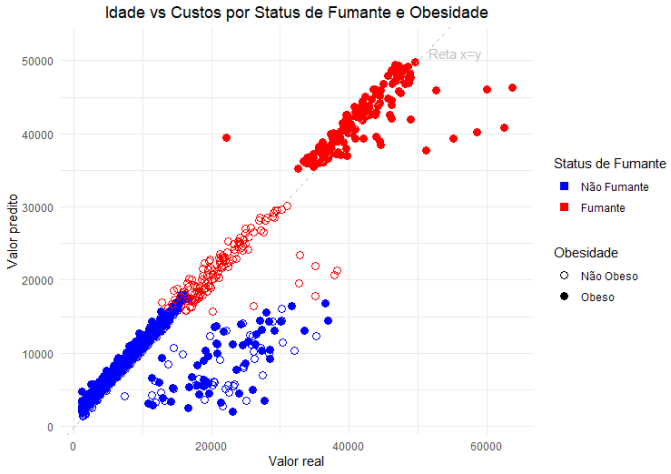


Figura 11: Comparação entre valor real e valor predito pelo segundo modelo

```
> print(coef(model))
$`smoker_yes:obese`
    (Intercept) square_age      bmi children  sex_male northeast northwest southeast
0:0   -1646.112   3.328087 119.6878 661.1334 -494.9645  1222.756  944.7591  395.6808
0:1   -2635.745   3.328087 119.6878 661.1334 -494.9645  1222.756  944.7591  395.6808
1:0   11755.093   3.328087 119.6878 661.1334 -494.9645  1222.756  944.7591  395.6808
1:1   30564.737   3.328087 119.6878 661.1334 -494.9645  1222.756  944.7591  395.6808
```

Figura 12: Coeficientes encontrados pelo modelo multinível

Na Figura 12 podemos observar que os coeficientes das covariáveis fixas não se distanciam significativamente daquelas obtidas na Figura 10, no entanto a diferença dos interceptos entre cada grupo é relevante: no grupo de fumantes obesos o intercepto atinge um valor superior a 30000, quase três vezes mais que o grupo de fumantes não obesos, enquanto nos subgrupos

de fumantes os interceptos são mais próximos entre si, mas bem menores do que quaisquer subgrupo de fumantes.
Abaixo, os intervalos de confiança para cada coeficiente.

	2.5 %	97.5 %
.sig01	7632.604627	32919.450167
.sigma	4268.940095	4605.576339
(Intercept)	-7613.242198	26647.363467
square_age	3.115152	3.540953
bmi	52.879467	186.770397
children	463.672997	858.591841
sex_male	-972.599439	-16.812523
northeast	537.262841	1908.323789
northwest	259.902832	1629.530834
southeast	-280.522511	1071.998554

Figura 13: Intervalo de confiança dos coeficientes do modelo multinível

As predições e os valores reais estão mais próximos, no entanto ocorre uma discrepância na análise dos resíduos. A maioria dos resíduos passa a ser ligeiramente negativa, ou seja, os valores preditos estão sendo ligeiramente maiores do que os valores reais. É perceptível ainda que alguns resíduos são relativamente altos (atingindo valores de até 25000).

