

Regressão Linear Múltipla - Exemplo Wage

Julio Hsu, Guilherme Alberto Dutra Camelo, Fernando Souto Lima

2024-10-03

```
# Setup para o relatório Quarto  
knitr::opts_chunk$set(echo = TRUE, message = FALSE, warning = FALSE)
```

Introdução

O objetivo deste relatório é desenvolver um modelo de regressão linear múltipla para analisar a relação entre o salário e as características como idade, estado civil, raça, nível de educação, entre outras, de 3000 empregados masculinos na região do Atlântico.

Todas as análises são realizadas com base no conjunto de dados “Wage”, editado manualmente por Steve Miller, da Inquidia Consulting (anteriormente Open BI), a partir do suplemento de março de 2011 da Pesquisa Atual de População.

Fonte: <https://www.re3data.org/repository/r3d100011860>

Os Dados

Com a inserção da base de dados mencionado acima, podemos observar que temos um relatório de 3000 indivíduos representado por ‘Rows’ e suas respectivas 11 características representado por ‘Columns’, tal como:

```
library(ISLR)  
library(dplyr)  
  
glimpse(Wage)
```

```

Rows: 3,000
Columns: 11
$ year      <int> 2006, 2004, 2003, 2003, 2005, 2008, 2009, 2008, 2006, 2004,~
$ age       <int> 18, 24, 45, 43, 50, 54, 44, 30, 41, 52, 45, 34, 35, 39, 54,~
$ maritl    <fct> 1. Never Married, 1. Never Married, 2. Married, 2. Married,~
$ race      <fct> 1. White, 1. White, 1. White, 3. Asian, 1. White, 1. White,~
$ education <fct> 1. < HS Grad, 4. College Grad, 3. Some College, 4. College ~
$ region    <fct> 2. Middle Atlantic, 2. Middle Atlantic, 2. Middle Atlantic,~
$ jobclass  <fct> 1. Industrial, 2. Information, 1. Industrial, 2. Informatio~
$ health    <fct> 1. <=Good, 2. >=Very Good, 1. <=Good, 2. >=Very Good, 1. <=~
$ health_ins <fct> 2. No, 2. No, 1. Yes, 1. Yes, 1. Yes, 1. Yes, 1. Yes, 1. Ye~
$ logwage   <dbl> 4.318063, 4.255273, 4.875061, 5.041393, 4.318063, 4.845098,~
$ wage      <dbl> 75.04315, 70.47602, 130.98218, 154.68529, 75.04315, 127.115~

```

Além disso, ao analisar as características ou variáveis correlacionadas à variável resposta “wage”, temos os seguintes dados para cada indivíduo:

- **year**: ano em que os dados foram relatados (número inteiro);
- **age**: idade do empregado (número inteiro);
- **maritl**: estado civil (categoria): 1.Solteiro 2.Casado 3.Viúvo 4.Divorciado 5.Separado;
- **race**: raça do empregado (categoria): 1.Branco 2.Negro 3.Asiático 4.Outros;
- **education**: nível educacional (categoria): 1.Abaixo do ensino médio 2.Ensino médio completo 3.Ensino superior em andamento 4.Graduação/Bacharelado 5.Pós-graduação;
- **region**: região do país (apenas Meio-Atlântico);
- **jobclass**: tipo de emprego (categoria): 1.Industrial 2.Informação;
- **health**: nível de saúde do trabalhador (categoria): 1.Saúde intermediária ou inferior 2.Saúde superior ou excelente;
- **health_ins**: possui plano de saúde (categoria): 1.Sim 2.Não;
- **logwage**: logaritmo do salário do trabalhador (número ponto flutuante);
- **wage**: salário bruto do trabalhador (número ponto flutuante).

Análise Exploratória dos Dados

Em seguida, com a análise das variáveis acima, podemos nos aprofundar mais para filtrar ou melhorar a base de dados fornecida, visando identificar possíveis ausências de dados, outliers, etc.

```
library(skimr)
skim(Wage)
```

Tabela 1: Data summary

Name	Wage
Number of rows	3000
Number of columns	11
Column type frequency:	
factor	7
numeric	4
Group variables	None

Variable type: factor

skim_variable	n_missing	complete_rate	ordered	n_unique	top_counts
maritl	0	1	FALSE	5	2. : 2074, 1. : 648, 4. : 204, 5. : 55
race	0	1	FALSE	4	1. : 2480, 2. : 293, 3. : 190, 4. : 37
education	0	1	FALSE	5	2. : 971, 4. : 685, 3. : 650, 5. : 426
region	0	1	FALSE	1	2. : 3000, 1. : 0, 3. : 0, 4. : 0
jobclass	0	1	FALSE	2	1. : 1544, 2. : 1456
health	0	1	FALSE	2	2. : 2142, 1. : 858
health_ins	0	1	FALSE	2	1. : 2083, 2. : 917

Variable type: numeric

skim_variable	n_missing	complete_rate	mean	sd	p0	p25	p50	p75	p100	hist
year	0	1	2005.79	2.03	2003.00	2004.00	2006.00	2008.00	2009.00	

skim_variable	n_missing	complete_rate	mean	sd	p0	p25	p50	p75	p100	hist
age	0	1	42.41	11.54	18.00	33.75	42.00	51.00	80.00	
logwage	0	1	4.65	0.35	3.00	4.45	4.65	4.86	5.76	
wage	0	1	111.70	41.73	20.09	85.38	104.92	128.68	318.34	

Analisando com o resumo de dados acima, podemos notar que a base de dados é dividida em 2 dataframes: 1. dados categóricos (7 variáveis) 2. dados numéricos (4 variáveis). Nenhum deles apresenta valores perdidos “n_missing”. Logo, aproveitando essas variáveis podemos analisar suas respectivas correlações nesta conjuntura de dados...

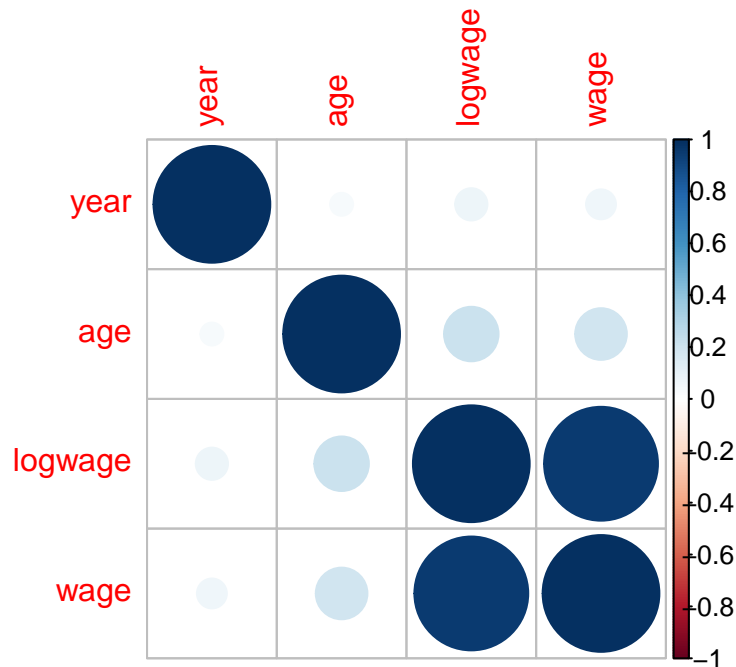
Análise de Correlação (Gráfico & Tabela)

```
library(corrplot)

num_col <- Wage[sapply(Wage, is.numeric)]

corr <- cor(num_col, use = 'pairwise.complete.obs')

corrplot(corr, method = 'circle')
```



Com o gráfico da correlação das variáveis numéricas, podemos notar em que existe muita pouca correlação entre as variáveis independentes. Porém, especialmente na variável “logwage”, podemos notar uma forte correlação com a variável “wage”, ou seja, a variável resposta dos nossos dados.

```
library(vcd)

categorical_columns <- Wage[sapply(Wage, is.factor)]

association_results <- data.frame(
  Var1 = character(),
  Var2 = character(),
  CramerV = numeric(),
  stringsAsFactors = FALSE
)

for (i in 1:(ncol(categorical_columns) - 1)) {
  for (j in (i + 1):ncol(categorical_columns)) {
    contingency_table <- table(categorical_columns[[i]], categorical_columns[[j]]) # Correção
    cramer_v <- assocstats(contingency_table)$cramer
    association_results <- rbind(
      association_results,
      data.frame(
        Var1 = colnames(categorical_columns)[i],
        Var2 = colnames(categorical_columns)[j],
        CramerV = cramer_v
      )
    )
  }
}

association_results
```

