Métodos de Estatística Aplicada com Python Aula 9

Carlos Góes¹

¹Pós-Graduação em Ciência de Dados Instituto de Educação Superior de Brasília

2017

Sumário

- Medidas de associação entre variáveis
- Teste do Qui-Quadrado
 - Uniformidade
 - Independência
 - Uniformidade = Independência?
- Covariância e Correlação
 - Covariância
 - Correlação

Sumário

- Medidas de associação entre variáveis
- 2 Teste do Qui-Quadrado
 - Uniformidade
 - Independência
 - Uniformidade = Independência?
- 3 Covariância e Correlação
 - Covariância
 - Correlação

Medidas de associação entre variáveis Intuição

- Até agora o que vimos:
 - O que são parâmetros e estatísticas; populações e amostras;
 - Como resumir características de variáveis (média, mediana, moda, quantis, intervalos);
 - Como apresentar esses resumos graficamente;
 - Medidas de variabilidade (variância, desvio padrão);
 - Como entender probabilidades e funções probabilísticas;
 - Como medir a incerteza de nossas estimativas amostrais (erro padrão);
 - Como testar hipóteses quanto a médias e intervalos.

Medidas de associação entre variáveis Intuição

- O que tudo isso tem em comum?
 - Todas elas trabalham com formas diferentes de descrever uma só variável.
 - Agora, vamos trabalhar com medidas de associação entre duas ou mais variáveis.

Sumário

- Medidas de associação entre variáveis
- Teste do Qui-Quadrado
 - Uniformidade
 - Independência
 - Uniformidade = Independência?
- 3 Covariância e Correlação
 - Covariância
 - Correlação



Definição

- O teste do qui-quadrado serve para medir a distribuição de proporções de variáveis categóricas diferentes
- Ele tem duas funções, que vamos ver a seguir
 - A mensuração da homogeneidade de distribuições entre populações diferentes.
 - A mensuração da *independência* entre categorias diferentes e grupos específicos de uma mesma população.

Definição

- O teste do qui-quadrado tem esse nome porque a estatística que construímos para o teste segue uma distribuição $\chi^2(gl)$, em que gl é o número de graus de liberdade.
- O teste se define da da seguinte maneira:

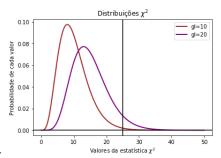
$$X^{2} = \sum_{n=1}^{N} \frac{(contagem \ observada_{i} - contagem \ esperada_{i})^{2}}{contagem \ esperada_{i}}$$

$$X^{2} = \sum_{i=1}^{N} \frac{(O_{i} - E_{i})^{2}}{E_{i}}$$

$$(1)$$

Intuição

- O teste mede o quadrado da distância entre a contagem esperada e a contagem observada (numerador), normalizado pela contagem esperada (denominador).
- Essa estatística vai ser comparada com a distribuição (dados os graus de liberdade) e, assim como em outros teste de hipótese, vamos ver qual é a proporção acima da estatística de corte:



chi2.png

Teste de Uniformidade

- A primeira coisa para que podemos utilizar um teste de qui-quadrado é para tester se a distribuição de categorias diferentes (ou de populações diferentes) é uniforme.
- Assim sendo, a hipótese nula seria:

$$H_0$$
: $f_a = f_b = \dots = f_N$

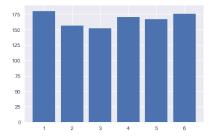
$$H_a$$
 : $\neg H_0$ (nem todas as frequencias são iguais)

• Como sempre, se rejeitarmos a hipótese nula (H_0) , aceitamos a hipótese alternativa



Teste de Uniformidade

- Vamos voltar ao nosso famoso exemplo do dado.
- Sabemos que para essa distribuição vai ser uniforme, por construção.



 Portanto, se fizermos um teste de qui-quadrado nessa distribuição de frequências, não poderemos rejeitar a hipótese nula de que todas as frequências são iguais (ou seja, a distribuição é uniforme)

Teste de Uniformidade

Plotar o histograma e gravar a distribuição:

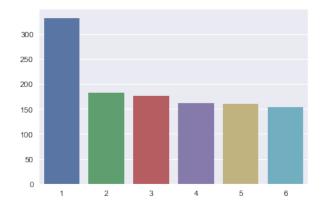
Usar a distribuição para fazer o teste:

```
print('Distribuição: {} \n'.format(dist) + \
      str(stats.chisquare(dist)))
```

• Como o p > 0.1, não há evidência alguma de para rejeitar a hipótese nula.

Teste de Uniformidade

• Mas e se nosso dado fosse viciado, com maior frequência de seis?