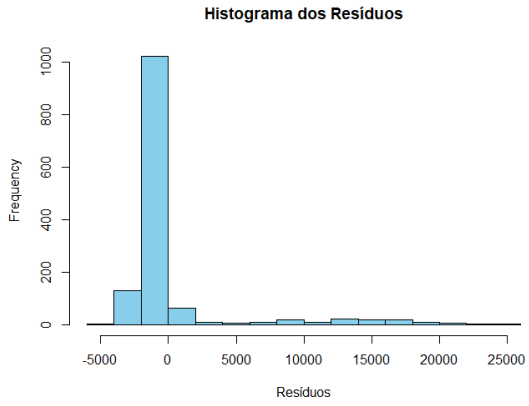


Figura 14: Resíduos do segundo modelo

Uma possível explicação para esse resultado é que algumas pessoas gastaram valores bem maiores que a média, o que é aceitável pois podem ter tido algum problema de saúde mais grave que precisou de tratamento e por consequência tiveram gastos maiores. No entanto, tais informações não são capturadas pelos dados disponíveis e portanto não pertencem ao escopo deste trabalho. O que segue são os resultados da remoção de outliers por cada grupo apresentado, visando melhorar o desempenho do modelo proposto. A quantidade de dados removida dentro de cada grupo é pequena, não superando o valor de 5% usado frequentemente na literatura contextual, conforme Figura 15.

```
[1] "Percentual de dados removidos para o grupo smoker_1_obese_0 : 3.10077519379845 %"
[1] "Percentual de dados removidos para o grupo smoker_1_obese_1 : 3.44827586206897 %"
[1] "Percentual de dados removidos para o grupo smoker_0_obese_0 : 4.7808764940239 %"
[1] "Percentual de dados removidos para o grupo smoker_0_obese_1 : 4.44839857651246 %"
```

Figura 15: Percentual de dados removidos

As predições obtidas com o modelo aplicado sobre a nova base de dados se assemelham com as predições do modelo multinível aplicado sobre a base de dados original, mas com menos pontos na parte inferior direita do gráfico, como na Figura 16.

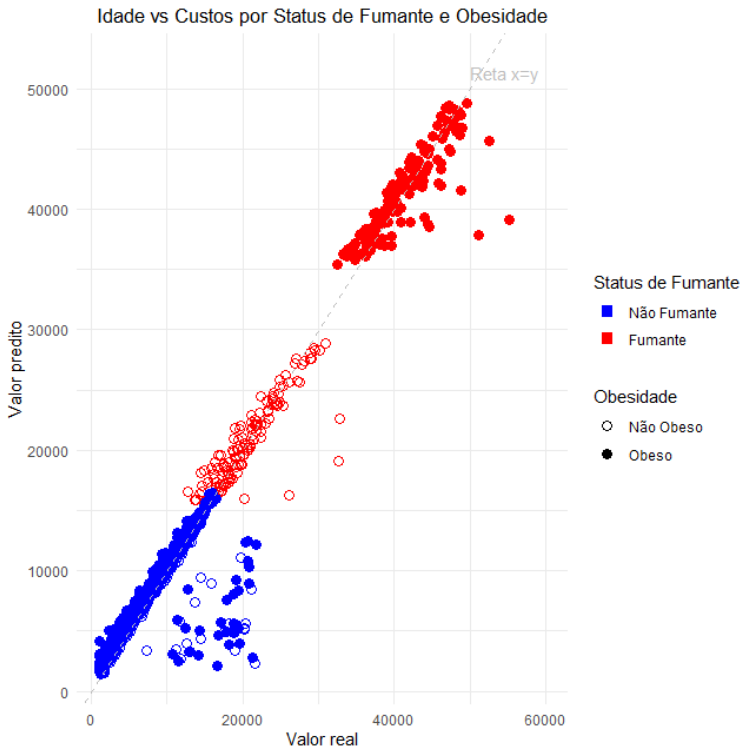


Figura 16: Comparação entre valor real e valor predito pelo segundo modelo sem outliers

.

```
> print(coef(model))
$`smoker_yes:obese`
    (Intercept) square_age      bmi children  sex_male northeast northwest southeast
0:0   -1376.608   3.092182 108.1284 562.5606 -450.5476  653.6983  517.2088  18.76607
0:1   -2149.157   3.092182 108.1284 562.5606 -450.5476  653.6983  517.2088  18.76607
1:0   12385.622   3.092182 108.1284 562.5606 -450.5476  653.6983  517.2088  18.76607
1:1   31415.516   3.092182 108.1284 562.5606 -450.5476  653.6983  517.2088  18.76607
```

Figura 17: Coeficientes do segundo modelo sem outliers

Uma das consequências da remoção de dados discrepantes é a diminuição dos intervalos de confiança, garantindo uma previsão mais concisa para a convergência dos parâmetros, conforme Figura 18.