	Var1	Var2	CramerV
1	maritl	race	0.08275370
2	maritl	education	0.06927421
3	maritl	region	NaN
4	maritl	jobclass	0.04397398
5	maritl	health	0.06540070
6	maritl	health_ins	0.10035994
7	race	education	0.12384347
8	race	region	NaN

```

9      race    jobclass 0.09887955
10     race      health 0.04361799
11     race health_ins 0.04575151
12 education    region      NaN
13 education    jobclass 0.30694372
14 education      health 0.17541130
15 education health_ins 0.21728212
16     region    jobclass      NaN
17     region      health      NaN
18     region health_ins      NaN
19 jobclass      health 0.06703049
20 jobclass health_ins 0.14918956
21     health health_ins 0.07643685

```

Em seguida, nesta tabela de correlação entre as variáveis categóricas independentes, podemos visualizar também a fraca correlação das variáveis por meio dos valores de correlação calculados.

Por fim, com base do análise do gráfico (variáveis numéricas) e da tabela (variáveis categóricas), podemos concluir que a correlação existente entre as variáveis é mínima. Extraindo sinais sobre as variáveis tal como...

1. A variável dependente é “wage”.
2. Não apresenta multicolinearidade para variável “year”.
3. Não apresenta multincolinearidade para variável “age”.

Além disso, as correlações entre as variáveis categóricas independentes é mínima, logo, podemos inferir uma baixa existência da multicolinearidade através do Fator de Inflação da Variância (VIF) abaixo.

Análise da Multicolinearidade (VIF)

```

sapply(Wage[, sapply(Wage, is.factor)], levels)

```

```

$maritl
[1] "1. Never Married" "2. Married"      "3. Widowed"      "4. Divorced"
[5] "5. Separated"

$race
[1] "1. White" "2. Black" "3. Asian" "4. Other"

```

\$education

```
[1] "1. < HS Grad"      "2. HS Grad"      "3. Some College"
[4] "4. College Grad"   "5. Advanced Degree"
```

\$region

```
[1] "1. New England"      "2. Middle Atlantic"  "3. East North Central"
[4] "4. West North Central" "5. South Atlantic"    "6. East South Central"
[7] "7. West South Central" "8. Mountain"         "9. Pacific"
```

\$jobclass

```
[1] "1. Industrial" "2. Information"
```

\$health

```
[1] "1. <=Good"      "2. >=Very Good"
```

\$health_ins

```
[1] "1. Yes" "2. No"
```

```
table(Wage$year)
```

```
2003 2004 2005 2006 2007 2008 2009
  513  485  447  392  386  388  389
```

```
table(Wage$age)
```

```
18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37
11 14 20 15 38 45 32 56 47 53 59 58 74 63 78 87 76 75 66 77
38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 48 49 50 51 52 53 54 55 56 57
83 89 113 92 88 98 93 95 80 98 93 83 95 82 69 62 68 65 62 42
58 59 60 61 62 63 64 65 66 67 68 69 70 71 72 73 74 75 76 77
57 39 37 33 30 27 11 8 13 7 4 5 6 8 3 5 3 2 3 1
80
4
```

```
table(Wage$maritl)
```

1. Never Married	2. Married	3. Widowed	4. Divorced
648	2074	19	204
5. Separated			
55			

```
table(Wage$race)
```

1. White	2. Black	3. Asian	4. Other
2480	293	190	37

```
table(Wage$education)
```

1. < HS Grad	2. HS Grad	3. Some College	4. College Grad
268	971	650	685
5. Advanced Degree			
426			

```
table(Wage$region)
```

1. New England	2. Middle Atlantic	3. East North Central
0	3000	0
4. West North Central	5. South Atlantic	6. East South Central
0	0	0
7. West South Central	8. Mountain	9. Pacific
0	0	0

```
table(Wage$jobclass)
```

1. Industrial	2. Information
1544	1456

```
table(Wage$health)
```

1. <=Good	2. >=Very Good
858	2142


```
table(Wage$health_ins)
```

```
1. Yes  2. No  
2083   917
```

Modelo

```
library(car)  
dados_filtrados <- Wage %>% select(-c(region, logwage))  
modelo <- lm(wage ~ ., data = dados_filtrados)  
vif(modelo)
```

	GVIF	Df	GVIF ^{1/(2*Df)}
year	1.006588	1	1.003289
age	1.338316	1	1.156856
maritl	1.320888	4	1.035400
race	1.095774	3	1.015360
education	1.259657	4	1.029275
jobclass	1.136374	1	1.066008
health	1.069775	1	1.034299
health_ins	1.084694	1	1.041486

Logo, podemos concluir que todas as variáveis realmente não possuem uma correlação forte, já que seus respectivos valores de VIF apresentaram valores abaixo de 10. Portanto, fica evidente que as variáveis independentes, explicam separadamente a variável resposta/dependente “wage” sem interferência das outras.

```
summary(modelo)
```

Call:

```
lm(formula = wage ~ ., data = dados_filtrados)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-100.33	-18.70	-3.26	13.29	212.79

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-2.423e+03	6.165e+02	-3.931	8.67e-05	***
year	1.241e+00	3.074e-01	4.037	5.54e-05	***
age	2.707e-01	6.223e-02	4.350	1.41e-05	***
maritl2. Married	1.718e+01	1.720e+00	9.985	< 2e-16	***
maritl3. Widowed	2.052e+00	8.005e+00	0.256	0.79774	
maritl4. Divorced	3.967e+00	2.887e+00	1.374	0.16951	
maritl5. Separated	1.153e+01	4.844e+00	2.380	0.01736	*
race2. Black	-5.096e+00	2.146e+00	-2.375	0.01760	*
race3. Asian	-2.814e+00	2.603e+00	-1.081	0.27978	
race4. Other	-6.059e+00	5.666e+00	-1.069	0.28505	
education2. HS Grad	7.759e+00	2.369e+00	3.275	0.00107	**
education3. Some College	1.834e+01	2.520e+00	7.278	4.32e-13	***
education4. College Grad	3.124e+01	2.548e+00	12.259	< 2e-16	***
education5. Advanced Degree	5.395e+01	2.811e+00	19.190	< 2e-16	***
jobclass2. Information	3.571e+00	1.324e+00	2.697	0.00704	**
health2. >=Very Good	6.515e+00	1.421e+00	4.585	4.72e-06	***
health_ins2. No	-1.751e+01	1.403e+00	-12.479	< 2e-16	***

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

Residual standard error: 34 on 2983 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.3396, Adjusted R-squared: 0.3361

F-statistic: 95.89 on 16 and 2983 DF, p-value: < 2.2e-16

Nesse modelo temos um R-quadrado de 0.3361, o que indica que aproximadamente 33.61% da variação do salário é explicada pelas variáveis incluídas. Com esse modelo também podemos tirar algumas conclusões como:

- A variável “health_ins2. No” tem um efeito negativo significativo no salário (-17.51 , $p < 2e-16$).
- A variável “education5. Advanced Degree” têm um efeito positivo significativo no salário (53.95 , $p < 2e-16$).

`step(modelo)`

Start: AIC=21175.25

wage ~ year + age + maritl + race + education + jobclass + health +
health_ins

Df	Sum of Sq	RSS	AIC
----	-----------	-----	-----

```

<none>                3448498 21175
- race                 3         8520 3457018 21177
- jobclass             1         8407 3456906 21181
- year                 1        18844 3467342 21190
- age                  1        21875 3470373 21192
- health               1        24307 3472805 21194
- maritl               4       138458 3586956 21285
- health_ins           1       180023 3628521 21326
- education            4       683716 4132214 21710

```

Call:

```

lm(formula = wage ~ year + age + maritl + race + education +
    jobclass + health + health_ins, data = dados_filtrados)

```

Coefficients:

```

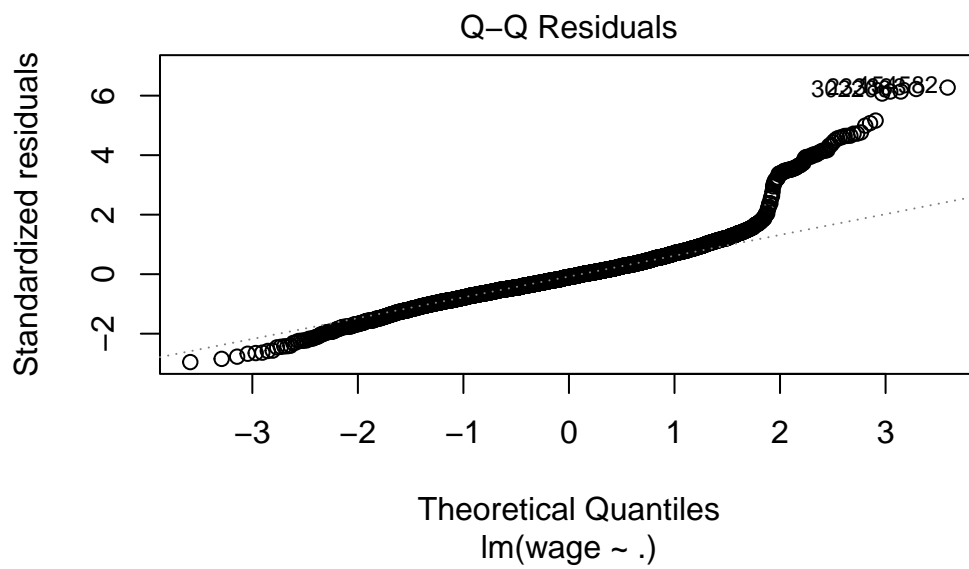
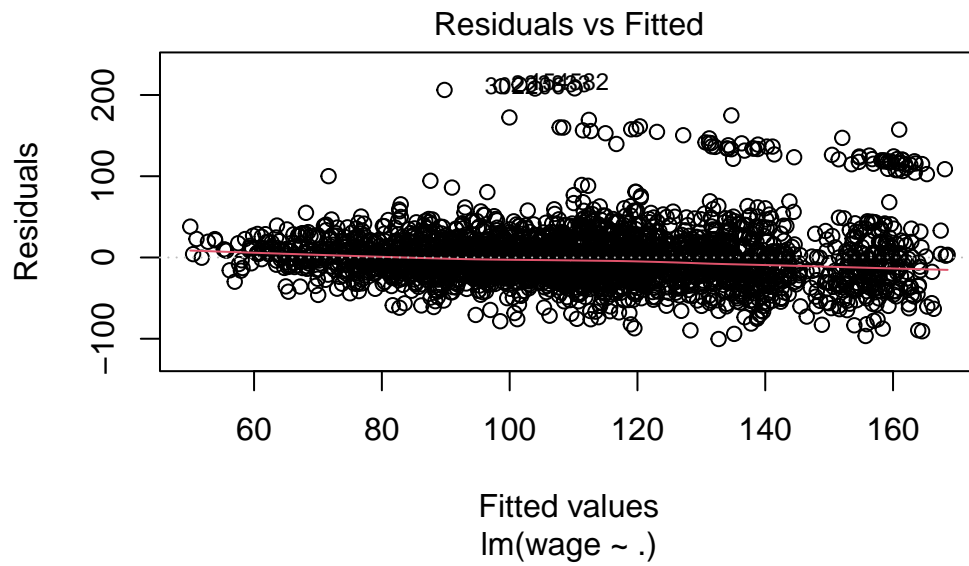
(Intercept)                year
-2423.3291                  1.2412
      age                  maritl2. Married
      0.2707                  17.1767
maritl3. Widowed            maritl4. Divorced
      2.0517                  3.9666
maritl5. Separated          race2. Black
      11.5301                 -5.0963
      race3. Asian          race4. Other
      -2.8141                 -6.0588
education2. HS Grad      education3. Some College
      7.7592                  18.3405
education4. College Grad education5. Advanced Degree
      31.2398                  53.9485
jobclass2. Information    health2. >=Very Good
      3.5707                   6.5151
      health_ins2. No
      -17.5125

```

```

plot(modelo)

```



Primeiramente, deveríamos testar cada variável do nosso modelo para inferir sua respectiva influência no modelo.

```
modelo1 <- update(modelo, ~. -year)

summary(modelo1)
```

Call:

```
lm(formula = wage ~ age + maritl + race + education + jobclass +
    health + health_ins, data = dados_filtrados)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-103.663	-18.706	-3.473	13.853	211.966

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	65.8356	3.5407	18.594	< 2e-16	***
age	0.2837	0.0623	4.554	5.47e-06	***
maritl2. Married	16.9253	1.7234	9.821	< 2e-16	***
maritl3. Widowed	0.9009	8.0206	0.112	0.910578	
maritl4. Divorced	3.6329	2.8929	1.256	0.209287	
maritl5. Separated	11.5439	4.8563	2.377	0.017512	*
race2. Black	-4.8977	2.1505	-2.277	0.022830	*
race3. Asian	-2.5041	2.6087	-0.960	0.337193	
race4. Other	-5.9525	5.6809	-1.048	0.294809	
education2. HS Grad	7.8432	2.3754	3.302	0.000972	***
education3. Some College	18.3040	2.5265	7.245	5.49e-13	***
education4. College Grad	31.3257	2.5547	12.262	< 2e-16	***
education5. Advanced Degree	54.1677	2.8180	19.222	< 2e-16	***
jobclass2. Information	3.4806	1.3273	2.622	0.008775	**
health2. >=Very Good	6.5454	1.4244	4.595	4.51e-06	***
health_ins2. No	-17.4482	1.4069	-12.402	< 2e-16	***

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

Residual standard error: 34.09 on 2984 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.336, Adjusted R-squared: 0.3327

F-statistic: 100.7 on 15 and 2984 DF, p-value: < 2.2e-16

```
modelo1 <- update(modelo, ~. -age)
```

```
summary(modelo1)
```

Call:

```
lm(formula = wage ~ year + maritl + race + education + jobclass +  
    health + health_ins, data = dados_filtrados)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-101.028	-18.900	-3.358	13.585	214.700

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-2552.9992	617.6690	-4.133	3.67e-05	***
year	1.3107	0.3079	4.256	2.14e-05	***
maritl2. Married	20.4251	1.5543	13.141	< 2e-16	***
maritl3. Widowed	6.8259	7.9534	0.858	0.390829	
maritl4. Divorced	7.8410	2.7541	2.847	0.004443	**
maritl5. Separated	14.4241	4.8124	2.997	0.002746	**
race2. Black	-4.4165	2.1463	-2.058	0.039706	*
race3. Asian	-3.0956	2.6102	-1.186	0.235733	
race4. Other	-6.9354	5.6799	-1.221	0.222161	
education2. HS Grad	7.7235	2.3765	3.250	0.001167	**
education3. Some College	17.9939	2.5264	7.122	1.32e-12	***
education4. College Grad	31.3337	2.5558	12.260	< 2e-16	***
education5. Advanced Degree	54.4011	2.8178	19.306	< 2e-16	***
jobclass2. Information	3.8891	1.3260	2.933	0.003383	**
health2. >=Very Good	5.4586	1.4041	3.888	0.000103	***
health_ins2. No	-18.1708	1.3994	-12.985	< 2e-16	***

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

Residual standard error: 34.1 on 2984 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.3354, Adjusted R-squared: 0.3321

F-statistic: 100.4 on 15 and 2984 DF, p-value: < 2.2e-16

```
modelo1 <- update(modelo, ~. -maritl)
```

```
summary(modelo1)
```

Call:

```
lm(formula = wage ~ year + age + race + education + jobclass +  
    health + health_ins, data = dados_filtrados)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-98.554	-19.127	-3.888	14.112	217.335