Teste de Uniformidade

Plotar o histograma e gravar a distribuição:

```
dist[0] = 2*dist[0]
eixox = list(range(1,7))
sns.barplot(x=eixox, y=dist)
```

Usar a distribuição para fazer o teste:

• Como o p < 0.00, há fortíssima evidência alguma de para rejeitar a hipótese nula.

Teste de Independência

- Imagine que uma população ou amostra de divida, integralmente, em várias características mutuamente excludente.
- Imagine também que se somarmos todas essas características, chegamos ao conjunto total da população:
 - Exemplo: raça dos brasileiros.
 - P(negro ou branco ou outro) = 1
- Imagine ainda que podemos ter subgrupos dessa população e, em cada um dos subgrupos, os indivíduos também se dividem nessas categorias.
 - Exemplo: estados brasileiros.



Teste de Independência

- Se os subgrupos forem independentes das categorias, o que deveríamos esperar?
 - Que a proporção de cada categoria no total da população fosse mais ou menos igual em cada subgrupo
 - Ou seja, que a proporção de cada categoria *não dependa* do subgrupo que esteja sob análise.

Teste de Independência

• A hipótese nula é, portanto, que, para cada grupo $g = \{1, \dots G\}$ e categoria $c = \{1, \dots C\}$:

$$H_0$$
 : $p_{1,c} = \ldots = p_{G,c} \quad \forall \quad c$
 H_a : $\neg H_0$

Traduzindo:

$$H_0$$
 : $p_{am,raca} = p_{df,raca} = p_{pb,raca} = \dots = p_{rs,raca} \ \forall \ raca$
 H_a : $\neg H_0$ (Não H_0)

↓□▶ ↓□▶ ↓□▶ ↓□▶ ↓□ ♥ ♀○

Teste de Independência

- Vamos usar dados do Censo da Educação Superior e ver se a distribuição racial é independente dos cursos.
- Primeiro carregamos os dados

```
arquivo = r"C:\Users\CarlosABG\Documents\IESB\aula 9\DM_ALUNO\cesdf.csv"
cesdf = pd.read_csv(arquivo, sep='|', encoding='latin_1')
print(cesdf)
```

• Podemos ver quantos estudantes estão listados:

```
cesdf.shape
```

Quantos alunos há em cada curso:

```
cesdf.groupby('NO_CURSO').count()
```

E listar cursos específicos:

```
cesdf.groupby('NO_CURSO').count().loc[['DIREITO', 'MEDICINA',
'CIÊNCIAS ECONÔMICAS', 'ESTATÍSTICA']]
```

4 D > 4 A > 4 B > 4 B > B 9 Q C

Teste de Independência

 Consultando o dicionário de daodos, sabemos o que significam os números que representam a cor/raça dos estudantes:

34	29	CO_COR_RACA_ALUNO	Código da cor/raça do aluno	Num	8	Branca Preta Preta Amarela Indígena Não dispõe da informação Aluno não quis declarar cor/raca
----	----	-------------------	-----------------------------	-----	---	---

Teste de Independência

 Com isso, construímos um dicionário com essas informações, e substituímos os números por strings:

```
racedict = {
    1: 'Branca',
    2: 'Preta',
    3: 'Parda',
    4: 'Amarela',
    5: 'Indigena',
    6: np.nan,
    0: np.nan
}

cesdf['CO_COR_RACA_ALUNO'] = [racedict[int(aluno)]
for aluno in cesdf['CO_COR_RACA_ALUNO']]
```

Teste de Independência

 Finalmente, construímos uma tabela que faz uma contagem de frequência por raça e curso:

```
tabulacao = pd.crosstab(cesdf['NO_CURSO'], cesdf['CO_COR_RACA_ALUNO'])
print(tabulacao)
```

Excluímos os cursos pequenos (menor que 5000 estudantes):

```
tabulacao = tabulacao[ tabulacao.sum(axis=1) > 5000 ]
print(tabulacao)
```

• E fazemos o teste de qui-quadrado:

• Como o p < 0.00, há fortíssima evidência alguma de para rejeitar a hipótese nula.

Uniformidade = Independência?

- Há um jeito simples de compreender intuitivamente como esses dois conceitos estão relacionados.
- Vamos primeiro calcular a porcentagem de negros em cada curso:

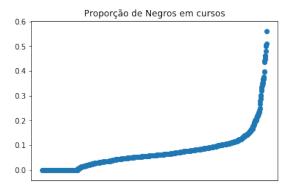
```
cesdf['NEGRO'] = (cesdf['CO_COR_RACA_ALUNO'] == 'Preta')
negro = cesdf.groupby('NO_CURSO')['NEGRO'].mean().sort_values()
print(negro)
```

• E plotar pontos que representam os cursos:

```
y_pos = range(0, len(negro))
plt.scatter(y_pos, negro)
plt.title('Proporção de Negros em cursos')
plt.tick_params(
    axis='x',
    bottom='off',
    labelbottom='off')
plt.show()
```

Uniformidade = Independência?