	2.5 %	97.5 %
.sig01	7745.879732	33388.227220
.sigma	2511.143323	2713.791745
(Intercept)	-7247.593880	27390.745339
square_age	2.963591	3.220753
bmi	67.979090	148.374817
children	444.128000	680.997882
sex_male	-738.194518	-162.724570
northeast	241.158000	1066.277478
northwest	106.031154	928.366316
southeast	-387.315141	424.889499

Figura 18: intervalo de confiança dos coeficientes do segundo modelo sem outliers

Apesar dos resultados melhores, os resíduos continuam ligeiramente negativos, mantendo alguns valores muito altos, próximos de 20000, mas limitando a este valor. Possivelmente a remoção parcial dos outliers não foi suficiente para equilibrar os resíduos ao redor de 0, isto é, nem todos os dados que realmente estão nessa categoria foram devidamente removidos.

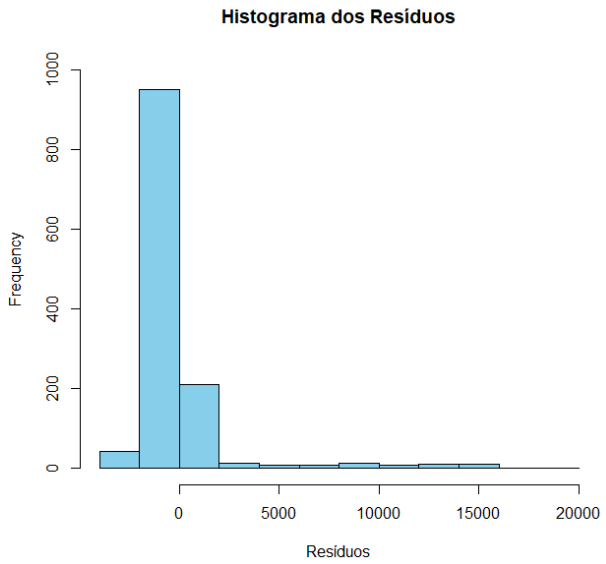


Figura 19: Resíduos do modelo multinível sem outliers

Por fim, as métricas calculadas:

Modelo	**Dataset**	**AIC**	**BIC**	$\mathbf{R^2}$
Simples	com outliers	27077.71	27134.90	0.758
Multinível	com outliers	26227.92	26279.91	0.929
Multinível	sem outliers	23744.320	23795.86	0.974

Tabela 3: Resultados das métricas dos modelos

Para o modelo simples obteve-se um $R^2 \approx 0.75$, o que é bom dado que as únicas manipulações feitas nos dados foram a adição de uma variável *obese* e a transformação da variável de idade para escala quadrática. No segundo modelo, o AIC foi significativamente menor, enquanto o coeficiente de determinação foi capaz de atingir aproximadamente 0.93.
O valor de BIC do segundo modelo também foi significativamente menor, revelando uma preferência do segundo modelo por ambas as métricas utilizadas.
Para o dataset filtrado os resultados da implementação do segundo modelo foram ainda mais satisfatórios, atingindo um coeficiente de determinação de aproximadamente 0.97.

4 Conclusão

Os resultados obtidos neste estudo proporcionam informações significativas sobre a relação entre as variáveis status de fumante, obesidade e os custos médicos associados. Inicialmente, a aplicação de um modelo simples de regressão linear revelou predições que, embora mostrassem uma tendência linear, apresentaram discrepâncias consideráveis entre os valores preditos e os valores reais. Observou-se que, especialmente no grupo de fumantes não obesos, as predições tendiam a superestimar os custos reais, enquanto no grupo de fumantes obesos, ocorreu o oposto, com subestimação dos custos.

Ao adotar um modelo multinível mais complexo, foi possível obter uma melhoria significativa nas predições dos custos. Os valores preditos ficaram mais próximos dos valores reais, embora ainda tenham sido observadas algumas discrepâncias nos resíduos.

A análise das métricas dos modelos revelou que o modelo multinível apresentou um AIC substancialmente inferior em comparação ao modelo simples, sugerindo uma melhor adaptação aos dados observados. Além disso, o coeficiente de determinação (R^2) para o modelo multinível foi significativamente mais alto, indicando que este modelo foi capaz de explicar uma maior proporção da variabilidade nos custos médicos. O BIC do modelo multinível também foi menor, o que significa que não houve sobreajuste dos dados, reforçando ainda mais a superioridade deste modelo em termos de ajuste e adequação aos dados em comparação ao modelo simples.

Aplicado sobre a base de dados filtrada - com remoção de outliers - o mesmo modelo se superou e alcançou resultados melhores. A remoção dos outliers permitiu que o modelo fosse ajustado de maneira mais precisa aos dados restantes, capturando melhor os padrões subjacentes e reduzindo o impacto de pontos extremos que poderiam distorcer as previsões. Com menos interferência dos valores discrepantes, as estimativas dos coeficientes do modelo se tornaram mais estáveis e confiáveis, refletindo de forma mais precisa as relações entre as

variáveis explicativas e a variável resposta. Além disso, a redução na variabilidade introduzida pelos outliers melhorou as métricas de desempenho do modelo, como o R^2 ajustado e a significância estatística dos coeficientes.

No decorrer desta análise, ficou evidente que dois fatores emergiram como os mais significativos na determinação dos custos médicos: o status de fumante e a condição de obesidade. Ambas as variáveis demonstraram ter um impacto substancial nas predições de custos, influenciando diretamente os resultados dos modelos de regressão. A diferenciação entre fumantes e não fumantes revelou discrepâncias consideráveis nos custos médicos previstos, enquanto a presença de obesidade adicionou uma camada adicional de complexidade, afetando a magnitude e a direção das predições. Esses achados sublinham a importância de considerar não apenas características individuais, mas também suas interações, para uma compreensão mais completa e precisa dos determinantes dos custos de saúde.

Apesar dos avanços alcançados pelos modelos implementados na previsão dos custos médicos, algumas limitações merecem atenção. A presença persistente de outliers nos dados, mesmo após a remoção parcial, continua a ser uma fonte de potencial distorção nas previsões. Além disso, a base de dados utilizada pode não capturar completamente todas as variáveis relevantes que influenciam os custos médicos, como condições de saúde específicas ou tratamentos incomuns. Essas limitações sugerem que estudos futuros poderiam explorar abordagens adicionais para melhorar a precisão dos modelos, como a inclusão de dados mais detalhados sobre o histórico médico dos pacientes e fatores socioeconômicos adicionais. Além disso, seria interessante investigar métodos analíticos alternativos que possam lidar eficazmente com a complexidade dos dados, permitindo uma previsão mais robusta e precisa dos custos médicos.

Esses resultados destacam a importância de considerar não apenas variáveis individuais, como idade e status de fumante, mas também suas interações e efeitos conjuntos, como no caso da obesidade. No entanto, é importante ressaltar que a presença de *outliers* nos dados pode ter influenciado as predições, especialmente em casos onde ocorreram custos médicos excepcionalmente altos.

Em suma, este estudo demonstrou que a abordagem multinível oferece uma melhor adequação para modelar e prever os custos médicos.

Referências

Maria Eugênia Ferrão Barbosa and Cristiano Fernandes. Modelo multinível: uma aplicação a dados de avaliação educacional. *Estudos em Avaliação Educacional*, (22):135–154, 2000.

Francisco De la Cruz. Modelos multinivel. *Revista peruana de epidemiología*, 12(3):1–8, 2008.

Andrew Gelman and Jennifer Hill. *Data analysis using regression and multilevel/hierarchical models*. Cambridge university press, 2006.

Andrew Gelman, Jennifer Hill, and Aki Vehtari. *Regression and other stories*. Cambridge University Press, 2021.

Brett Lantz. *Machine learning with R: expert techniques for predictive modeling*. Packt publishing ltd, 2019.