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-2.256e+03	6.276e+02	-3.595	0.000329	***
year	1.159e+00	3.130e-01	3.703	0.000217	***
age	5.078e-01	5.664e-02	8.965	< 2e-16	***
race2. Black	-7.628e+00	2.169e+00	-3.516	0.000445	***
race3. Asian	-1.902e+00	2.648e+00	-0.718	0.472633	
race4. Other	-7.166e+00	5.770e+00	-1.242	0.214348	
education2. HS Grad	7.598e+00	2.410e+00	3.153	0.001632	**
education3. Some College	1.805e+01	2.562e+00	7.045	2.30e-12	***
education4. College Grad	3.110e+01	2.590e+00	12.008	< 2e-16	***
education5. Advanced Degree	5.456e+01	2.854e+00	19.120	< 2e-16	***
jobclass2. Information	3.491e+00	1.348e+00	2.589	0.009671	**
health2. >=Very Good	7.740e+00	1.443e+00	5.362	8.85e-08	***
health_ins2. No	-1.780e+01	1.430e+00	-12.454	< 2e-16	***

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

Residual standard error: 34.65 on 2987 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.3131, Adjusted R-squared: 0.3104

F-statistic: 113.5 on 12 and 2987 DF, p-value: < 2.2e-16

```
modelo1 <- update(modelo, ~. -race)
```

```
summary(modelo1)
```

Call:

```
lm(formula = wage ~ year + age + maritl + education + jobclass +  
    health + health_ins, data = dados_filtrados)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-----	----	--------	----	-----

-99.816 -18.755 -3.178 13.436 214.025

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-2.373e+03	6.166e+02	-3.849	0.000121	***
year	1.216e+00	3.075e-01	3.954	7.86e-05	***
age	2.639e-01	6.203e-02	4.254	2.17e-05	***
maritl2. Married	1.761e+01	1.710e+00	10.299	< 2e-16	***
maritl3. Widowed	1.430e+00	8.005e+00	0.179	0.858202	
maritl4. Divorced	4.444e+00	2.882e+00	1.542	0.123144	
maritl5. Separated	1.155e+01	4.845e+00	2.384	0.017199	*
education2. HS Grad	8.016e+00	2.365e+00	3.389	0.000710	***
education3. Some College	1.847e+01	2.516e+00	7.341	2.72e-13	***
education4. College Grad	3.168e+01	2.535e+00	12.498	< 2e-16	***
education5. Advanced Degree	5.429e+01	2.792e+00	19.446	< 2e-16	***
jobclass2. Information	3.204e+00	1.316e+00	2.435	0.014970	*
health2. >=Very Good	6.599e+00	1.421e+00	4.643	3.57e-06	***
health_ins2. No	-1.764e+01	1.403e+00	-12.570	< 2e-16	***

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

Residual standard error: 34.03 on 2986 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.338, Adjusted R-squared: 0.3351

F-statistic: 117.3 on 13 and 2986 DF, p-value: < 2.2e-16

```
modelo1 <- update(modelo, ~. -education)
```

```
summary(modelo1)
```

Call:

```
lm(formula = wage ~ year + age + maritl + race + jobclass + health +  
    health_ins, data = dados_filtrados)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-97.946	-22.190	-5.033	14.650	213.099

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-2.698e+03	6.741e+02	-4.002	6.44e-05	***
year	1.383e+00	3.362e-01	4.115	3.97e-05	***

age	3.535e-01	6.783e-02	5.212	2.00e-07	***
maritl2. Married	1.789e+01	1.881e+00	9.512	< 2e-16	***
maritl3. Widowed	1.241e+00	8.755e+00	0.142	0.8873	
maritl4. Divorced	2.900e+00	3.157e+00	0.919	0.3584	
maritl5. Separated	3.953e+00	5.279e+00	0.749	0.4541	
race2. Black	-9.666e+00	2.331e+00	-4.146	3.47e-05	***
race3. Asian	6.121e+00	2.812e+00	2.177	0.0296	*
race4. Other	-1.271e+01	6.178e+00	-2.058	0.0397	*
jobclass2. Information	1.263e+01	1.389e+00	9.097	< 2e-16	***
health2. >=Very Good	1.172e+01	1.536e+00	7.634	3.03e-14	***
health_ins2. No	-2.226e+01	1.512e+00	-14.717	< 2e-16	***

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

Residual standard error: 37.19 on 2987 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.2087, Adjusted R-squared: 0.2055

F-statistic: 65.65 on 12 and 2987 DF, p-value: < 2.2e-16

- Ao remover a variável education podemos ver um impacto muito significativo no modelo. O R-quadrado caiu de 33.61% para 20.55%, o que indica que a variável education tem um grande correlação com a nossa variável em estudo.

```
modelo1 <- update(modelo, ~. -jobclass)
```

```
summary(modelo1)
```

Call:

```
lm(formula = wage ~ year + age + maritl + race + education +  
    health + health_ins, data = dados_filtrados)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-98.979	-18.817	-3.335	13.331	214.619

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-2394.6168	617.0991	-3.880	0.000107	***
year	1.2272	0.3077	3.988	6.81e-05	***
age	0.2800	0.0622	4.501	7.01e-06	***
maritl2. Married	17.1438	1.7219	9.956	< 2e-16	***
maritl3. Widowed	1.5070	8.0111	0.188	0.850800	

maritl4. Divorced	3.9752	2.8897	1.376	0.169031	
maritl5. Separated	11.8594	4.8475	2.447	0.014481	*
race2. Black	-4.4246	2.1333	-2.074	0.038164	*
race3. Asian	-2.7997	2.6059	-1.074	0.282749	
race4. Other	-5.8708	5.6720	-1.035	0.300729	
education2. HS Grad	7.9116	2.3712	3.336	0.000859	***
education3. Some College	18.9039	2.5140	7.519	7.24e-14	***
education4. College Grad	32.2754	2.5218	12.799	< 2e-16	***
education5. Advanced Degree	55.5215	2.7530	20.167	< 2e-16	***
health2. >=Very Good	6.6025	1.4220	4.643	3.58e-06	***
health_ins2. No	-17.8413	1.3995	-12.748	< 2e-16	***

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

Residual standard error: 34.04 on 2984 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.338, Adjusted R-squared: 0.3347

F-statistic: 101.6 on 15 and 2984 DF, p-value: < 2.2e-16

```
modelo1 <- update(modelo, ~. -health)
```

```
summary(modelo1)
```

Call:

```
lm(formula = wage ~ year + age + maritl + race + education +  
    jobclass + health_ins, data = dados_filtrados)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-101.665	-19.054	-3.385	13.475	214.698

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-2.433e+03	6.186e+02	-3.932	8.61e-05	***
year	1.249e+00	3.085e-01	4.048	5.30e-05	***
age	2.219e-01	6.152e-02	3.607	0.000314	***
maritl2. Married	1.772e+01	1.722e+00	10.293	< 2e-16	***
maritl3. Widowed	2.418e+00	8.032e+00	0.301	0.763409	
maritl4. Divorced	3.966e+00	2.896e+00	1.369	0.170986	
maritl5. Separated	1.197e+01	4.859e+00	2.464	0.013799	*
race2. Black	-5.169e+00	2.153e+00	-2.401	0.016408	*
race3. Asian	-3.078e+00	2.611e+00	-1.179	0.238541	

```

race4. Other -6.677e+00 5.684e+00 -1.175 0.240206
education2. HS Grad 7.977e+00 2.377e+00 3.356 0.000801 ***
education3. Some College 1.892e+01 2.525e+00 7.492 8.89e-14 ***
education4. College Grad 3.234e+01 2.545e+00 12.705 < 2e-16 ***
education5. Advanced Degree 5.539e+01 2.803e+00 19.762 < 2e-16 ***
jobclass2. Information 3.709e+00 1.328e+00 2.793 0.005261 **
health_ins2. No -1.789e+01 1.406e+00 -12.731 < 2e-16 ***

```

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

Residual standard error: 34.11 on 2984 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.335, Adjusted R-squared: 0.3316

F-statistic: 100.2 on 15 and 2984 DF, p-value: < 2.2e-16

Depois de ter analisado a influência de cada um das variáveis do nosso modelo, podemos concluir que algumas delas têm pouca influência sobre o modelo, ou melhor uma influência negativa diminuindo o “R-squared”.

Por conseguinte, deveríamos olhar e redefinir o nosso caso base, onde definimos o parâmetro do nosso modelo inicialmente, excluindo algumas variáveis que não explicam profundamente e de forma uníssona sobre a variável resposta tal como race, jobclass, etc.

Além disso, podemos mudar o olhar da nossa variável de resposta “wage” para o “logwage”, desde que percebemos uma não-linearidade dos pontos de dados residuais que provavelmente pode ser causado pela dispersão do intervalo da variável de resposta.

Modelo 2

```

dados_filtrados <- Wage %>% select(-c(region, jobclass, race, health_ins, wage))
modelo2 <- lm(logwage ~ ., data = dados_filtrados)
summary(modelo2)

```

Call:

```
lm(formula = logwage ~ ., data = dados_filtrados)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.63723	-0.14962	0.00968	0.16721	1.25542

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-1.940e+01	5.300e+00	-3.661	0.000256	***
year	1.171e-02	2.643e-03	4.430	9.74e-06	***
age	3.561e-03	5.287e-04	6.736	1.94e-11	***
maritl2. Married	1.740e-01	1.469e-02	11.841	< 2e-16	***
maritl3. Widowed	4.920e-02	6.880e-02	0.715	0.474601	
maritl4. Divorced	6.101e-02	2.477e-02	2.463	0.013821	*
maritl5. Separated	1.310e-01	4.164e-02	3.146	0.001674	**
education2. HS Grad	1.172e-01	2.024e-02	5.791	7.74e-09	***
education3. Some College	2.377e-01	2.134e-02	11.141	< 2e-16	***
education4. College Grad	3.503e-01	2.128e-02	16.465	< 2e-16	***
education5. Advanced Degree	5.106e-01	2.317e-02	22.036	< 2e-16	***
health2. >=Very Good	7.299e-02	1.219e-02	5.988	2.38e-09	***

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

Residual standard error: 0.2925 on 2988 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.311, Adjusted R-squared: 0.3084

F-statistic: 122.6 on 11 and 2988 DF, p-value: < 2.2e-16

Com esse segundo modelo podemos tirar algumas conclusões:

- O R-quadrado teve uma pequena queda para 30.84%, porém o erro padrão residual é de 0.2925, o que mostra que o modelo tem uma precisão razoável para os dados transformados em log.
- O coeficiente de year (0.01171) indica que, para cada ano adicional, espera-se um aumento de aproximadamente 1.17% no salário, assumindo que as demais variáveis são constantes, o que é altamente significativo com um valor p muito baixo (9.74e-06).
- Ter um grau avançado de educação (education5. Advanced Degree) resulta em um aumento esperado de aproximadamente 51.06% no log do salário, que se traduz em um efeito substancial no salário real.

```
step(modelo2, direction='backward')
```

Start: AIC=-7363.31

logwage ~ year + age + maritl + education + health

	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
<none>			255.68	-7363.3
- year	1	1.680	257.36	-7345.7
- health	1	3.068	258.75	-7329.5

```

- age          1      3.883 259.56 -7320.1
- maritl       4      13.546 269.23 -7216.4
- education    4      66.301 321.98 -6679.6

```

Call:

```

lm(formula = logwage ~ year + age + maritl + education + health,
    data = dados_filtrados)

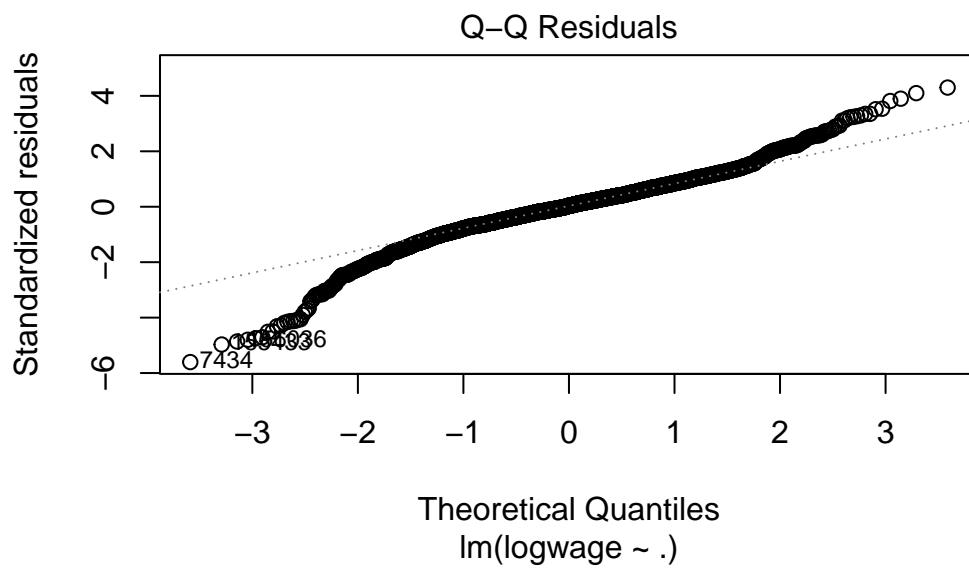
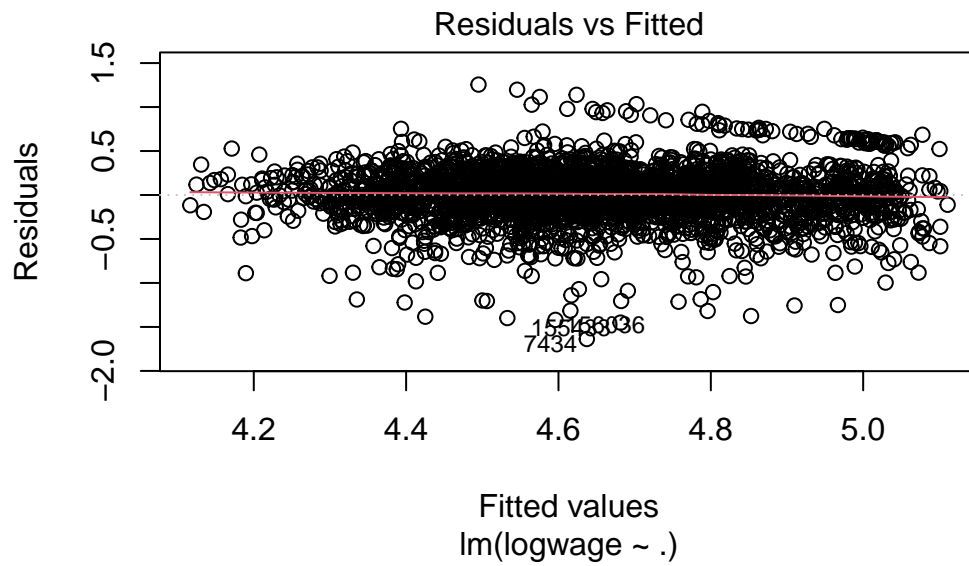
```

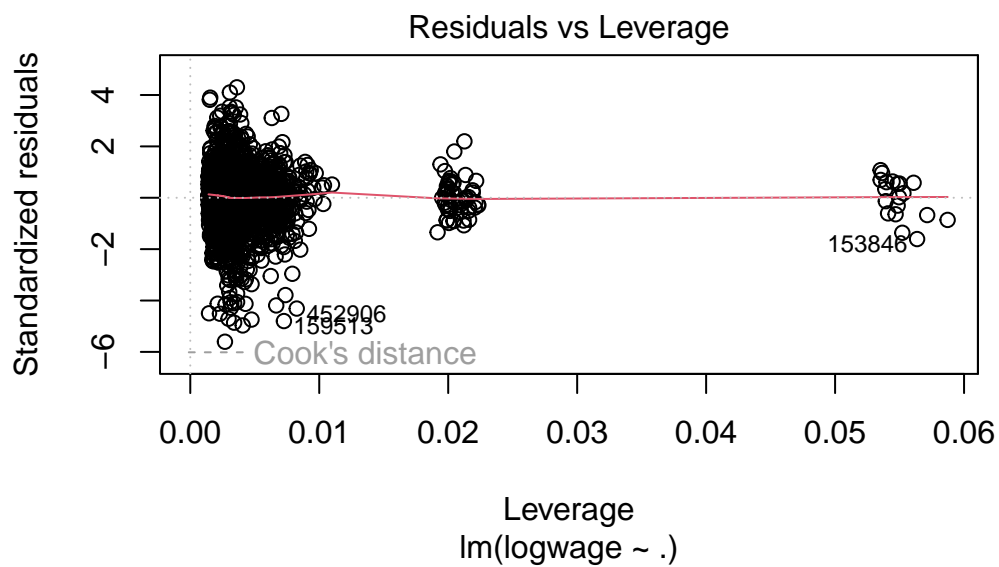
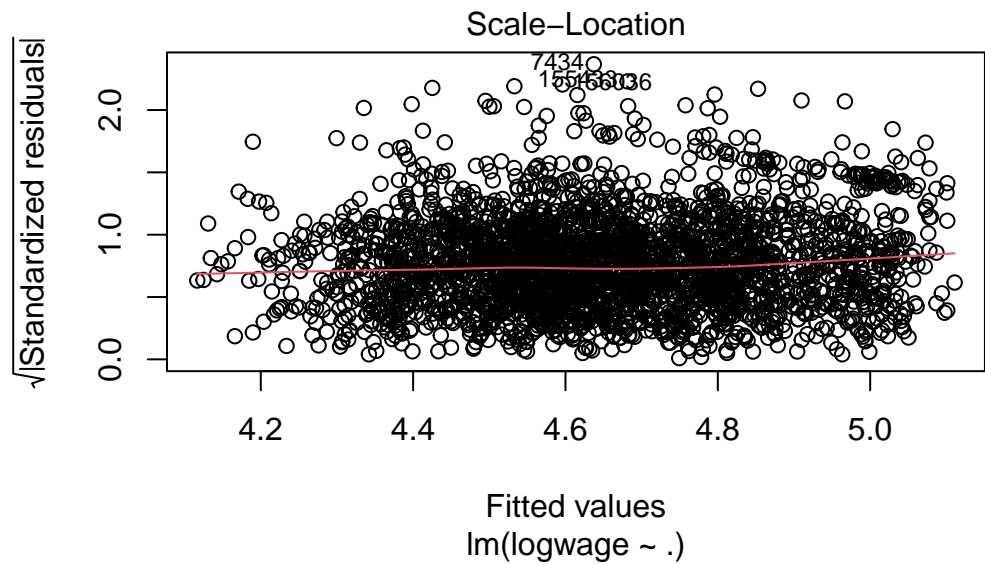
Coefficients:

(Intercept)	year
-19.402749	0.011708
age	maritl2. Married
0.003561	0.173978
maritl3. Widowed	maritl4. Divorced
0.049200	0.061009
maritl5. Separated	education2. HS Grad
0.130984	0.117178
education3. Some College	education4. College Grad
0.237709	0.350309
education5. Advanced Degree	health2. >=Very Good
0.510647	0.072995

Pressupostos do MRLM