O resultado é esse:



- O que isso significa?
- Se a distribuição fosse uniforme, todas as bolhas estariam mais ou menos na mesma altura.

Sumário

- Medidas de associação entre variáveis
- Teste do Qui-Quadrado
 - Uniformidade
 - Independência
 - Uniformidade = Independência?
- 3 Covariância e Correlação
 - Covariância
 - Correlação

Definição

• Vocês lembram de como se calcula a variância de uma amostra?

$$var(y) = \frac{\sum_{n=1}^{N} (y_n - \bar{y})^2}{N - 1}$$
 (2)

Perceba que:

$$var(y) = \frac{\sum_{n=1}^{N} (y_n - \bar{y})(y_n - \bar{y})}{N - 1}$$
 (3)

Definição

Covariância é uma extensão desse conceito:

$$covar(x,y) = \frac{\sum_{n=1}^{N} (x_n - \bar{x})(y_n - \bar{y})}{N - 1}$$
 (4)

- O que isso significa?
 - Se os valores mais altos de x (+ acima de \bar{x}) corresponderem aos mais altos de y (+ acima de \bar{y}), enquanto os mais baixos de x corresponderem aos mais baixos de y a covariância será positiva (x, y terão associação positiva).
 - Se, ao contrário, os valores mais altos de x corresponderem aos mais baixos de y, enquanto os mais baixos de x corresponderem aos mais altos de y, a covariância será negativa (x, y terão associação negativa).

- 4 ロ ト 4 個 ト 4 種 ト 4 種 ト - 種 - からぐ

Aplicação

- Vamos utilizar uma base de dados de passagens aéreas para tentar analisar covariância entre distância e preços
- Carregue a base de dados (que está no formato do programa estatístico Stata) e veja o cabeçalho:

```
file = 'https://github.com/omercadopopular/cgoes/blob/master/StatsPython/
data/wooldridge/airfare.dta?raw=true'
df = pd.read_stata(file)
print(df.head())
```

Vamos excluir as variáveis que não interessam:

E alterar o nome de uma variável para português:

```
df = df.rename(columns = {'fare':'preco'})
print(df.head())
```



Aplicação

- Como calcular a covariância entre preços e distância?
- Primeiro escrevemos uma fórmula de covariância:

```
def cov(x,y):
    if len(x) != len(y):
        return 'Variáveis de tamanho diferente'

else:
    media_x = np.mean(x)
    media_y = np.mean(y)

    numerador = np.sum((x - media_x) * (y - media_y))
    denominador = len(x) - 1

    return numerador / denominador
```

Depois a aplicamos:

Aplicação

• Ou podemos simplesmente utilizar o numpy:

```
np.cov(df['preco'],df['dist'])
```

Correlação Definição

- Um jeito mais simples de entender essa relação de associação positiva é transformar a covariância entre duas variáveis num índice de correlação.
- O índice de correlação, denominado pela letra grega ρ (pronúncia: "rô"), é a covariação *normalizada*, de tal modo que

$$\rho_{\mathsf{x},\mathsf{y}} \in \{-1,1\}$$

Definição

- Como que essa padronização é feita?
- Divindo a covariância pelo produto dos desvios padrão de x (s_x) e y (s_y):

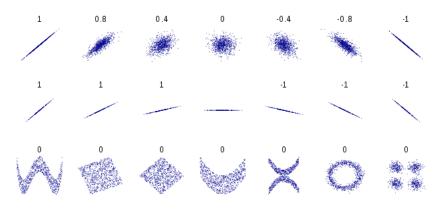
$$\rho_{x,y} = \frac{cov(x,y)}{s_x s_y} \tag{5}$$

Intuição

- O que esse valor de -1 a +1 significa?
 - +1 é a correlação positiva máxima, de modo que uma série é uma transformação linear da outra (ex: 2x comparado com x)
 - -1 é a correlação negativa máxima, de modo que uma série é o inverso uma transformação linear da outra (ex: -4x comparado com x).
 - Valores intermediários representam graus distintos de associação:

Intuição

 Um jeito fácil de entender a correlação é por meio de diagramas de dispersão:



Aplicação

Vamos extender nosso programa para calcular a correlação:

```
def corr(x,y):
   numerador = cov(x,y)
   denominador = np.std(x, ddof=1) * np.std(y, ddof=1)
   return numerador / denominador
```

• E calcular o índice:

```
corr(df['preco'],df['dist'])
```

Ou simplesmente usar o numpy:

```
np.corrcoef(df['preco'],df['dist'])
```

Aplicação

 Por último, podemos ver a relação entre as duas variáveis graficamente, por meio de um diagrama de dispersão:

Intuição

• Impressão da máquina:

