Efeitos do álcool nos estudos

Grupo 04: Maria Eduarda Garcia Mirela Mei

Prof.^a Ana Amélia

Dataset

DESCRIÇÃO

Acompanha o desempenho estudantil na educação secundária em duas escolas portuguesas.

Consideram-se matérias de matemática e português. Na presente análise, estudaremos apenas o primeiro caso.

VARIÁVEIS

Os atributos incluem as notas dos alunos, dispositivos demográficos, sociais e relacionados à escola e foram coletados com o uso de relatórios e questionários escolares.

DADOS COLETADOS

- UCI Machine Learning Repository
- 395 linhas e 33 colunas
- Sem missing data

Dataset

VARIÁVEIS

- Escola em que estuda
- Gênero
- Idade
- Área em que reside
- Tamanho da família
- Estado de coabitação dos pais
- Nível de escolaridade da mãe
- Nível de escolaridade do pai
- Trabalho do pai
- Trabalho da mãe

- Razão pela qual escola foi escolhida
- Quem possui a guarda
- Tempo da escola para casa
- Tempo de estudo semanal
- Repetências
- Suporte escolar extra
- Suporte familiar
- Classes extra pagas
- Atividades extracurriculares
- Frequentou escola de enfermaria
- Pretende cursar ensino superior
- Acesso à internet

- Participa de relação romântica
- Qualidade da relação familiar
- Tempo livre após a escola
- Frequência com que sai com amigos
- Consumo de álcool diário
- Consumo de álcool aos finais de semana
- Estado de saúde
- Número de faltas
- Nota do primeiro período
- Nota do segundo período
- Nota final

DESCRIÇÃO

A análise fatorial é utilizada para tornar mais simples um estudo complexo, reduzindo um grande número de variáveis correlacionadas em fatores com baixa correlação entre si. Ela estabelece a correlação das variáveis observáveis e as organiza em fatores, que por si só são variáveis não observáveis.

Portanto, os dois principais usos da análise fatorial são resumo e redução dos dados, que podem ser muito úteis à medida que o número de variáveis utilizadas em técnicas multivariadas aumenta.

EXPLORATÓRIA (EFA) X CONFIRMATÓRIA (CFA)

Na AFE, deixamos os dados observados determinarem o modelo fatorial subjacente (raciocínio indutivo para inferir um modelo a partir dos dados observados). Já na AFC, derivamos um modelo fatorial a priori (raciocínio dedutivo para fazer hipóteses de uma estrutura antecipadamente). Nesse sentido, uma técnica exploratória "deixa os dados falarem por eles mesmos", não existe uma intervenção do pesquisador predeterminando uma estrutura.

EXEMPLO

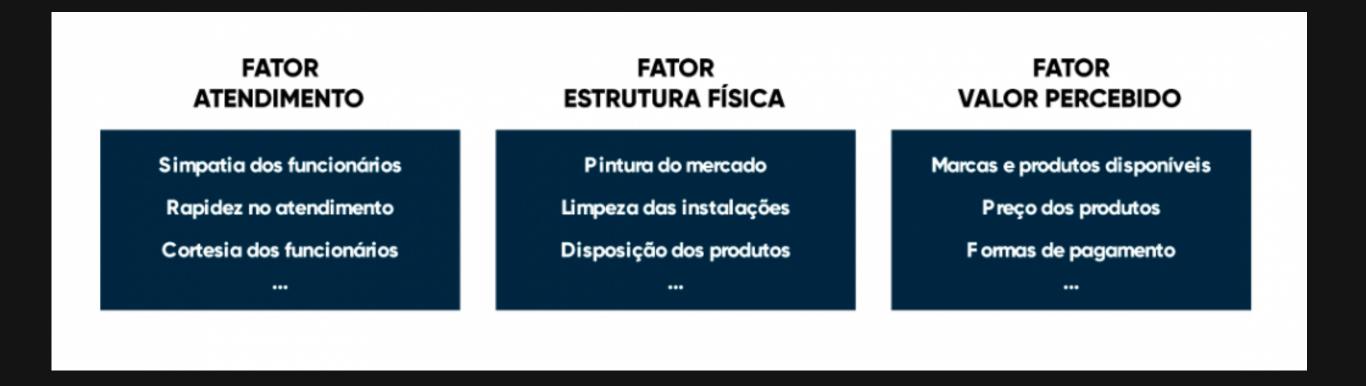
O dono do estabelecimento gostaria de entender o que faz com que os clientes visitem o local uma vez e não voltem depois, preferindo comprar em um concorrente.

Para isso, ele realiza uma pesquisa qualitativa e constata que os clientes reclamam de vários fatores, tais como atendentes de mau humor, o aspecto das verduras, produtos que estão quase chegando na data de validade, formas de pagamento disponíveis dentre outras reclamações.

Ao final da pesquisa, ele percebe que possui mais de cinquenta tipos de reclamações diferentes, e simplesmente não tem tempo para analisar como cada uma delas influencia na sua perda de vendas. Diante disso, decide fazer uma pesquisa quantitativa e utilizar a análise fatorial exploratória.

EXEMPLO

Após aplicar um questionário medindo a satisfação dos clientes em relação aos mais de cinquenta tipos de reclamações, utilizou a análise fatorial e verificou que havia correlação entre algumas reclamações. Dessa forma, ele pôde nomear cada grupo de variáveis e assim compreender quais são os principais fatores que influenciam nas vendas do seu mercado, entender quais são os seus pontos fortes e onde precisa melhorar.