```
plot(modelo2)
```





Diante do que foi ajustado com as variáveis, descartando variáveis que impactam negativamente o modelo, podemos observar que foi obtido uma uniformidade dos nossos resíduos que anteriormente estavam formando uma parábola.

Além disso, é notório que existe alguns outliers na nossa base de dados. Logo, o sugerido para

aprimorar o modelo seria a remoção dos outliers conforme mostrado nos passos abaixo.

```
outliers <- outlierTest(modelo2)
```

```
outliers
```

	rstudent	unadjusted p-value	Bonferroni p
7434	-5.633223	1.9332e-08	5.7995e-05
155433	-4.990365	6.3718e-07	1.9115e-03
156036	-4.880845	1.1118e-06	3.3353e-03
159513	-4.817937	1.5229e-06	4.5686e-03
86679	-4.758999	2.0380e-06	6.1140e-03
160130	-4.726695	2.3876e-06	7.1629e-03
160269	-4.528016	6.1870e-06	1.8561e-02
228764	-4.511889	6.6732e-06	2.0020e-02
452906	-4.326002	1.5682e-05	4.7045e-02

A partir dos dados acima podemos notar alguns outliers, os valores identificados na tabela são aqueles com valores de resíduos padronizados (rstudent) extremos e p-valores ajustados por Bonferroni menores que 0.05. Então o próximo passo é remover eles dos nossos dados.

```
outliers_indices <- c(7434, 155433, 156036, 159513, 86679, 160130, 160269, 228764, 452906, 228764)
```

```
wage_sem_outliers <- Wage %>% slice(-outliers_indices)
```

```
glimpse(wage_sem_outliers)
```

```
Rows: 2,996
```

```
Columns: 11
```

```
$ year      <int> 2006, 2004, 2003, 2003, 2005, 2008, 2009, 2008, 2006, 2004,~
$ age       <int> 18, 24, 45, 43, 50, 54, 44, 30, 41, 52, 45, 34, 35, 39, 54,~
$ maritl    <fct> 1. Never Married, 1. Never Married, 2. Married, 2. Married,~
$ race      <fct> 1. White, 1. White, 1. White, 3. Asian, 1. White, 1. White,~
$ education <fct> 1. < HS Grad, 4. College Grad, 3. Some College, 4. College ~
$ region    <fct> 2. Middle Atlantic, 2. Middle Atlantic, 2. Middle Atlantic,~
$ jobclass  <fct> 1. Industrial, 2. Information, 1. Industrial, 2. Informatio~
$ health    <fct> 1. <=Good, 2. >=Very Good, 1. <=Good, 2. >=Very Good, 1. <=~
$ health_ins <fct> 2. No, 2. No, 1. Yes, 1. Yes, 1. Yes, 1. Yes, 1. Yes, 1. Ye~
$ logwage   <dbl> 4.318063, 4.255273, 4.875061, 5.041393, 4.318063, 4.845098,~
$ wage      <dbl> 75.04315, 70.47602, 130.98218, 154.68529, 75.04315, 127.115~
```

```
# verificar se ainda existe outliers ou não
any(outliers_indices %in% rownames(wage_sem_outliers))
```

```
[1] TRUE
```

Modelo 3

```
dados_filtrados <- wage_sem_outliers %>% select(-c(region, jobclass, race, health_ins, wage))
modelo3 <- lm(logwage ~ ., data = dados_filtrados)
summary(modelo3)
```

Call:

```
lm(formula = logwage ~ ., data = dados_filtrados)
```

Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-1.45752	-0.15173	0.00797	0.16506	1.25347

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-1.911e+01	5.241e+00	-3.646	0.000271	***
year	1.156e-02	2.613e-03	4.424	1.00e-05	***
age	3.540e-03	5.224e-04	6.777	1.48e-11	***
maritl2. Married	1.757e-01	1.452e-02	12.103	< 2e-16	***
maritl3. Widowed	5.062e-02	6.797e-02	0.745	0.456455	
maritl4. Divorced	7.483e-02	2.455e-02	3.048	0.002327	**
maritl5. Separated	1.324e-01	4.114e-02	3.219	0.001301	**
education2. HS Grad	1.166e-01	1.999e-02	5.835	5.97e-09	***
education3. Some College	2.425e-01	2.109e-02	11.502	< 2e-16	***
education4. College Grad	3.509e-01	2.102e-02	16.695	< 2e-16	***
education5. Advanced Degree	5.144e-01	2.290e-02	22.461	< 2e-16	***
health2. >=Very Good	6.971e-02	1.205e-02	5.783	8.09e-09	***

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

Residual standard error: 0.289 on 2984 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.3172, Adjusted R-squared: 0.3147

F-statistic: 126 on 11 and 2984 DF, p-value: < 2.2e-16

Com os pequenos ajustes acima percebemos que o ‘R-squared’ foi aprimorado (além do erro residual ter diminuído para 0.289), então o sugerido seria continuar com a eliminação das variáveis que comprometem as seguintes características: Linearidade, Independência dos Erros, Homoscedasticidade, Normalidade dos Erros, Ausência de Multicolinearidade, Independência das Observações;

As observações no conjunto de dados devem ser independentes umas das outras. Isso é especialmente importante em dados de séries temporais ou dados agrupados.

Interpretações do modelo selecionado

```
library(report)
report(modelo3)
```

We fitted a linear model (estimated using OLS) to predict logwage with year, age, maritl, education and health (formula: `logwage ~ year + age + maritl + education + health`). The model explains a statistically significant and substantial proportion of variance ($R^2 = 0.32$, $F(11, 2984) = 126.05$, $p < .001$, adj. $R^2 = 0.31$). The model's intercept, corresponding to `year = 0`, `age = 0`, `maritl = 1`. Never Married, `education = 1`. < HS Grad and `health = 1`. <=Good, is at -19.11 (95% CI [-29.38, -8.83], $t(2984) = -3.65$, $p < .001$). Within this model:

- The effect of year is statistically significant and positive ($\beta = 0.01$, 95% CI [6.44e-03, 0.02], $t(2984) = 4.42$, $p < .001$; Std. $\beta = 0.07$, 95% CI [0.04, 0.10])
- The effect of age is statistically significant and positive ($\beta = 3.54e-03$, 95% CI [2.52e-03, 4.56e-03], $t(2984) = 6.78$, $p < .001$; Std. $\beta = 0.12$, 95% CI [0.08, 0.15])
- The effect of maritl [2. Married] is statistically significant and positive ($\beta = 0.18$, 95% CI [0.15, 0.20], $t(2984) = 12.10$, $p < .001$; Std. $\beta = 0.50$, 95% CI [0.42, 0.58])
- The effect of maritl [3. Widowed] is statistically non-significant and positive ($\beta = 0.05$, 95% CI [-0.08, 0.18], $t(2984) = 0.74$, $p = 0.456$; Std. $\beta = 0.15$, 95% CI [-0.24, 0.53])
- The effect of maritl [4. Divorced] is statistically significant and positive ($\beta = 0.07$, 95% CI [0.03, 0.12], $t(2984) = 3.05$, $p = 0.002$; Std. $\beta = 0.21$, 95% CI [0.08, 0.35])
- The effect of maritl [5. Separated] is statistically significant and positive ($\beta = 0.13$, 95% CI [0.05, 0.21], $t(2984) = 3.22$, $p = 0.001$; Std. $\beta = 0.38$,

95% CI [0.15, 0.61])

- The effect of education [2. HS Grad] is statistically significant and positive (beta = 0.12, 95% CI [0.08, 0.16], $t(2984) = 5.83$, $p < .001$; Std. beta = 0.33, 95% CI [0.22, 0.45])

- The effect of education [3. Some College] is statistically significant and positive (beta = 0.24, 95% CI [0.20, 0.28], $t(2984) = 11.50$, $p < .001$; Std. beta = 0.69, 95% CI [0.58, 0.81])

- The effect of education [4. College Grad] is statistically significant and positive (beta = 0.35, 95% CI [0.31, 0.39], $t(2984) = 16.70$, $p < .001$; Std. beta = 1.01, 95% CI [0.89, 1.12])

- The effect of education [5. Advanced Degree] is statistically significant and positive (beta = 0.51, 95% CI [0.47, 0.56], $t(2984) = 22.46$, $p < .001$; Std. beta = 1.47, 95% CI [1.34, 1.60])

- The effect of health [2. >=Very Good] is statistically significant and positive (beta = 0.07, 95% CI [0.05, 0.09], $t(2984) = 5.78$, $p < .001$; Std. beta = 0.20, 95% CI [0.13, 0.27])

Standardized parameters were obtained by fitting the model on a standardized version of the dataset. 95% Confidence Intervals (CIs) and p-values were computed using a Wald t-distribution approximation.

Fizemos uma análise usando um modelo de regressão linear (estimado por Mínimos Quadrados Ordinários - OLS) para prever o logaritmo do salário (logwage) com base nas variáveis: ano (year), idade (age), estado civil (maritl), nível de escolaridade (education) e saúde (health). O modelo mostra que essas variáveis explicam uma parte significativa da variação no logaritmo do salário ($R^2 = 0,32$), o que significa que cerca de 32% da variação nos salários pode ser atribuída a essas variáveis. A estatística F do modelo é alta ($F(11, 2984) = 126,05$, $p < 0,001$), indicando que o modelo é estatisticamente significativo.

Interpretação dos Resultados do Modelo: Intercepto: O intercepto do modelo é de -19,11, o que representa o valor estimado do logaritmo do salário quando todas as variáveis independentes são iguais a zero. Isso é apenas uma referência e não é interpretável na prática, pois uma idade de 0, estado civil “nunca casado”, escolaridade “menos que o ensino médio” e saúde “ruim” não representam uma situação realista.

Ano (year): A cada ano adicional, o logaritmo do salário aumenta em média 0,01 (ou seja, cerca de 1% quando transformado de logarítmico para o valor original). Isso indica uma tendência positiva nos salários ao longo do tempo. O efeito é estatisticamente significativo ($p < 0,001$).

Idade (age): A cada ano a mais de idade, o logaritmo do salário também aumenta em média 0,0035, indicando que pessoas mais velhas tendem a ganhar salários ligeiramente mais altos. Esse efeito também é estatisticamente significativo ($p < 0,001$).

Estado Civil (maritl):

- Casado: Pessoas casadas tendem a ganhar em média 0,18 a mais no logaritmo do salário em comparação com aquelas que nunca se casaram, o que é um efeito considerável e estatisticamente significativo ($p < 0,001$).
- Viúvo: Não há efeito significativo no salário para viúvos ($p = 0,456$).
- Divorciado: O efeito é positivo (0,07) e estatisticamente significativo ($p = 0,002$), sugerindo que divorciados ganham mais em comparação com os que nunca se casaram, mas o efeito é menor em relação aos casados.
- Separado: O efeito é positivo e significativo (0,13, $p = 0,001$), indicando um aumento considerável no salário em relação a quem nunca se casou.

Educação (education):

Cada nível de escolaridade adicional tem um efeito positivo significativo no logaritmo do salário: - Ensino Médio: Aumento de 0,12, significativo ($p < 0,001$). - Algum Ensino Superior: Aumento de 0,24, significativo ($p < 0,001$). - Graduação: Aumento de 0,35, significativo ($p < 0,001$). - Pós-Graduação: Aumento de 0,51, significativo ($p < 0,001$). Isso mostra que quanto mais alto o nível de escolaridade, maior é o salário, com os pós-graduados tendo o maior impacto.

Saúde (health):

Aqueles com saúde “muito boa” ou melhor ganham em média 0,07 a mais no logaritmo do salário em comparação com aqueles com saúde “boa” ou pior. Este efeito é estatisticamente significativo ($p < 0,001$), indicando que uma melhor saúde está associada a salários mais altos.

Conclusão Prática: Esses resultados indicam que fatores como a escolaridade, o estado civil e a saúde têm impactos positivos e significativos nos salários. Especificamente, o aumento da escolaridade e a melhoria na saúde são associados a salários mais altos, enquanto o estado civil de ser casado também está fortemente associado a ganhos maiores. Esses insights podem ser valiosos para formuladores de políticas e para pessoas que buscam melhorar sua posição no mercado de trabalho, enfatizando a importância da educação e da saúde.

Previsões

Um breve resumo sobre os dados observados:

`summary(Wage)`

year	age	maritl	race
Min. :2003	Min. :18.00	1. Never Married: 648	1. White:2480
1st Qu.:2004	1st Qu.:33.75	2. Married :2074	2. Black: 293
Median :2006	Median :42.00	3. Widowed : 19	3. Asian: 190

Mean	:2006	Mean	:42.41	4. Divorced	: 204	4. Other:	37
3rd Qu.:	2008	3rd Qu.:	51.00	5. Separated	: 55		
Max.	:2009	Max.	:80.00				

education		region		jobclass	
1. < HS Grad	:268	2. Middle Atlantic	:3000	1. Industrial	:1544
2. HS Grad	:971	1. New England	: 0	2. Information:	1456
3. Some College	:650	3. East North Central:	0		
4. College Grad	:685	4. West North Central:	0		
5. Advanced Degree:	426	5. South Atlantic	: 0		
		6. East South Central:	0		
		(Other)	: 0		

health		health_ins		logwage		wage	
1. <=Good	: 858	1. Yes:	2083	Min.	:3.000	Min.	: 20.09
2. >=Very Good:	2142	2. No	: 917	1st Qu.:	4.447	1st Qu.:	85.38
				Median	:4.653	Median	:104.92
				Mean	:4.654	Mean	:111.70
				3rd Qu.:	4.857	3rd Qu.:	128.68
				Max.	:5.763	Max.	:318.34

E agora vamos criar um dataframe para calcular a estimação pontual e intervalar para dois valores médios da variável resposta, a explicativa do nosso modelo...

```
novos_dados_media <- data.frame(
  year = c(2007, 2008),
  age = c(30, 45),
  maritl = factor(c("1. Never Married", "2. Married"),
    levels = c("1. Never Married", "2. Married", "3. Widowed", "4. Divorced", "5. Separated", "6. Other")),
  education = factor(c("2. HS Grad", "3. Some College"),
    levels = c("1. < HS Grad", "2. HS Grad", "3. Some College", "4. College Grad", "5. Advanced Degree")),
  health = factor(c("1. <=Good", "2. >=Very Good"),
    levels = c("1. <=Good", "2. >=Very Good"))
)

estimativas <- predict(modelo3, newdata = novos_dados_media, interval = "confidence")

estimativas
```

	fit	lwr	upr
1	4.319290	4.287592	4.350988
2	4.755296	4.727991	4.782600

Agora, faremos previsões pontuais e intervalares para duas observações específicas...

```
novos_dados_previsao <- data.frame(
  year = c(2009, 2008),
  age = c(50, 35),
  maritl = factor(c("4. Divorced", "1. Never Married"),
    levels = c("1. Never Married", "2. Married", "3. Widowed", "4. Divorced", "5. Separated")
  ),
  education = factor(c("4. College Grad", "2. HS Grad"),
    levels = c("1. < HS Grad", "2. HS Grad", "3. Some College", "4. College Grad", "5. Postgraduate")
  ),
  health = factor(c("2. >=Very Good", "1. <=Good"),
    levels = c("1. <=Good", "2. >=Very Good"))
)

previsoes <- predict(modelo3, newdata = novos_dados_previsao, interval = "prediction")

previsoes
```

	fit	lwr	upr
1	4.792018	4.223358	5.360677
2	4.348553	3.781000	4.916107

Conclusão de Estimação

Primeira Estimação: Estimação Pontual (fit): 4.319290 Intervalo de Confiança (lwr, upr): [4.287592, 4.350988] Interpretação: Para uma combinação específica de características (ano = 2007, idade = 30, estado civil = nunca casado, educação = ensino médio completo, saúde = <=Good), o valor médio esperado de logwage é 4.319290. Estamos 95% confiantes de que o valor médio verdadeiro de logwage para essa combinação de características está entre 4.287592 e 4.350988.

Segunda Estimação: Estimação Pontual (fit): 4.755296 Intervalo de Confiança (lwr, upr): [4.727991, 4.782600] Interpretação: Para outra combinação de características (ano = 2008, idade = 45, estado civil = casado, educação = algum curso superior, saúde = >=Very Good), o valor médio esperado de logwage é 4.755296. Estamos 95% confiantes de que o valor médio verdadeiro de logwage para essa combinação de características está entre 4.727991 e 4.782600.

Conclusão de Previsão

Primeira Previsão: Previsão Pontual (fit): 4.792018 Intervalo de Previsão (lwr, upr): [4.223358, 5.360677] Interpretação: Para uma observação específica (ano = 2009, idade = 50, estado civil = divorciado, educação = graduação completa, saúde = >=Very Good), o valor esperado de logwage é 4.792018. Estamos 95% confiantes de que o valor verdadeiro de logwage para essa observação estará entre 4.223358 e 5.360677. O intervalo de previsão é

mais amplo do que o intervalo de confiança, refletindo a maior incerteza associada a prever um valor individual em vez de uma média.

Segunda Previsão: Previsão Pontual (fit): 4.348553 Intervalo de Previsão (lwr, upr): [3.781000, 4.916107] Interpretação: Para outra observação específica (ano = 2008, idade = 35, estado civil = nunca casado, educação = ensino médio completo, saúde = <=Good), o valor esperado de logwage é 4.348553. Estamos 95% confiantes de que o valor verdadeiro de logwage para essa observação estará entre 3.781000 e 4.916107. Novamente, o intervalo de previsão é mais amplo, refletindo a incerteza na previsão de um valor individual.

Por conseguinte...

As estimações Pontuais e Intervalares: Fornecem uma faixa de valores esperados para a média da população com certas características, com um nível de confiança de 95%.

E as previsões Pontuais e Intervalares: Fornecem uma faixa de valores esperados para observações individuais, com um nível de confiança de 95%, mas com maior incerteza devido à variabilidade individual.

Conclusão e principais resultados do projeto

A análise dos modelos de regressão desenvolvidos para prever o salário (wage) e o logaritmo do salário (logwage) oferece uma visão abrangente sobre as variáveis que influenciam os rendimentos dos indivíduos na amostra. Segue uma análise de cada modelo e das melhorias observadas:

1. Modelo de Regressão Linear Simples (wage) O primeiro modelo, que analisa o salário diretamente, apresentou um R^2 ajustado de 0.3361, indicando que aproximadamente 33,61% da variação no salário pode ser explicada pelas variáveis independentes incluídas. Os coeficientes significativos, como year e age, mostraram que, para cada ano a mais de experiência, há um aumento significativo no salário, enquanto a idade também apresenta uma relação positiva. Além disso, o estado civil e o nível educacional se destacam, com os casados e aqueles com maior escolaridade apresentando rendimentos mais elevados.

Os testes de significância revelaram que a maioria das variáveis, com exceção de algumas categorias de estado civil e raça, são estatisticamente significativas ($p < 0.05$). O erro padrão residual foi de 34, sugerindo uma dispersão considerável nos salários previstos em relação aos salários reais.

2. Modelo de Regressão Logarítmica (logwage) O segundo modelo, que utiliza a transformação logarítmica do salário, apresentou uma redução no erro padrão residual para 0.2925 e um R^2 ajustado de 0.3084. A transformação logarítmica é útil neste contexto, pois permite uma interpretação dos coeficientes em termos de percentagens, facilitando a compreensão dos efeitos proporcionais das variáveis independentes sobre os salários.

Os coeficientes do modelo logarítmico mostraram que, ao contrário do modelo original, a interpretação se torna mais direta: um aumento de um ano na experiência resulta em um aumento percentual no salário, assim como o aumento na idade. As variáveis de estado civil e educação mantiveram sua relevância, com resultados significativos em todas as categorias, exceto para os viúvos. Os resultados indicaram que a condição de saúde teve um impacto positivo e significativo nos salários.

3. Modelo de Regressão Logarítmica Melhorado O terceiro modelo, semelhante ao segundo, também se concentrou na variável logwage. No entanto, este modelo apresentou uma leve melhoria em comparação ao segundo, com um R^2 ajustado de 0.3147 e um erro padrão residual de 0.289. A melhoria pode ser atribuída à inclusão de variáveis que capturam mais adequadamente a variação no logaritmo do salário.

As variáveis que mantiveram significância e relevância no terceiro modelo foram consistentes com os resultados anteriores. A interpretação dos coeficientes é a mesma, mas os resultados mostram que o ajuste adicional ao modelo melhorou a explicação da variação no logwage.

Análise Comparativa e Considerações Finais

Comparando os modelos, observa-se que a transformação logarítmica é benéfica para a interpretação dos resultados e para a redução da variabilidade dos erros. Embora o modelo de salário direto (modelo 1) tenha um R^2 ligeiramente maior, os modelos logarítmicos oferecem uma perspectiva mais robusta sobre a relação percentual entre as variáveis independentes e os salários.

Além disso, a análise de VIF não indicou problemas significativos de multicolinearidade, o que é um sinal positivo para a confiabilidade dos coeficientes estimados. O uso de múltiplos modelos para verificar a robustez dos resultados reforça a importância de variáveis como educação e estado civil na determinação do salário, sugerindo que políticas voltadas para a educação e a melhoria das condições de trabalho podem ser eficazes na elevação dos rendimentos.

Em suma, a análise técnica dos modelos de regressão sugere que a inclusão de variáveis que capturam a experiência, a educação e a saúde são fundamentais para a compreensão da estrutura salarial na amostra estudada, oferecendo insights valiosos para futuras pesquisas e formulação de políticas.