As variáveis escolhidas para a análise foram:

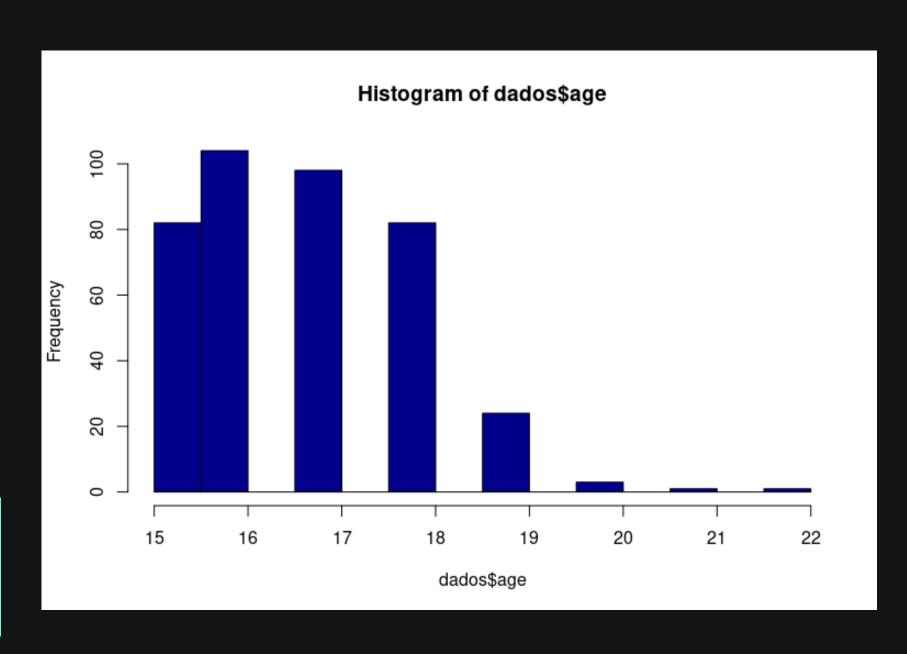
- idade;
- grau de educação da mãe;
- grau de educação do pai;
- tempo da escola para casa;
- tempo estudando;
- reprovações;
- tempo livre;
- frequência que sai de casa;
- consumo de álcool diário;
- consumo de álcool aos fins de semana;
- saúde;
- nota do primeiro período (G1);
- nota do segundo período (G2);

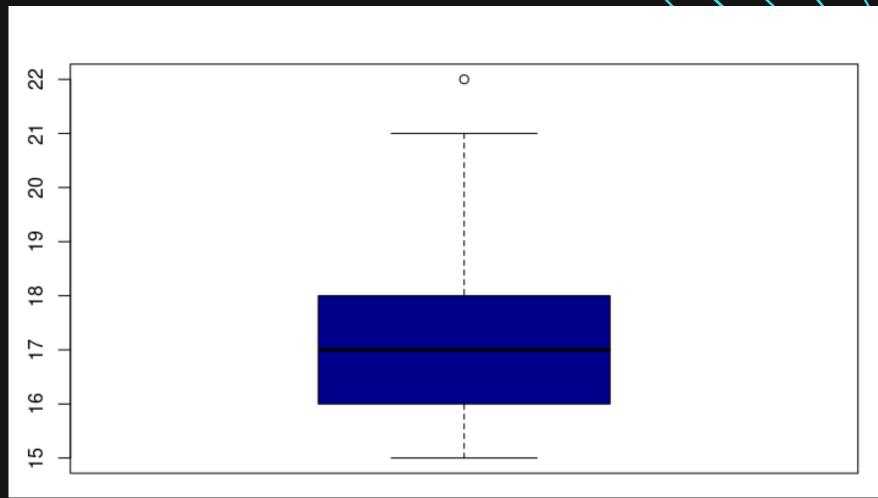


PERGUNTA DA ANÁLISE

Quais fatores podem explicar as médias finais (G3) dos alunos da turma de matemática?

IDADE





GRAU DE EDUCAÇÃO DA MÃE

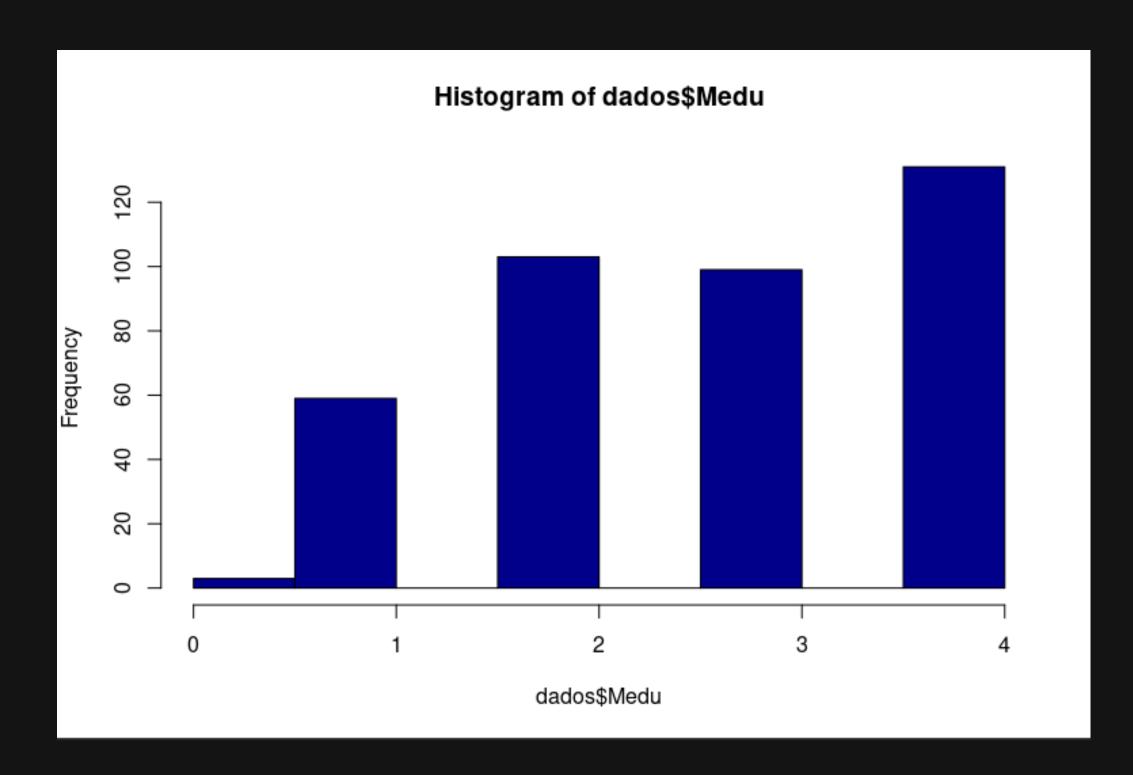
0 - nenhuma

1 - até 4^a série

2 - 5ª á 9ª série

3 - ensino médio

4 - nível superior



GRAU DE EDUCAÇÃO DO PAI

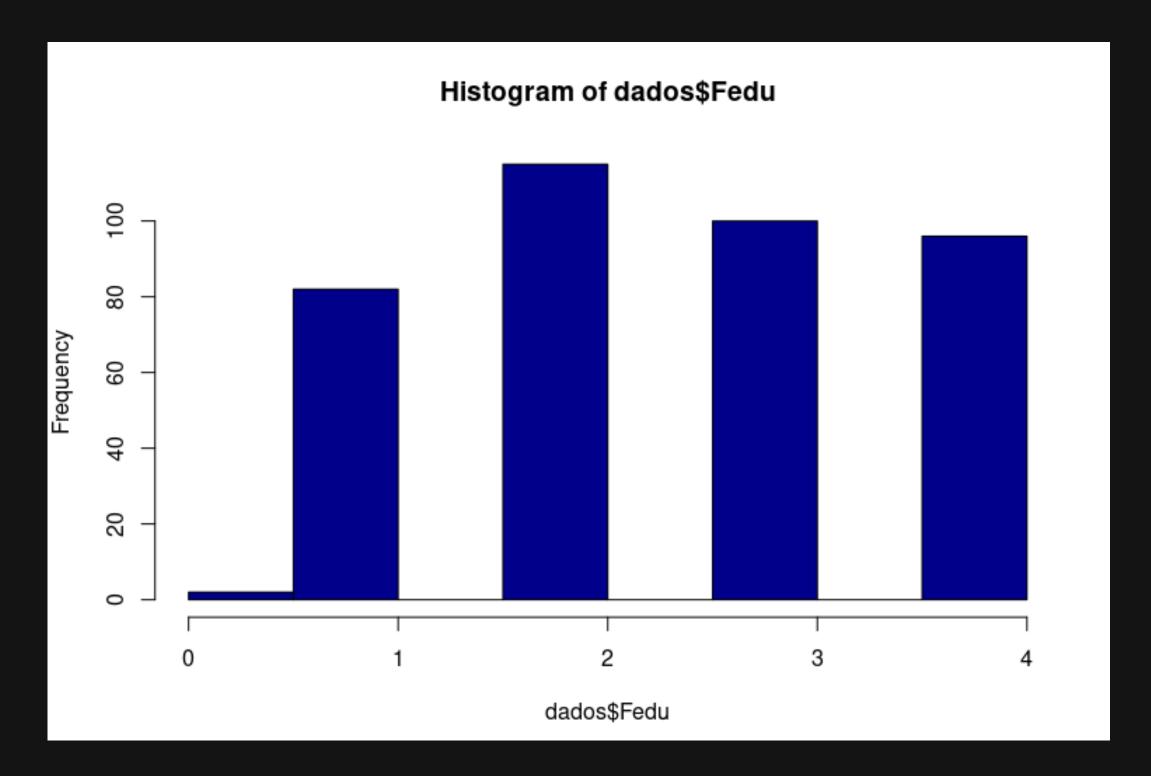
0 - nenhuma

1 - até 4^a série

2 - 5^a á 9^a série

3 - ensino médio

4 - nível superior



TEMPO DA ESCOLA PARA CASA

```
> table(dados$traveltime)

1 2 3 4
257 107 23 8
```

- 1 menos de 15 min
- 2 15 a 30 min
- 3 30 min a 1 hora
- 4 mais de 1 hora

TEMPO ESTUDANDO

13

```
> table(dados$studytime)

1 2 3 4

105 198 65 27
```

- 1 menos de 2 horas
- 2 2 a 5 horas
- 3 5 a 10 horas
- 4 mais de 10 horas

REPROVAÇÕES

```
> table(dados$failures)
0 1 2 3
312 50 17 16
```

TEMPO LIVRE

```
> table(dados$freetime)

1 2 3 4 5

19 64 157 115 40
```

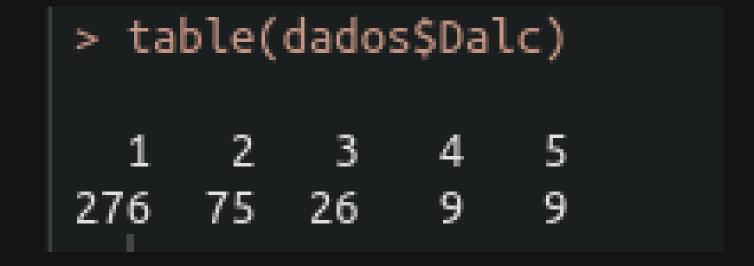
- 1 baixíssimo
- 2 baixo
- 3 médio
- 4 alto
- 5 altíssimo

FREQUÊNCIA QUE SAI DE CASA

```
> table(dados$goout)
1 2 3 4 5
23 103 130 86 53
```

- 1 baixíssimo
- 2 baixo
- 3 médio
- 4 alto
- 5 altíssimo

CONSUMO DE ÁLCOOL DIÁRIO



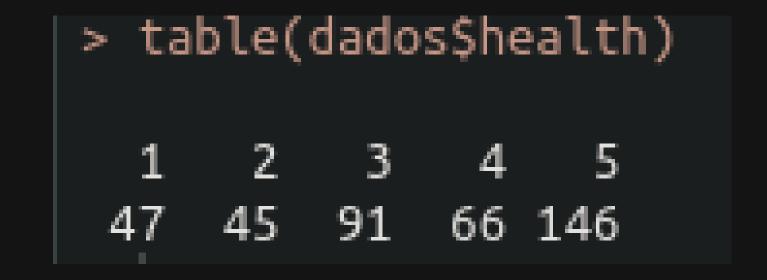
- 1 baixíssimo
- 2 baixo
- 3 médio
- 4 alto
- 5 altíssimo

CONSUMO DE ÁLCOOL FINS DE SEMANA

```
> table(dados$Walc)
1 2 3 4 5
151 85 80 51 28
```

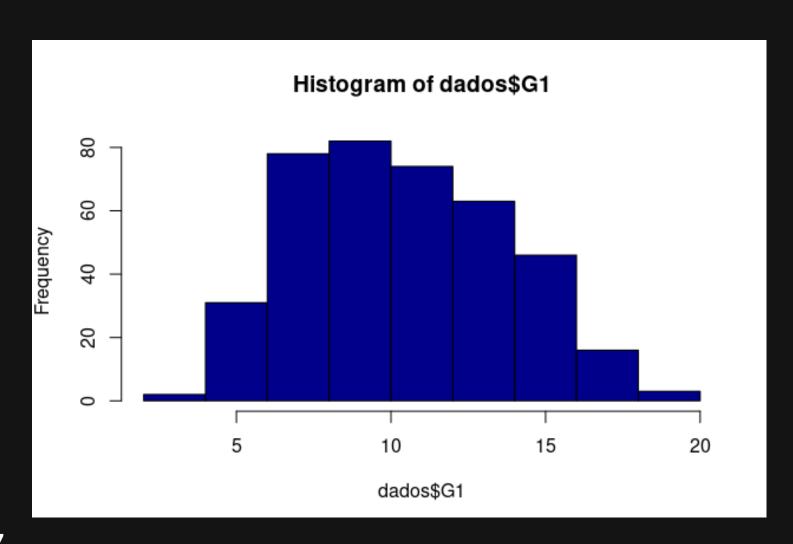
- 1 baixíssimo
- 2 baixo
- 3 médio
- 4 alto
- 5 altíssimo

ESTADO DE SAÚDE

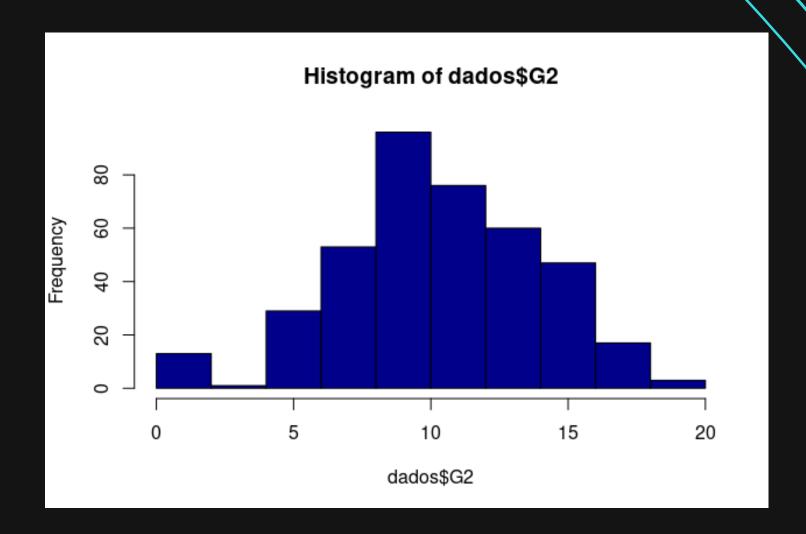


- 1 baixíssimo
- 2 baixo
- 3 médio
- 4 alto
- 5 altíssimo

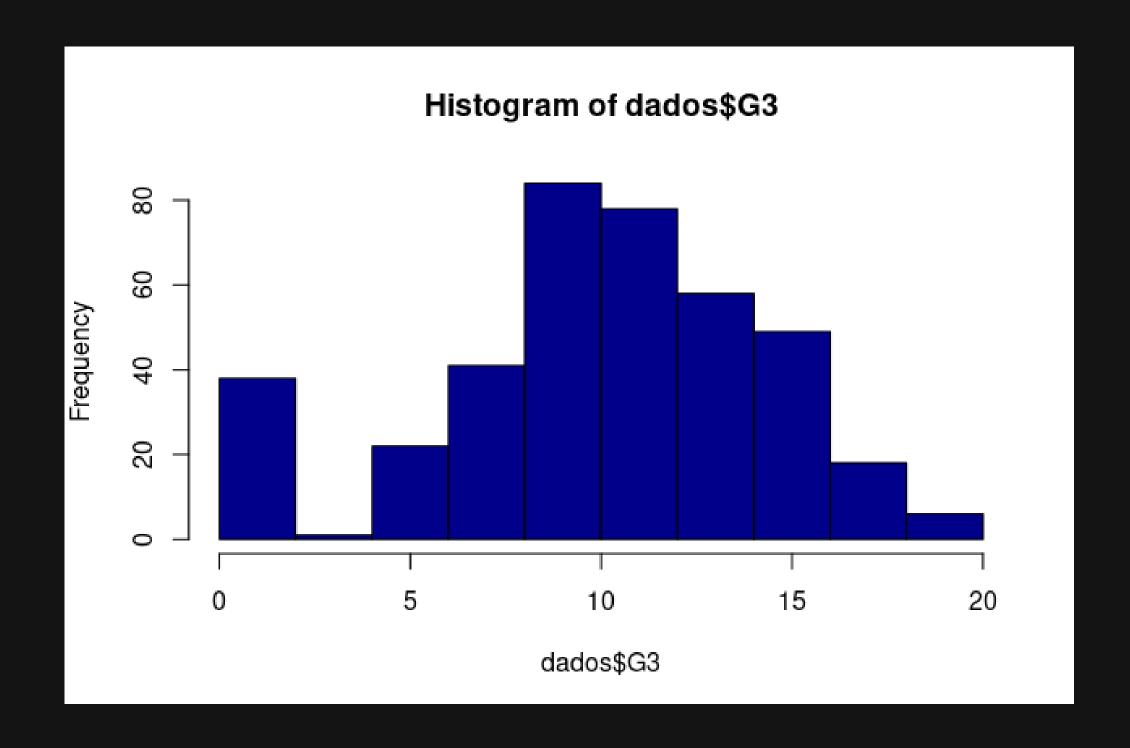
NOTAS PRIMEIRO PERÍODO



NOTAS SEGUNDO PERÍODO



NOTAS FINAIS



ETAPAS

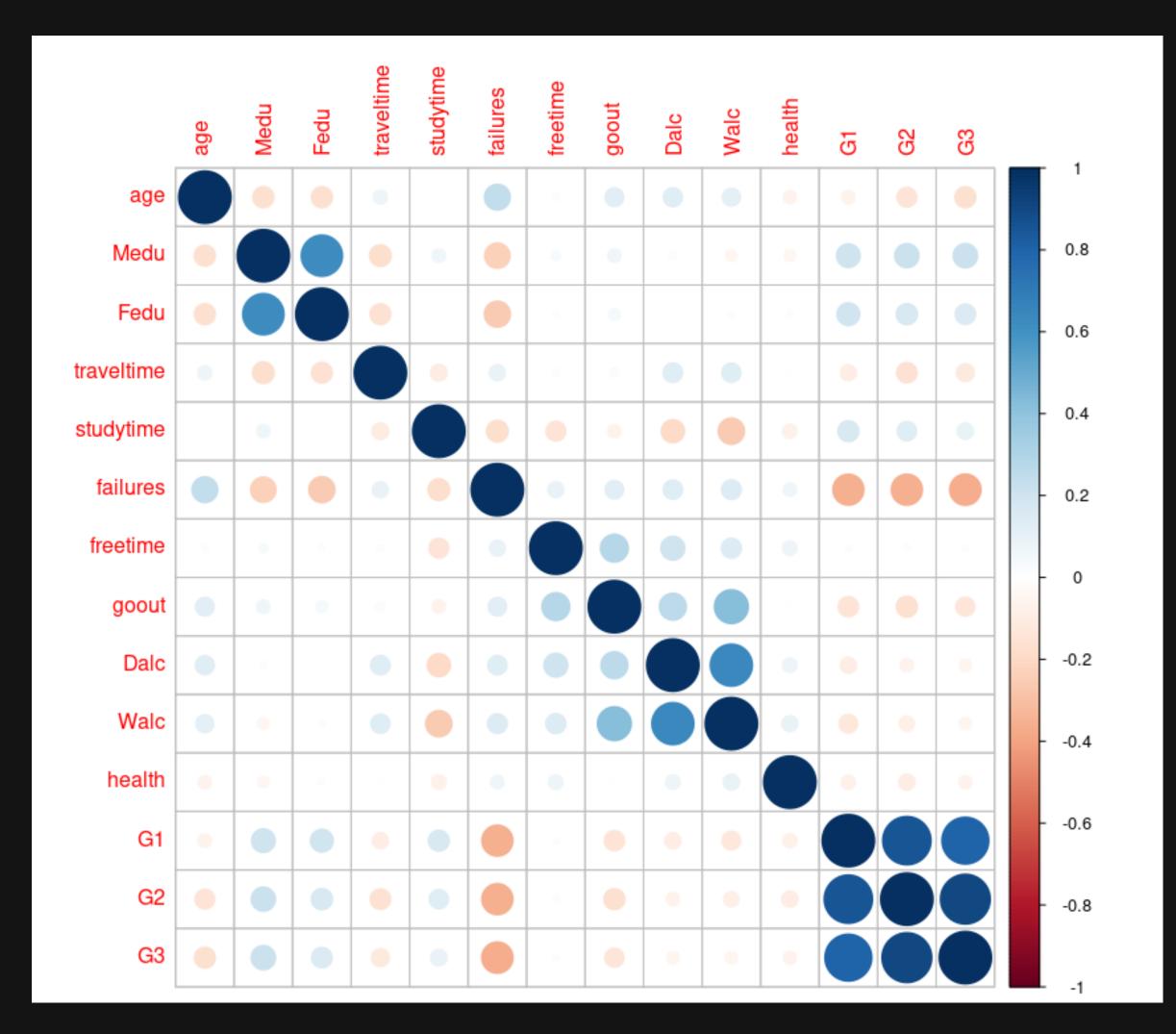
- 1. Matriz de correlação entre as variáveis;
- 2. Cálculo e interpretação do coeficiente KMO (Kaiser-Meyer-Olkin);
- 3. Teste de Bartlett;
- 4. Cálculo e interpretação de MSA (Measure of Sampling Adequacy) para cada variável;
- 5. Determinação do número de fatores através do critério escolhido;
- 6. Rotação dos fatores mostrando as cargas antes e depois da rotação;
- 7. Interpretação dos resultados;

MATRIZ DE CORRELAÇÃO

Para que a análise fatorial seja adequada, as variáveis devem ser correlacionadas. A Matriz de Correlação indica o nível de correlação entre as variáveis.

O triângulo inferior da matriz exibe as correlações simples, r, entre todos os pares possíveis de variáveis incluídas na análise, enquanto os elementos da diagonal, que são todos iguais a 1, em geral são omitidos.

```
matcor <- cor(dados2)
print(matcor, digits = 2)
corrplot(matcor, method="circle")</pre>
```



As correlações em azul são positivas e as vermelhas, negativas. Além disso, o tom mais forte dessas cores indicam uma proximidade maior do valor do valor 1 ou -1.

KMO (KAISER-MEYER-OLKIN)

A medida de adequacidade da amostra de KMO compara as magnitudes dos coeficientes de correlação observados com as magnitudes dos coeficientes de correlação parcial. Pequenos valores de KMO indicam que as correlações entre os pares de variáveis não podem ser explicadas por outras variáveis, indicando que a análise fatorial não é adequada.

```
p = 14
idiag <- seq(1, by = p + 1, length = p)
somar2 <- sum((as.numeric(matcor)[-idiag])^2)
cat("\n KMO = ",somar2 / (somar2 + sum((as.numeric(matcorp)[-idiag])^2)))</pre>
```

TESTE DE BARTLETT

O teste de esfericidade de Bartlett mede se a análise fatorial é adequada ao problema. Em outras palavras, deve-se verificar se existe correlação suficientemente forte para que a análise fatorial possa ser aplicada

Temos aqui um teste de hipóteses:

- HO: a matriz de correlação é uma matriz identidade, não há correlação suficiente entre as variáveis. Análise não é adequada;
- H1: a análise é adequada, existe correlação.

TESTE DE BARTLETT

Bartlett's K-squared = 4571.8, df = 13, p-value < 2.2e-16

Com base nos valores acima, é possível observar que o pvalue é menor do que 5%, portanto rejeitamos H0 e a análise é considerada adequada.

MSA - MEASURE OF SAMPLING ADEQUACY

```
MAA 1 = 0.6866743
MAA 2 = 0.6267143
MAA 3 = 0.5965955
MAA 4 = 0.7389038
MAA 5 = 0.7121953
MAA 6 = 0.887226
MAA 7 = 0.556829
MAA 8 = 0.6515071
MAA 9 = 0.6172841
MAA 10 = 0.5914579
MAA 11 = 0.55028
MAA 12 = 0.829523
MAA 13 = 0.7078214
MAA 14 = 0.763046
```

```
for (j in 1:p) {
   somar2j <- sum(matcor[j, -j]^2)
   cat("\n MAA", j, "=", somar2j / (somar2j + sum(matcorp[j, -j]^2)))
}</pre>
```

MSA indica o grau de explicação dos dados a partir dos fatores encontrados na Análise Fatorial. Caso o MSA indique um grau de explicação menor do que 0.50 significa que os fatores encontrados na análise não conseguem descrever, satisfatoriamente, as variações dos dados originais. É possível notar que a maior parte dos valores ficou entre médio e ruim, com exceção das variáveis 6 (reprovações) e 12 (G1) que obtiveram valores considerados bons.

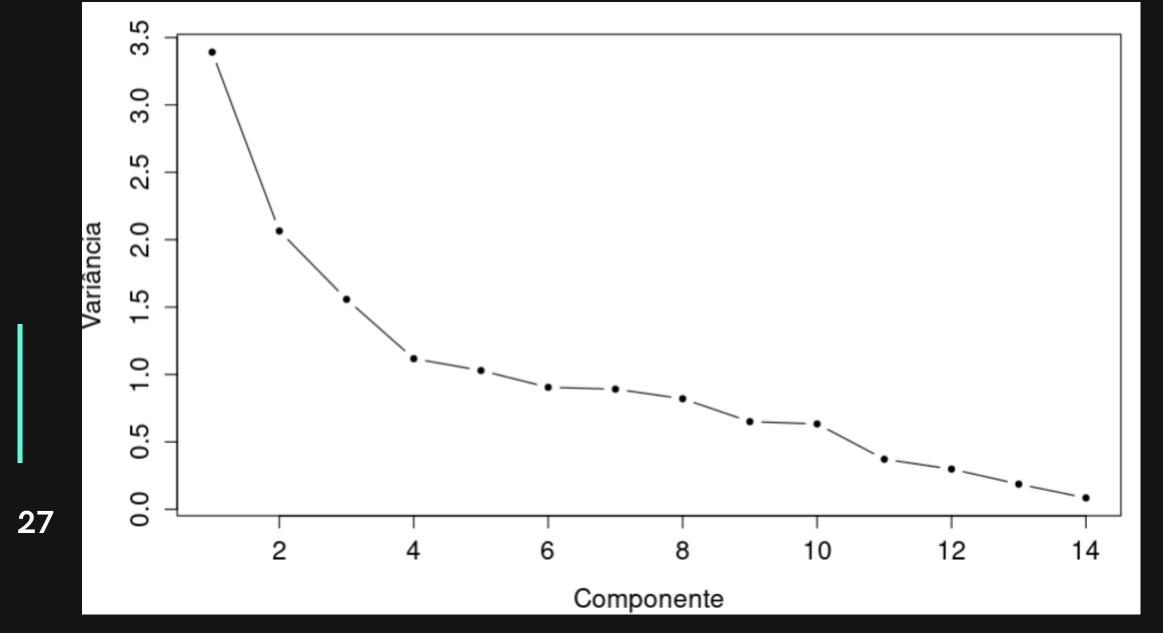
DETERMINAÇÃO DO NÚMERO DE FATORES

O objetivo da extração de fatores é encontrar um conjunto de fatores que formem uma combinação linear das variáveis originais ou da matriz de correlações.

```
acpcor <- prcomp(dados2, scale = TRUE)
summary(acpcor)</pre>
```

DETERMINAÇÃO DO NÚMERO DE FATORES GRÁFICO DE DECLIVE (SCREE PLOT)

Utilizamos o método de representação gráfica (scree plot) para determinar o número de fatores. A escolha deve-se ao fato de ser um método de fácil observação, pois o ponto em que a inclinação suaviza indica o número de fatores a ser usados, que em geral é superior ao revelado pelos autovalores.



De acordo com a plotagem dos componentes calculados pela variância, pode-se observar uma estabilidade ao redor do fator 4, que foi o fator escolhido para realização de nossa análise.

CÁLCULO DAS CARGAS FATORIAIS SEM ROTAÇÃO

De acordo com a escolha de 4 fatores, foi calculada a correlação de cada variável com cada um dos fatores, a carga fatorial. Se essa carga assume um valor positivo, significa que a variável está positivamente correlacionada com o fator, e, se assume valor negativo, essa correlação é negativa. As cargas fatoriais medem o grau de adaptação das variáveis aos fatores.

```
carfat<-principal(dados2, nfactors=4, rotate="none", score=TRUE)</pre>
```

CÁLCULO DAS CARGAS FATORIAIS SEM ROTAÇÃO

```
Principal Components Analysis
Call: principal(r = dados2, nfactors = 4, rotate = "none", scores = TRUE)
Standardized loadings (pattern matrix) based upon correlation matrix
                            PC4
                                  h2
                                          u2 com
           -0.30 0.07 0.32 (0.54) 0.49 0.506 2.3
age
           (0.43) 0.29 -0.67 0.13 0.73 0.267 2.2
Medu
                 0.28 -0.71 0.02 0.72 0.277 1.9
Fedu
traveltime -0.27 0.06 (0.30)-0.20 0.21 0.794 2.8
studytime 0.28 -0.32 -0.01 (0.44)0.38 0.621 2.6
failures -0.58 0.00 (0.16) 0.07 0.37 0.627 1.2
          -0.12 (0.45) 0.01 0.00 0.22 0.780 1.1
freetime
           -0.30 (0.56) -0.13 0.36 0.55 0.453 2.5
goout
          -0.30(0.73)0.11-0.040.630.3681.4
Dalc
          -0.35 (0.75) 0.12 -0.03 0.70 0.302 1.5
Walc
health
                (0.10) -0.08 -0.65 0.46 0.542 1.2
           (0.83) 0.21 0.33 0.03 0.85 0.149 1.5
G1
G2
           0.86) 0.24 0.34 -0.01 0.92 0.077 1.5
```

A matriz não rotada apresenta, muitas vezes, dificuldades para ser interpretada pelo fato de que, os fatores, em geral, são correlacionados com muitas variáveis.

CÁLCULO DA ROTAÇÃO VARIMAX

Uma rotação fatorial é o processo de manipulação ou de ajuste dos eixos fatoriais para conseguir uma solução fatorial mais simples e pragmaticamente mais significativa, cujos fatores sejam mais facilmente interpretáveis. O método Varimax é um método de rotação ortogonal, sendo o mais comumente utilizado dentre os métodos ortogonais, que procura minimizar o número de variáveis que apresentam altas cargas em cada fator.

```
carfatr<-principal(dados2, nfactors=4, rotate="varimax", score=TRUE)</pre>
```

CÁLCULO DA ROTAÇÃO VARIMAX

```
Principal Components Analysis
Call: principal(r = dados2, nfactors = 4, rotate = "varimax", scores = TRUE)
Standardized loadings (pattern matrix) based upon correlation matrix
                                <u>RC</u>4
                                        h2
                                               u2 com
            -0.13 0.24 -0<u>.3</u>0 (0.57)0.49 0.506 2.1
age
             0.13 \quad 0.10 \quad (0.84) \quad 0.00 \quad 0.73 \quad 0.267 \quad 1.1
Medu
                  0.09 (0.83)-0.11 0.72 0.277 1.1
Fedu
traveltime -0.06 (0.15)-0.39 -0.16 0.21 0.794 1.7
          0.12 - 0.35 \quad 0.13 \quad (0.47) \quad 0.38 \quad 0.621 \quad 2.2
studytime
                  (0.21)-0.37 0.08 0.37 0.627 2.5
failures
             0.02 (0.47) 0.03 - 0.05 0.22 0.780 1.0
freetime
            -0.19
                   (0.65) 0.15 0.27 0.55 0.453 1.7
goout
            -0.01 (0.78) -0.09 -0.10 0.63 0.368 1.1
Dalc
                  (0.82)-0.11 -0.10 0.70 0.302 1.1
Walc
health
                  (0.07) - 0.07 - 0.67 0.46 0.542 1.1
            (0.91)-0.04 0.10 0.09 0.85 0.149 1.0
G1
             0.95)-0.03 0.10 0.05 0.92 0.077 1.0
G2
```

Com o processo da rotação, a matriz de fatores resulta numa matriz mais simples, sendo que a rotação não afeta as comunalidades e a porcentagem da variância explicada.

INTERPRETAÇÃO DOS FATORES

Na matriz rotada, tem-se:

- O fator 1 apresenta altos coeficientes para as variáveis G1 e G2;
- O fator 2 apresenta altos coeficientes para as variáveis traveltime, failures, freetime, goout, Dalc (consumo de álcool diário), Walc (consumo de álcool em finais de semana), health;
- O fator 3 apresenta altos coeficientes para as variáveis Medu (grau de escolaridade da mãe), Fedu (grau de escolaridade do pai);
- O fator 4 apresenta altos coeficientes para as variáveis age, studytime;

Pode-se dizer, portanto, que a descrição de cada um dos fatores é:

- Fator 1: Notas finais dos dois anos anteriores
- Fator 2: Características pessoais, como o quanto viaja, sai, quanto tempo tem livre, saúde e consumo de álcool
- Fator 3: Estrutura familiar e educacional da família
- Fator 4: Características pessoais diretamente relacionadas ao rendimento escolar, como idade e tempo de estudo

RESPOSTA À PERGUNTA INICIAL

A pergunta inicial a ser respondida foi: Quais fatores podem explicar as médias finais (G3) dos alunos da turma de matemática?

Entende-se que, pela análise fatorial, esses fatores são:

- As notas finais dos anos anteriores, ou seja, o desempenho do aluno até então e o quanto absorveu os anos anteriores ao final
- Características pessoais
- Características familiares
- Características relacionadas ao rendimento

Esses fatores parecem apresentar verossimilhança com a realidade e aparentem explicar o fenômeno com medidores relevantes.

Observação: Algumas variáveis poderiam estar melhor distribuídas entre os fatores, como reprovações (failures) pertencendo ao fator 4 e idade (age) ao fator 2.

CONCLUSÃO

Assim, a análise fatorial foi uma boa escolha para responder à pergunta inicial, uma vez que apresentou resultados consistentes.

Bibliotecas utilizadas

```
library(corrplot)
library(dplyr)
library(psych)
library(GPArotation)
library(Rcmdr)
```

Referências

OLIVEIRA, B. **Análise Fatorial: Uma importante técnica multivariada.** Disponível em: ">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/>">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/>">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/>">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/>">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/>">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/>">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/>">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/>">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/>">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/>">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/>">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/>">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/>">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/>">https://statplace.com.br/blog/analise-fatorial/

ABUD, D. et al. **Análise fatorial Metodologias COLEÇÃO.** [s.l: s.n.]. Disponível em: https://repositorio.enap.gov.br/bitstream/1/4790/1/Livro%20An%C3%A1lise%20Fatorial.pdf.

BATTISTI, I. D. E.; SMOLSKI, F. M. DA S. Capítulo 2 Análise Fatorial | Software R: curso avançado. [s.l: s.n.].

Análise fatorial em R. [s.l: s.n.]. Disponível em: http://wiki.icmc.usp.br/images/b/b5/Factanalysis.pdf>. Acesso em: 12 dez. 2022.

MATOS, Daniel; RODRIGUES, Erica. **Análise fatorial.** Disponível em https://repositorio.enap.gov.br/bitstream/1/4790/1/Livro%20Análise%20Fatorial.pdf.

AMARAL, Ernesto. Aula 28 - Correlação e análise fatorial. Disponível em https://www.ernestoamaral.com/docs/dcp046-111/Aula28.pdf

SILVA, Naje; FERREIRA, Wederson; CIRILLO, Marcelo; SCALON, João. **O uso da análise fatorial na descrição e identificação dos perfis característicos de municípios de Minas Gerais.** Disponível em http://jaguar.fcav.unesp.br/RME/fasciculos/v32/v32_n2/A3_Naje_Wederson.pdf

PEREIRA, André; PALUDO, Berenice; VIEIRA, Manoel; CERBARO, Rodolfo. **Apostila Análise Fatorial.** Disponível em https://www.upf.br/_uploads/Conteudo/cepeac/textos-discussao/texto-02-2019.pdf.

REIS, Denise. Capítulo 2: Análise Fatorial. Dispoível em https://smolski.github.io/livroavancado/analisf.html

Obrigada!